

9/99

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE .

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR .

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE .

Département d'électronique .

المدرسة الوطنية للتكنولوجيا
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

Mémoire de fin d'étude .

**Réalisation d'un module de reconnaissance
de cellules anormales dans le but d'aide
au dépistage du cancer .**

Proposé et dirigé par :

M^{me} L.Hamami .

M^{me} A.Bousbia-Salah

Réalisé par :

Djabelkhir Fahima .

Harkati Samir .

Promotion 1998 – 1999 .

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE .

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR .

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE .

Département d'électronique .



Mémoire de fin d'étude .

**Réalisation d'un module de reconnaissance
de cellules anormales dans le but d'aide
au dépistage du cancer .**

Proposé et dirigé par :

M^{me} L.Hamami .

M^{me} A.Bousbia-Salah

Réalisé par :

Djabekhir Fahima .

Harkati Samir .

Promotion 1998 – 1999 .

Remerciement



Nous adressons nos vifs remerciements Tout d'abord à M^{me} L.Hamami et M^{me} A.Bousbia-Salah , qui n'ont ménagé ni leur temps , ni leurs efforts à chaque sollicitation de notre part . Ainsi que leurs critiques et conseils qui nous ont été très précieux .

Nous remercions également les membres du jury d'avoir accepté d'examiner notre travail.

Finalement , nous nous devons de remercier tous les enseignants de l'E.N.P pour avoir veillé sur notre formation durant notre cursus universitaire .

Dédicace

A la mémoire de mon grand père .

A ma très chère mère qui m'a soutenue durant toute ma vie .

A mon très cher père pour son aide et son sacrifice .

A mes adorables sœurs : Sabah , Assia , Karima et la petite mignonne Fatine et frères :

Mohamed et Yazid .

A toute ma grande famille : mes grands parents , mes oncles , mes tantes et mes cousins .

*A tous les étudiants de ma promotion de la classe du terminale: 3^{ème} année science exacte
de El-Kendy .*

A Rahewa , Lila , Fatiha , Ramezi et tout mes amis .

je dédie le fruit de toute ma vie scolaire .

Fahima .

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

Dédicace

A mon très chère père qui ma apportée toute son aide et son soutien durant toute ma scolarité

A ma très chère mère

A mes Frères : Riad, Nabil, Yacine

A Abdenour Abdesselam qui ma consacré une partie de son temps

A tous les travailleur du CCU en particulier : Rachid, jean

A tous mes Professeurs qui ont contribuée à notre Formation

A tous mes amis.

Samir

الشبكات العصبية تقنية إعلامية تصبو إلى العمل كالعقل البشري . البحوث المجرات عليها تتقدم بخطى جسد سريعة مسفرة على نتائج جيدة في مجال التعرف على الأشكال ، وتسرع تقدمه . كلتا التقنيتين ، ليستا إلا أداة تطبيقية في مجالات حيوية عدة لتحقيق نتائج دقيقة وسريعة . من بين هذه المجالات ، يشغل الطب حيزا كبيرا من الأبحاث ، لاسيما في السنوات الأخيرة ، بعد ظهور أمراض خطيرة كالسرطان .

Résumé :

Les réseaux de neurone sont une technique informatique qui vise la simulation du fonctionnement du cerveau humain . Les recherches menées sur elle , avancent de pas très rapides en donnant de bons résultats dans le domaine de la reconnaissance de forme , et accélère son développement . Les deux ne sont qu'un outil applicable à de différents domaines de l'activité pour obtenir des résultats précis et rapides . Parmi ces domaines , la médecine occupe une grande partie de la recherche , surtout après la multiplication de maladies dangereuses , ces dernières années , comme le cancer .

Abstract :

Neural networks are computing technic that aims to simulate humain brain fonction . Reseaches led on this technique show large and quick advancement , satisfying results are also shown in the form recognition domain wich developpement is accelated . Both techniques are considered as implement being applicable in diferent domains of activity in order to obtaining results with satisfaisant précision and rapidity . Anong these domains , medicine takes a great focus of reserchers interest , after apparition of dangerous maladies as cancer .

Mots clés :

Couche basale – tumeur du col utérin – cytologie – Frottis cervicaux - vaginaux
–Acquisition- prétraitement – transformation d’histogramme- Filtrage –
morphologie mathématique – détection de Contours – attributs caractéristiques
– reconnaissance de formes – difformité –granulosité – Réseaux de neurones –
apprentissage – rétropropagation – convergence de l’algorithme – Cellule
Anormale- Algorithme de widrow - Hoff – Couche de Neurones

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

Sommaire

Sommaire :

page

Introduction générale -----	7
<u>Chapitre 1 :</u> Généralité sur le col utérin et sa tumeur .	
I - Introduction -----	9
II - La cellule normale -----	9
III - La cellule cancéreuse -----	10
IV - Tumeur du col utérin -----	11
V - Frottis cervico-vaginaux -----	12
VI - Critères de malignité -----	13
VII - Conclusion -----	13
<u>Chapitre 2 :</u> Traitement d`images .	
I - Introduction -----	15
II - Techniques de prétraitement d`images -----	15
III - Morphologie mathématique -----	19
IV - Détection de contours -----	22
V - Apprentissage -----	24
VI - Méthodes de reconnaissance de formes -----	25
VII - Conclusion -----	27
<u>Chapitre 3 :</u> Extraction des critères de malignité .	
I - Rapport nucléo-cytoplasmique -----	29
II - Anisocaryose -----	29
III - Difformité des noyaux -----	32
IV - Hyperchromatisme nucléaire -----	32
V - Exemples -----	33
<u>Chapitre 4 :</u> Réseaux de neurones .	
I - Introduction -----	37
II - Historique -----	37
III - Le neurone biologique -----	37
IV - Fonctionnement du neurone -----	38
V - La modélisation -----	39
VI - Réseaux connexionnistes -----	42
VII - Les différents modèles -----	42
VIII - Apprentissage et généralisation -----	45
IX - Application des réseaux de neurones -----	45
X - Choix du modèle -----	46
<u>Chapitre 5 :</u> Etude conceptuelle d`un réseau multicouche .	
I - Introduction -----	48
II - Architecture du réseau multicouche -----	48
Le formalisme -----	49
III - Contribution des corpus d`apprentissage et de test -----	49
IV - L`apprentissage -----	49
V - Les problèmes liés à l`apprentissage -----	54
Technique d`amélioration de l`apprentissage -----	54

VI - Aspects pratiques de l`algorithme -----	55
VII - Conclusion -----	57
<i>Chapitre 6 : Application et interprétation des résultats .</i>	
I - Introduction -----	59
II - Description du logiciel -----	59
III - Interprétation des résultats -----	62
Conclusion générale -----	64
Annexe 1 -----	66
Annexe 2 -----	68
Bibliographie -----	72

Introduction Générale

Introduction générale :

Ces dernières années le rôle clinique du traitement d'images a été beaucoup développé . De nouvelles techniques d'imagerie , comme la tomographie calculée et l'imagerie par résonance magnétique , utilisent exclusivement des images produites par ordinateur .

Depuis que l'ordinateur a fait ses premiers pas dans le domaine médical , on a commencé à exploiter les ressources de cette nouvelle technologie pour satisfaire les besoins des médecins dans leur pratique , en appliquant des procédures dites « de traitement d'image » : filtrage , segmentation , détection de contour , --- .

Les techniques d'affichage d'images digitales présentent un avantage très important du fait que l'information est disponible en mémoire . Une fois les données saisies sur le malade , elles peuvent être utilisées pour générer un nombre d'images illimité , sans que la présence du malade soit nécessaire . Le médecin peut ainsi , en agissant sur les paramètres , obtenir les conditions permettant de distinguer le plus nettement possible l'anomalie recherchée .

Les informations obtenues par la détection des contours ouvrent la voie à une utilisation thérapeutique , en particulier dans le domaine de la cancérologie , car elles apportent un regain de précision qui favorise le bon déroulement du traitement .

Le but de faciliter la décision du médecin fait l'objet de ce présent travail , en particulier pour le cancer du col utérin , celui-ci étant le plus fréquent chez les femmes en Algérie [YAK84] . Ainsi , l'organisation de notre travail sera :

Le chapitre 1 , expose des notions de la médecine , concernant les différents types des cellules formant le tissu du col utérin normal ; les différentes formes de sa tumeur ; les techniques de cytologie clinique et enfin les critères de malignité qui caractérisent la cellule cancéreuse par rapport à la cellule normale .

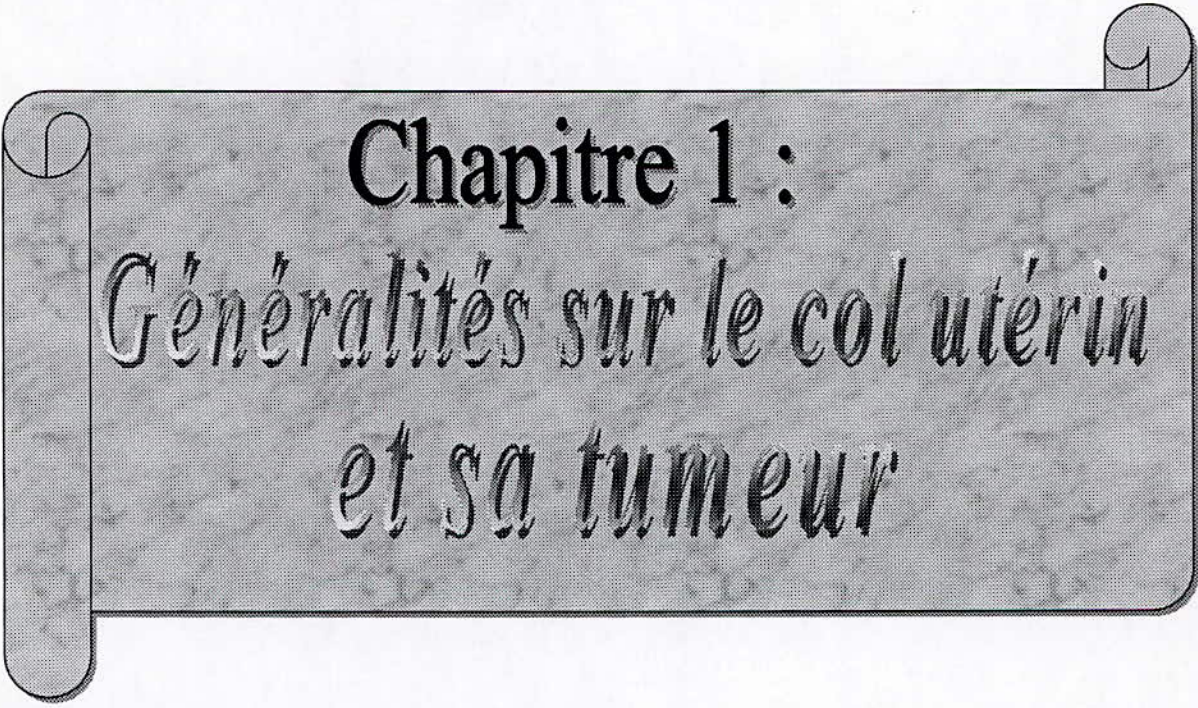
Le chapitre 2 , se préoccupe du bagage de traitement d'images nécessaire pour notre étude , englobant le filtrage , les techniques de la morphologie mathématique ; les opérateurs de détection de contour ainsi que les différentes approches de décision pouvant être utilisés .

Le chapitre 3 , adapte les procédures de traitement d'image avec notre besoin médical , en vue d'exploiter une base d'extraction des critères de malignité .

Le chapitre 4 , se charge de la présentation des différents types des réseaux de neurone pour lesquels nous avons opté .

Le chapitre 5 , justifie le choix de la méthode de retropropagation et détaille notre modèle de conception .

Enfin , le chapitre 6 décrit le logiciel conçu pour arriver à une décision sans l'intervention du médecin et interprète les résultats obtenus .



Chapitre 1 :
*Généralités sur le col utérin
et sa tumeur*

I - Introduction:

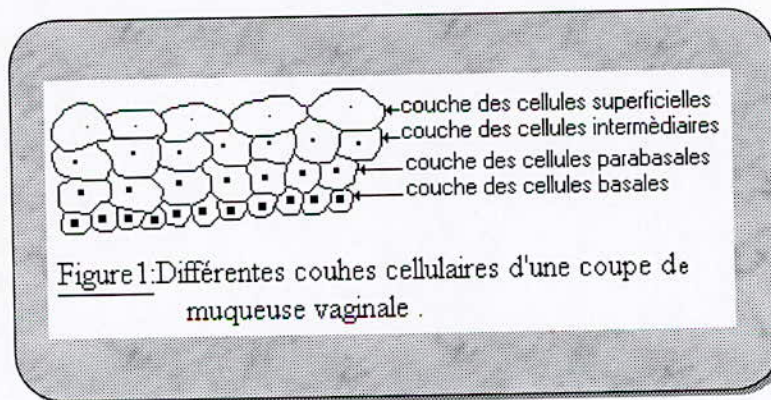
L'imagerie médicale permet de représenter les structures internes de l'individu à partir des propriétés physiques des tissus, par différentes méthodes : Absorption des rayons x (scanographe à rayons x), résonance magnétique (IRM) ou autre, on obtient ainsi une image des différents organes, de leur forme, de leur structure et de leurs rapports anatomiques. Ceci permet de détecter des déplacements ou des zones anormales dans la mesure ou leur signal les différencie du tissu normal.

Le cancer du col de l'utérus est un cancer très fréquent. Il est très lié à la présence de maladies infectieuses locales. La mise au point du traitement de ces maladies et éventuellement d'un vaccin contre les virus responsables pourraient changer radicalement la fréquence et l'évolution de ce cancer.

L'utérus est un muscle qui a la dimension d'une poire. Il se trouve entre la vessie et le rectum, dont il n'est séparé que par deux cloisons très minces. Il est directement relié par les trompes aux ovaires. On distingue le corps et le col de l'utérus, ce dernier permet la communication entre la cavité utérine et la cavité vaginale. Il est revêtu d'un épithélium très épais et robuste (épithélium pavimenteux stratifié).

II - La cellule normale :

L'épithélium qui tapisse le col utérin est de type cylindrique pendant une partie de la vie fœtale. Il possède quatre couches de cellules :



1 - La couche basale interne : ou profonde contient une seule rangée de cellules mères cylindriques, disposées perpendiculairement à la membrane basale. Elles se caractérisent par un gros noyau, cytoplasme fortement basophile, présence du nucléole volumineux et par leur forme réticulaire.

2 - La couche basale externe : ou parabasale comprend plusieurs assises de cellules , qui présentent déjà des signes de maturation ; groupé est et isolées dans les frottis atrophiques et subatrophiques ; constituent la majorité des cellules exfoliées dans les frottis des femmes ménopausées , elles se caractérisent par un noyau volumineux avec une chromatine finement répartie , un nucléole bien apparent , cytoplasme cyanophile et par des contours cellulaires nets .

3 - La couche intermédiaire : couche des cellules solidement maintenues entre elles par des désmosomes , elles ont une taille moyenne , un noyau relativement plus petit que celui de la cellule basale , le volume du cytoplasme augmente à cause de la présence de glycogène et prend la forme caractéristique en nacelle .

4 - La couche superficielle : contient des cellules de grande taille , petit noyau dont sa structure interne disparaît et se remplace par une masse pycnotique . Le cytoplasme des cellules de cette couche est volumineux par rapport à la taille du noyau . Ces cellules sont aplaties, tassées les unes contre les autres .

III - La cellule cancéreuse :

Le cancer est une prolifération (non limitée dans le temps et dans l'espace) anarchique de cellules anormales , dites malignes , à partir d'un foyer primitif , pouvant récidiver localement après ablation et examen à distance , entraînant la formation de métastases (développement de foyers secondaires d'une affection) .

Une cellule est dite cancéreuse quand elle perd des mécanismes qui collaborent au développement harmonieux des cellules .

L'origine embryonnaire , l'étiologie , l'aspect morphologique et le comportement biologique de la lésion sont les principales considérations dans la classification idéale des tumeurs . Cette classification ne peut être élaborée parce que certains des paramètres , manquent parfois et parce qu'une définition morphologique parfaite de la cellule cancéreuse reste à proposer .

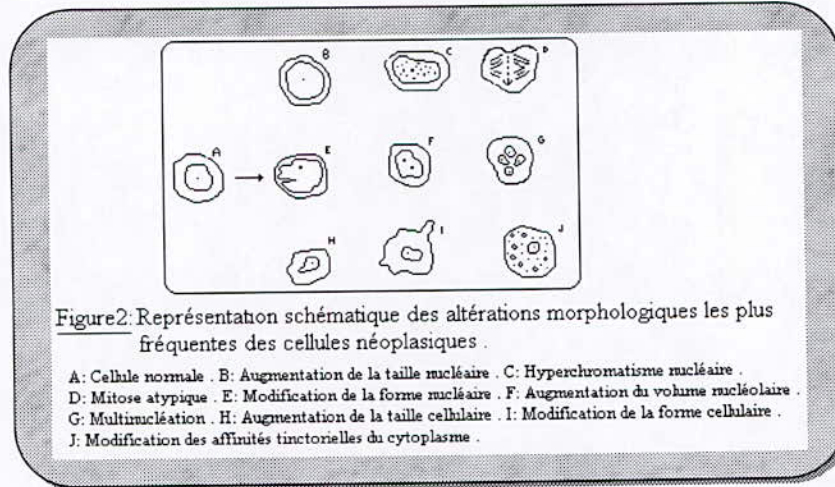
La malignité n'a pas de critère morphologique spécifique , certaines variations de la structure de la cellule sont présentées dans tous les types de cancer humains , qui permettent leur reconnaissance cytologique , d'autres plus spécifiques sont privées à certaines formes de tumeurs . Les modifications structureles représentées dans toutes les cellules sont :

1 - Dans le noyau :

- _ Modifications de taille et de forme (anisonucléose) .
- _ Irrégularités de la membrane nucléaire .
- _ Répartition anormale de la chromatine .
- _ Modification du nombre , de la taille et de la forme des nucléoles .
- _ Présence de mitoses atypiques.
- _ La multinucléation .

2 - Dans le cytoplasme :

- _ Variations de forme et de taille avec modification du rapport nucléo-cytoplasmique .
- _ Altérations des affinités tinctorielles .
- _ Présence d'inclusion ou de vacuole .



IV - Tumeur du col utérin:

Le cancer du col résulte de la jonction des épithéliums malpighiens et passe par un stade localisé, intra-épithélial qui peut s'étendre sur plusieurs années, puis la tumeur peut envahir le stroma sous-jacent, l'étape suivante entreprend le col et éventuellement les 2/3 supérieurs du vagin, ensuite atteint la paroi pelvienne et éventuellement le 1/3 inférieur du vagin. Enfin, la tumeur s'étend au-delà de la paroi pelvienne où entreprend la muqueuse vésicale.

1 - Les états précancéreux :

L'aspect morphologique de la cellule découverte en microscopie optique, aide le cytopathologiste à saisir les changements progressifs de la structure cellulaire qui sont considérés comme les altérations de type cancéreux.

Il faut insister sur le fait que les modifications cellulaires observées en cytologie peuvent être provoquées par différentes causes métaboliques parmi lesquelles le cancer. Ces modifications ne sont pas spécifiques à un type particulier de dysfonctionnement métabolique cellulaire produisant des altérations nucléaires et cytoplasmiques identiques à celles que l'on rencontre dans les cellules cancéreuses. Bien que les techniques de fixation et de coloration relèvent d'un certain empirisme et reproduisent fidèlement une image de la cellule modifiée par rapport à son état vivant, la cytologie et l'histologie autorisent une évaluation de la cellule normale ou cancéreuse et des états précancéreux.

2 - L'Anatomie Pathologique :

a) Formes habituelles Macroscopie :

Le carcinome in situ ne peut habituellement pas être décelé à l'œil nu. Seule la coloscopie permet de l'identifier.

Les cancers invasifs présentent plusieurs formes anatomiques :

➤ **Forme bourgeonnante :** tumeurs plus ou moins volumineuses, friable et hémorragique. Parfois cette masse peut occuper tout le dome vaginal et masquer le col.

➤ **Forme infiltrante :** le col est globalement augmenté de volume et infiltré à la coupe par un tissu plus ferme. Dans certains cas, l'exocol est normal et seul l'endocol est infiltré.

➤ **Forme ulcérate :** cratère plus ou moins volumineux, hémorragique à base indurée.

b) Formes habituelles Microscopie :

➤ **Le carcinome in situ :** Les anomalies architecturales sont les suivantes :

- Hyperplasie avec augmentation variable des couches cellulaires.
- Désorganisation architecturale avec absence de maturation régulière.

On observe également des anomalies cytologiques :

- Le cytoplasme , très basophile , est peu abondant . Les cellules de surface des cancers différenciés . Cette perte de coalescence des cellules , source de desquamation abondante , permet le frottis .

- Les noyaux sont volumineux , inégaux , parfois encochés . La chromatine est parfois disposée en mottes . On observe parfois un volumineux nucléole . Le rapport nucléo-cytoplasmique est augmenté . Ces anomalies sont retrouvées sur toute la hauteur de l'épithélium .

- Les mitoses sont fréquentes , souvent anormales . On en retrouve sur toute la hauteur de l'épithélium . C'est un bon élément distinctif avec les dysplasies .

➤ Les cancers micro-invasifs : Les carcinomes micro-invasifs proprement dits sont formés de massifs cellulaires néoplasiques qui ont franchi la membrane basale . Ils forment des foyers confluents plus ou moins volumineux .

➤ Les cancers invasifs : Les cancers épidermoïdes peuvent se présenter sous plusieurs formes suivant leur degrés de différenciations , plus rares , peuvent prendre des aspects papillaires , nodulaires ou ulcéreux .

3 - Techniques de cytologie clinique :

La cytologie clinique est l'étude des caractères morphologiques des cellules de l'organisme humain , fixées et colorées sur lames .

Le prélèvement se fait par grattage superficiel de l'organe ou de la lésion (grattage du col utérin) à deux niveaux différents , donc deux lames à étudier : endocol et exacol .

La fixation peut être effectuée sur le frottis étalé sur lame , elle provoque des modifications importantes de la structure cellulaire , et une bonne fixation conserve le mieux possible les organites cellulaires et les constituants chimique de la cellule .

La coloration doit être nuancée pour permettre distinguer les cellules eosinophiles (rouges) des cellules basophiles (bleu-vert) et des noyaux (violet-noir) .

Pour les frottis cervicaux-vaginaux de dépistage , il est préférable de pratiquer une coloration de Papanicolaou qui permet une meilleure étude des noyaux .

V - Frottis cervico-vaginaux :

Le frottis consiste à prélever des cellules à la surface du col utérin et à les étaler sur une lame de verre pour les examiner au microscope . Ce prélèvement est indolore . Le frottis cervico-vaginal est la base du dépistage du cancer du col de l'utérus .

1 - Principe :

Les muqueuses malpighiennes desquament normalement et il est suffisant de les gratter pour obtenir de très nombreuses cellules que l'on peut identifier par un examen microscopique . Chaque prélèvement est étalé sur une lame de verre sur laquelle est portée l'indication de son origine .

La fixation se fait immédiatement dans un mélange alcool éther à l'aide d'un cytospray (laque fixation) . Les frottis sont par la suite colorés . Les lames colorées sont interprétées au microscope optique par un cytopathologiste .

2 - Résultats :

En fonction des cellules retrouvées , les frottis sont classés en plusieurs groupes numérotés de 1 à 5 exprimant les lésions de gravité croissante .

Classification de Papanicolaou :

Cette classification mérite à un double titre d'être connue du fait :

- d'une part de l'apport de cet auteur au cytodiagnostics .
- et d'autre part de l'utilisation encore très large de cette classification par différents laboratoires à travers le monde .

Elle s'exprime en cinq classes se présentant comme suit :

a) Frottis « négatif » :

Classe 1 : non suspect négatif , exclusivement cellules normales .

Classe 2 : non suspect négatif inflammatoire , légères modification cellulaires .

Classe 3 : suspect , présence de cellules inhabituelles ne pouvant être distinguées ni comme bénignes ni comme certainement atypiques .

b) Frottis « positif » :

Classe 4 : suspect de malignité positif , quelques cellules isolées malignes .

Classe 5 : positif , cellules malignes en placards .

VI - Critères de malignité :

Le diagnostic de malignité , se fonde sur l'ensemble des particularités morphologiques atypiques de toutes les cellules du frottis . L'image morphologique des cellules tumorales du frottis se caractérise par les modifications du noyau et du cytoplasme .

1 - Perturbations du rapport nucléo-cytoplasmique en faveur du noyau :

Les noyaux des cellules tumorales sont habituellement plus gros que ceux des cellules normales ,mais sans que le cytoplasme présente une variation comparable . Les modifications du rapport nucléo-cytoplasmique constituent , par comparaison avec les cellules normales voisines sur les frottis un des signes les plus valables de la malignité .

2 - Anisonucléose (Anisocaryose) :

La taille des noyau dans les cellules tumorales isolées peut être variable de l'un à l'autre. A cela s'oppose l'uniformité des noyaux des cellules normales parvenues au même degré de différenciation . La constatation de noyaux de forts taille aux côtés d'autres , petits ou moyens , est souvent un indice de la provenance des cellules d'un tissu en malignité . Cette anisonucléose apparaît clairement si les cellules malignes se présentent en groupes ou amas .

3 - Difformité nucléaire (polymorphisme nucléaire) :

Indépendamment des variations de tailles , il existe , une diversité marquée de la forme des noyaux des cellules tumorales . Ils sont plus ou moins elliptiques , encochés , bizarrement déformés et souvent en position excentrée . L'aspect fusiforme ou étiré est relativement fréquent . Le polymorphisme nucléaire apparaît mieux lorsque les cellules malignes sont en groupes .

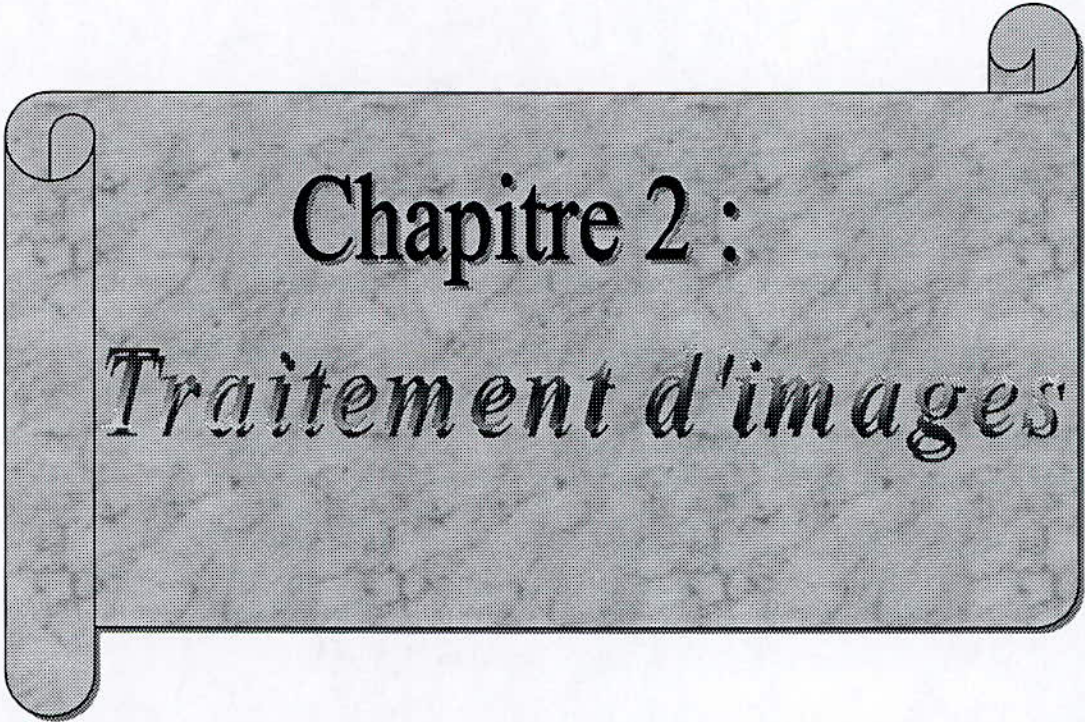
4 - Hyperchromatisme nucléaire :

Les modifications de la structure nucléaire normale appartiennent toujours à l'image des cellules tumorales . Au faible grossissement , les noyaux hyperchromatiques apparaissent déjà par leur coloration sombre et massive . Du fait de la disparition de leur texture , ils se montrent entièrement bruns , sombres et noirs , ou bien avec des amas irréguliers de chromatine , ou de grosses ponctuations . Le contour nucléaire est souvent nettement tranché et épais . Tout cela alors que la structure normale du manifeste par un très fin lacis réticulaire .

VII - Conclusion :

Ainsi , ce chapitre a montré que le cancer introduit des anomalies à la cellule normale . Ce sont les critères de malignité , sur lesquels , se base le cytologiste pour dépister le cancer du col . Pour le même résultat , le but des prochains chapitres , est de faire apprendre à la machine cette technique de détection du cancer en un temps plus réduit que celui du cytologiste et peut être avec une plus grande fiabilité si les caractéristiques de malignité sont bien choisies et suffisantes .

Les caractéristiques que nous avons considérés ont été choisies en collaboration avec des médecins cytologistes et anatomistes . Ce ne sont pas les seuls critères de malignité mais ce sont les plus parlons et communs aux cellules de tous les organes .



Chapitre 2 :
Traitement d'images

I - Introduction :

La reconnaissance de formes est l'ensemble des techniques informatiques qui permet aux machines d'avoir un comportement sensible pour une action de représentation et de décision . Ceci à partir d'une image brute qui a une structure simple dans son organisation mais complexe dans son contenu . La reconnaissance des formes se doit de résoudre les premiers problèmes liés au codage des formes , à leur paramétrisation et à leur discrimination . Cette tâche est souvent difficile pour plusieurs raisons . D'abord , les formes appartiennent à un monde physique dont la transcription numérique est très complexe à cause de l'absence de capteurs adaptés à toutes les situations . Ensuite , la nature des formes et leur apparence sont variables d'un échantillon à l'autre . Il s'agit en effet de passer d'un objet défini dans un monde physique continu à une forme numérique isolée dans un monde discret . Ce passage impose le plus souvent des simplifications de la représentation , donc un appauvrissement de l'information et une certaine « mise à plat » des propriétés de la forme . Cette fonction appartient au domaine du traitement d'image qui n'a aucun pouvoir décisionnel . Il se définit comme un ensemble de techniques destinées à extraire des informations qualitatives et quantitatives . Celles-ci sont transmises au module de niveau supérieur qui les analyse afin d'en décrire et interpréter le contenu .

II - Techniques de prétraitement d'images :

1 - Acquisition :

L'image est une représentation bidimensionnelle d'objets tridimensionnels ; cette forme , comme elle ne peut être exploitée par la machine ; il est nécessaire de la numériser matériellement par l'un des périphériques suivants :

- >Table graphique .
- >Caméra numérique .
- >Scanner .

Puis elle est décodée pour pouvoir l'afficher et la traiter .

2 - Prétraitement :

Le prétraitement est un ensemble de méthodes qui visent à atténuer les effets indésirables c'est à dire l'élimination du bruit dû aux conditions d'acquisition , la normalisation des données ainsi que la suppression de la redondance afin de réaliser l'amélioration de l'image et la mise en évidence de l'information utile à l'application . Il existe différentes approches pour atteindre cet objectif dont :

- > Les opérations basées sur l'examen de l'histogramme , elles visent à palier certains défauts de prise de vue en jouant sur la dynamique de l'image .
- > Le filtrage dont le but est de minimiser l'influence du bruit dans l'image .

Toutes ces techniques élaborées se gardent de modifier les propriétés essentielles des formes ce qui pourrait engendrer dans le cas contraire des erreurs lors de l'étape de reconnaissance proprement dite .

a) L'histogramme :

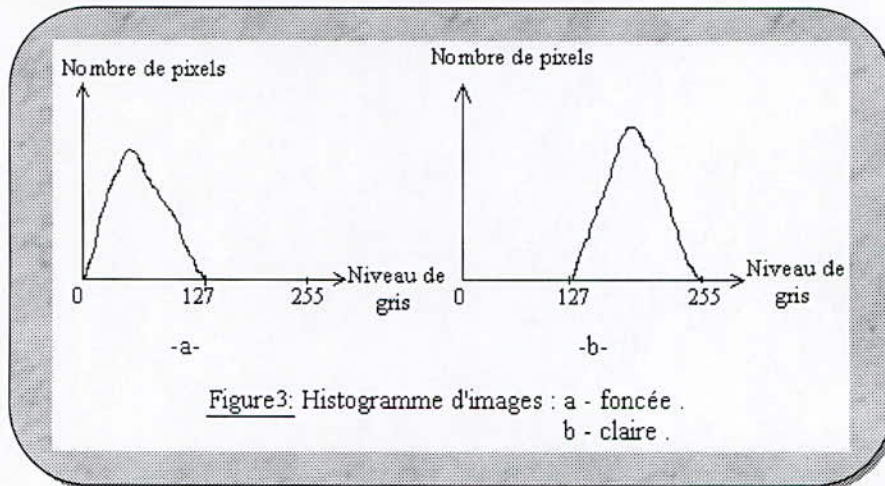
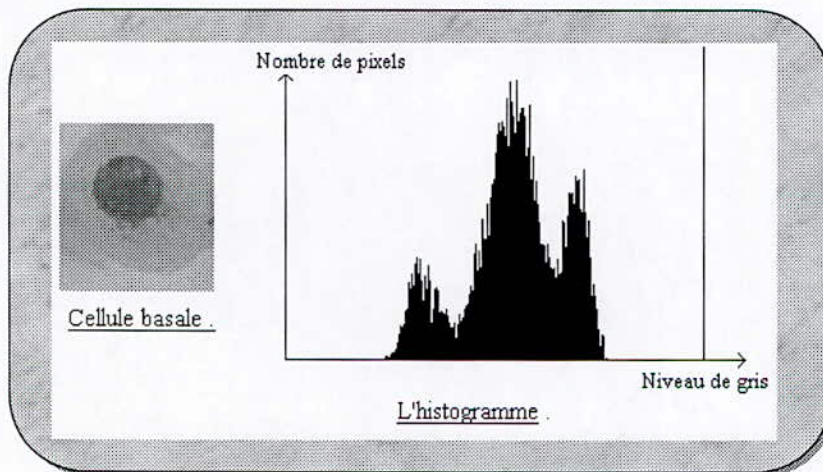


Figure3: Histogramme d'images : a - foncée .
b - claire .

L'histogramme des niveaux de gris d'une 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 de l'image (dynamique de l'image), d'isoler des objets dans le cas d'une image à fort contraste , et aussi de montrer entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris(dans le cas d'une image trop clair ou trop foncée) [TOU 87] .

Exemple :



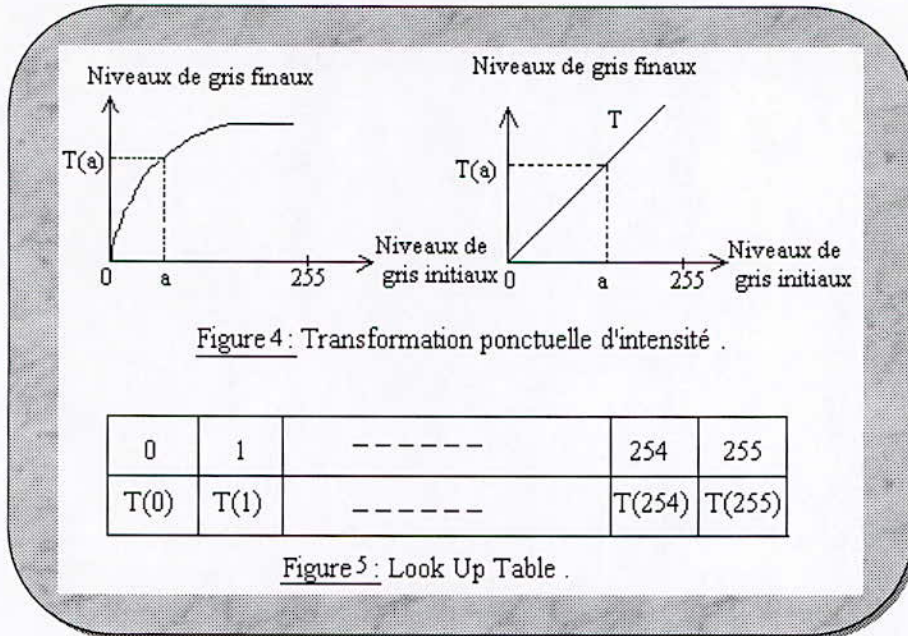
b) Transformation d'histogramme :

Son but est d'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 leur caractère ponctuel , les méthodes de transformation d'histogramme n'affectent pas la forme des régions, elles en modifient uniquement l'apparence visuelle .

Table de Conversion ou LUT (Look Up Table) :

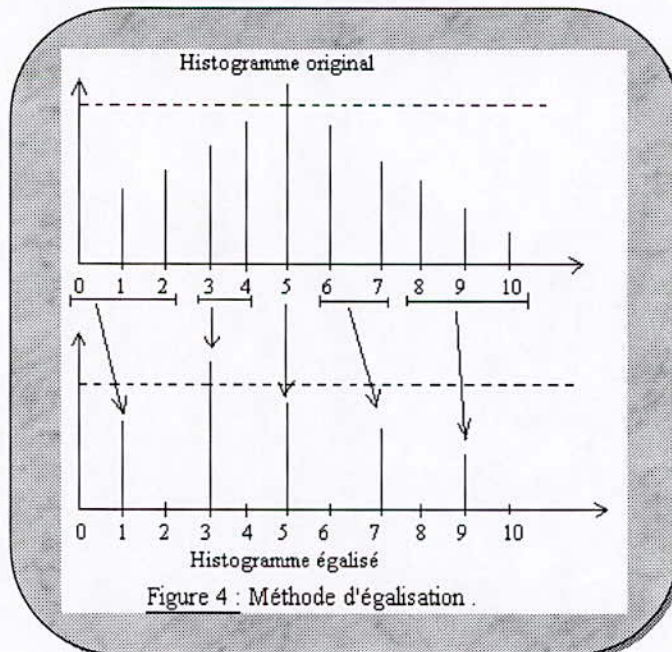
Une LUT est une fonction qui transforme un niveau de gris i en un niveau de gris j . Si G1 est l'ensemble des niveaux de gris de départ $G1 = (0 , 1 , \dots , N_e)$; et G2 l'ensemble des niveaux de gris résultat $G2 = (0 , 1 , \dots , N_f)$, on aura :

$$\forall g_i \in G_i \exists g_f \in G_f \text{ tq } g_f = F(g_i) .$$



c) Modification d'histogramme (Egalisation) :

Cette méthode s'applique pour des images qui présentent des scènes sombres dont les détails sont difficilement perceptibles ; la majorité des pixels , dont la valeur est inférieure à la valeur moyenne, est dominante dans l'image. Elle consiste à uniformiser la distribution de ces pixels sur tous les niveaux de gris de l'image . Ces opérations n'augmentent pas le nombre de niveaux de gris mais modifient seulement leur répartition [TOU87] [MAR87]



3 - Filtrage :

Le filtrage vise à éliminer les parasites tels que le bruit , ou les informations inutiles ; de supprimer les détails peu visibles et d'améliorer la qualité visuelle de l'image . Pour lutter contre les effets du bruit , il est nécessaire d'opérer des transformations pour que chaque pixel tienne compte de son voisinage. Ceci est réalisé en balayant l'image par un masque ,

cette opération est appelée « convolution ». De nos jours plusieurs filtres existent , ils permettent d'éliminer le bruit dans une image , on peut citer :

a) Filtre moyen :

Ce filtre remplace le niveau de gris de chaque pixel par la moyenne des valeurs des huit pixels voisins , il peut être réalisé en utilisant un masque H :

$$H = 1 / k \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{pmatrix}$$

où k : représente le coefficient de normalisation qui est égal à la somme des coefficients du masque .

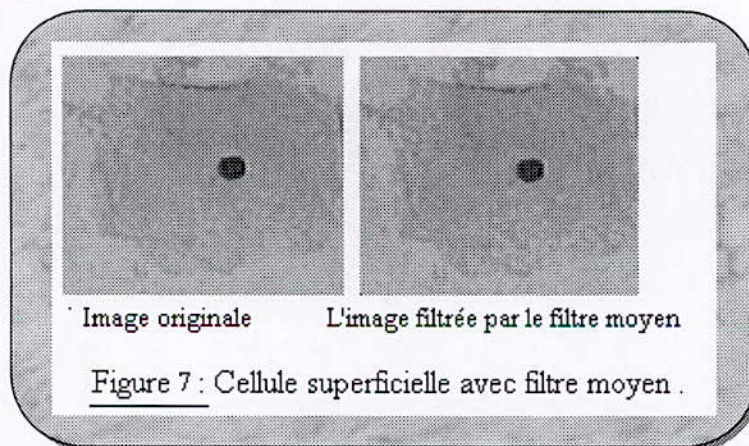
Les masques les plus utilisés sont :

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

$$H_2 = 1/10 \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$H_3 = 1/16 \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

Exemple :



b) Filtre gaussien :

C'est un filtre linéaire , très utilisé, à cause de la bonne qualité de ses résultats, il convolue l'image notée f avec une gaussienne g(x, y, t) :

$$R = f * g$$

où g : est un masque carré dont les coefficients sont les éléments discrétisés de la gaussienne :

$$G(x, y, t) = (1 / \sqrt{2 \pi t}) \exp [(-x^2 + y^2) / t^2] .$$

c) Filtre médian :

Ce type de filtre n'est pas le résultat d'une combinaison linéaire de pixels , il associe à chaque pixel la médiane de son voisinage . Il peut être décomposé selon les étapes suivantes :

- Classe les pixels voisins du pixels courant par valeurs croissantes .
- Prend la valeur médiane des pixels classés et l'affecte au pixel courant (central) .

Exemple :

Si l'on a la fenêtre suivante :

50	10	30
20	40	05
60	50	15

L'ordre de la suite sera le suivant :

05	10	15	20	30	40	50	50	60
----	----	----	----	----	----	----	----	----

Donc la valeur du pixel du centre de la fenêtre (40) sera remplacée par la valeur (30) .

d) Effets de bord :

Remarquons que si l'on applique par exemple un filtre H au point de l'image de coordonnées (0, 0) (point du bord de l'image), nous voyons que ceci n'est pas possible puisque le filtre fait appel à des points de coordonnées négatives qui n'appartiennent pas à l'image . Pour résoudre ce problème , trois solutions sont proposées[TOU87] :

➤ Ne pas filtrer ces points , cela revient à dire que pour une image $M * N$ et un filtre $(2 * d + 1)$, on aura sortie une image filtrée $(M - 2 * d) * (N - 2 * d)$. L'inconvénient de cette solution est la réduction de la taille de l'image , et cela gênerait plus si on fait plusieurs filtres successifs .

➤ On considère que les points manquants ont une valeur nulle . Cette solution aussi possède un inconvénient qu'est l'attribution d'une valeur arbitraire à un pixel ce qui risque de fausser les données de l'image .

➤ On réalise un effet de miroir , on ajoute autour de l'image un ordre d'épaisseur « d » dans lequel on recopie les « d » lignes du bord correspondant de l'image . Donc on aura une image $(M + 2 * d) * (N + 2 * d)$, après filtrage on revient à une image $M * N$. Ce sera la solution qui sera adoptée dans notre présent travail vu qu'elle donne de meilleurs résultats [TOU87] .

III - Morphologie mathématique :**1 - Introduction :**

Pour extraire des informations quantitatives à partir d'une image , plusieurs démarches peuvent être envisagées . On peut avoir une attitude passive en déterminant tous les paramètres caractérisant cette image, dans ce cas on risque d'avoir un surplus d'informations et d'en perdre la maîtrise . Dans l'autre cas on se concentre sur un nombre restreint de paramètres ce qui permet d'accéder à un nombre restreint d'aspects . Cette manière de voir les choses est tout à fait dans l'esprit de la morphologie mathématique [SER82] [MAT75] .

En effet , l'idée de base de la morphologie mathématique est de comparer les objets que l'on veut analyser à un objet de forme connue appelé élément structurant , le choix d'un tel élément dépend du type d'informations recherchées .

2 - Elément structurant :

Un élément structurant est une forme de référence qui peut être quelconque et qui est déplacé sur un ensemble donné , c'est généralement une figure géométrique simple dotée d'une origine possédant des caractéristiques particulières .

L'élément structurant joue le rôle d'une sonde géométrique dont la forme et la dimension permettent d'extraire des formes particulières . Le choix d'un élément structurant n'est pas arbitraire mais découle de plusieurs raisons . En vue de faciliter l'interprétation et la mise en œuvre technologique , les éléments structurants doivent être les plus simples possible . Dans la plupart des cas , il suffit de choisir des éléments structurants possédant les propriétés de convexité et d'isotropie , ce choix dépend du problème à résoudre .

	convexe	non convexe
isotrope	● surface	○ contour
non isotrope	— segment	· · bipoint

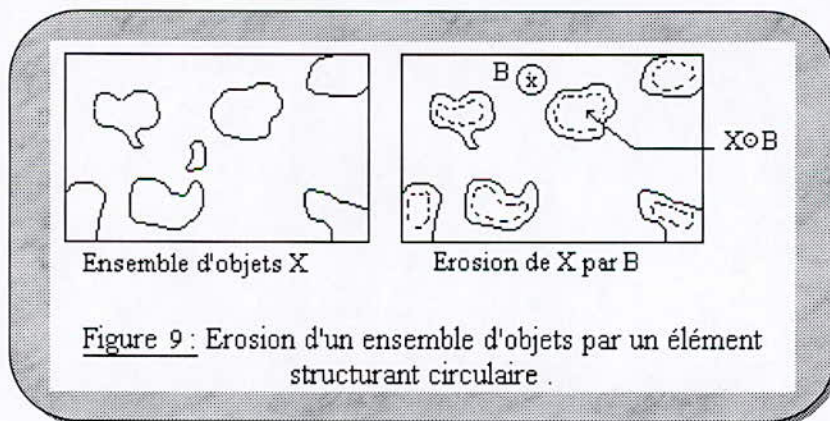
Figure 8 : Cas limites d'éléments structurants .

Afin de nous familiariser avec la morphologie mathématique , nous avons jugé utile de rappeler ici les différents principes et opérations de base de la morphologie mathématique telles l'érosion , la dilatation , l'ouverture et la fermeture .

3 - L'érosion :

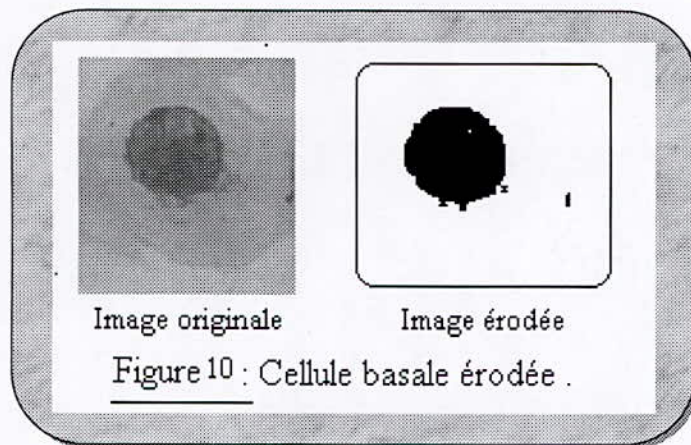
Pour définir l'opération d'érosion nous allons nous situer dans un espace R^2 partiellement occupé par un ensemble X , et nous prenons un élément structurant B représentant une figure géométrique simple par exemple , un cercle . Cet élément B_x est repéré par son centre et placé en X dans l'espace R^2 , il est ensuite déplacé de telle sorte que son centre balaye successivement toutes les positions x de l'espace . Pour chaque position , on pose la question : est-ce-que B_x est complètement inclus dans X ? c'est à dire : $B_x \subset X$?

l'ensemble des positions x correspondant à une réponse positive forme un nouvel ensemble Y appelé érodé de X par B tel que : $Y = \{ x : B_x \subset X \}$
 cette transformation s'écrit : $Y = E^B(x)$ ou encore : $Y = X \ominus B$.

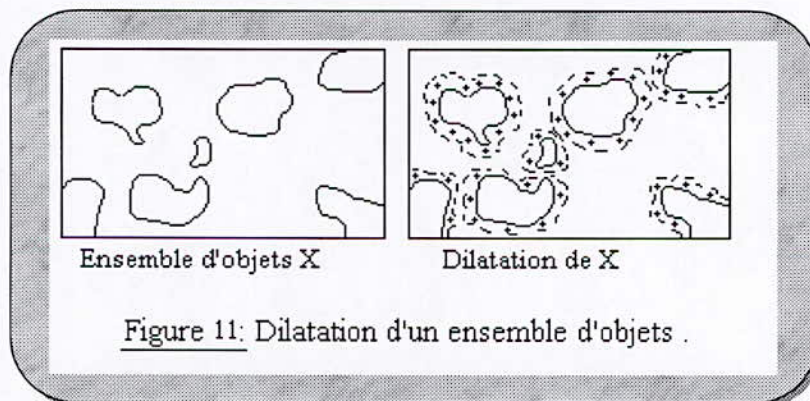


Si A et B sont deux sous-ensembles de E , alors l'érosion de A par B est définie par :

$$A \ominus B = \{ c \in E / c + b \in A \forall b \in B \}$$

Exemple :4 - Dilatation :

L'opération de dilatation se définit d'une manière analogue . En prenant le même élément structurant B_x , on pose pour chaque point x de l'espace de mesures , la question : B_x touche-t-il l'ensemble X ? c'est à dire : $B_x \cap X \neq \emptyset$?



l'ensemble des points dans R^2 correspondant aux réponses positives forme un nouvel ensemble Y dont la frontière est le lieu des centres géométriques de B_x lorsque ceci touche X ; l'ensemble Y satisfait l'équation: $Y = \{x : B_x \cap X \neq \emptyset\}$ la transformation s'écrit :

$$Y = D^B(x) \text{ ou encore } Y = X \oplus B.$$

En général , si A et B sont deux sous-ensembles de E , la dilatation de A par B est définie par :

$$A \oplus B = \{ c \in E \mid \exists a \in A, b \in B, c = a + b \}$$

Remarque :

➤ Les transformations par érosion et dilatation sont des transformations en tout ou rien , puisqu'à chaque point x de R^2 correspond une réponse positive ou négative .

➤ Pour ces deux opérations de base, l'érosion et la dilatation, nous avons illustré des transformations avec un élément structurant circulaire; si nous utilisons un élément structurant d'une autre géométrie, on obtiendra un résultat différent .

5 - Ouverture :

Puisque l'érosion et la dilatation sont des transformations itératives , il est possible d'effectuer sur un ensemble X une érosion par un élément structurant B , puis de dilater l'ensemble érodé par le même élément structurant B , cette opération définie l'ouverture .

En général, après ouverture, on ne retrouve pas l'ensemble de départ : l'ensemble ouvert $O^B(x)$ est plus régulier et moins riche en détails que l'ensemble X initial. La transformation par ouverture adoucit donc les contours coupe les isthmes supprime les petites îles et les caps étroits, c'est le rôle du filtrage.

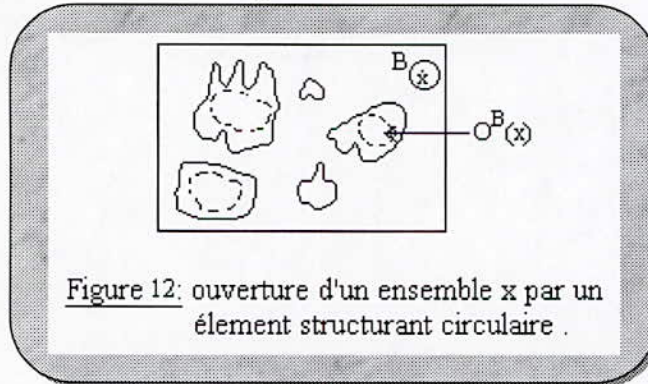


Figure 12: ouverture d'un ensemble x par un élément structurant circulaire.

L'ouverture d'une image B par un élément structurant K , est défini par :

$$B \circ K = (B \ominus K) \oplus K.$$

6 - Fermeture :

C'est l'inverse de l'ouverture, c'est à dire une dilatation suivie d'une érosion de l'ensemble dilaté, par le même élément structurant. Un ensemble fermé est également moins riche en détails que l'ensemble initial. La transformation par fermeture boucle les canaux étroits, supprime les petits lacs et les golfs étroits.

La fermeture de l'image B par un élément structurant K , est définie par :

$$B \bullet K = (B \oplus K) \ominus K.$$

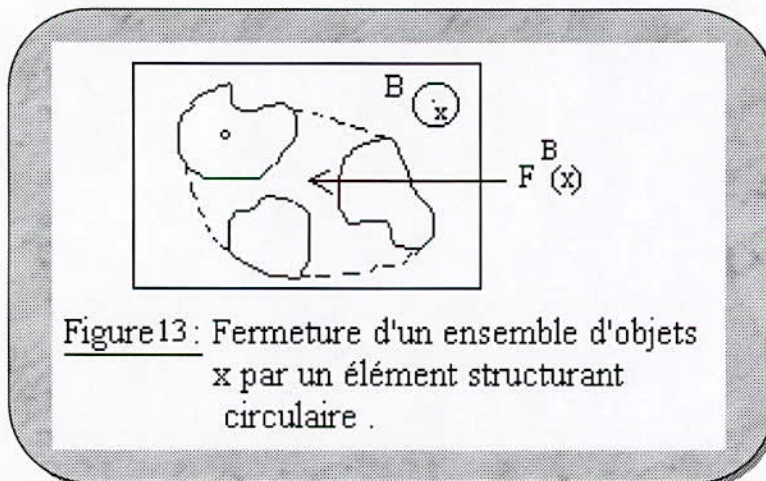


Figure 13: Fermeture d'un ensemble d'objets x par un élément structurant circulaire.

IV - Détection de contours :

Le processus d'extraction de contours peut être décomposé en trois étapes distinctes :

1 - La mise en évidence des contours :

Elle s'obtient par une différentiation de l'image, nous allons présenter deux méthodes :

a) Méthode du gradient :

Le gradient s'obtient en dérivant l'image notée $f(x, y)$, plusieurs opérateurs du gradient sont utilisés, citons :

✓ Opérateur de Roberts : L'opérateur de Roberts se présente sous la forme suivante , pour chaque pixel (x, y) de l'image $f(x, y)$ les dérivées en x et en y sont :

$$A_x = f(x+1, y) - f(x, y)$$

$$A_y = f(x, y+1) - f(x, y)$$

Ce qui revient à convoluer l'image avec les masques :

$$H_x = \begin{pmatrix} -1 & 1 \end{pmatrix} \quad ; \quad H_y = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix} .$$

l'amplitude est alors : $A(x, y) = \sqrt{A_x^2 + A_y^2}$.

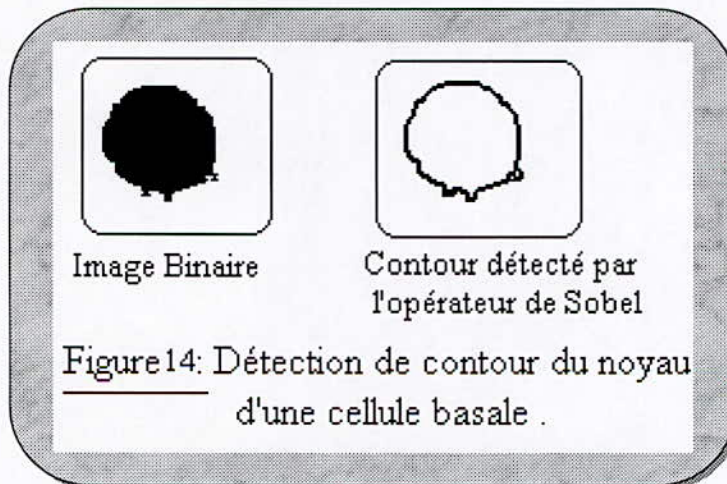
la direction du gradient est donnée par : $D(x, y) = \text{Arctg}(A_y / A_x)$.

✓ Opérateurs de Sobel et de Prewitt : Contrairement à l'opérateur de Roberts , ces opérateurs présentent l'avantage d'être moins sensibles au bruit . Ils utilisent les masques suivants :

$$H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ h & 0 & -h \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix} \quad H = \begin{pmatrix} 1 & -h & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -h & -1 \end{pmatrix} -$$

avec $h = 2$ pour l'opérateur de Sobel et 1 pour l'opérateur de Prewitt .

Exemple :



b) Méthode du Laplacien :

Elle consiste à calculer la dérivée seconde de l'image , qui peut être obtenue par plusieurs masques , parmi eux :

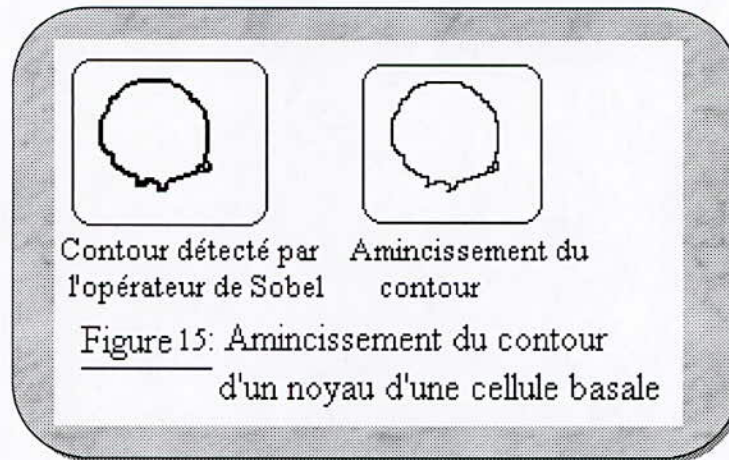
$$\begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}$$

les points du contour correspondent aux passages par zéro . Cette méthode présente l'inconvénient d'être sensible au bruit .

2 - Amincissement des contours :

Après la détection de contour par le gradient, il est nécessaire de déterminer les points exacts du contour, afin de réduire celui-ci à une épaisseur d'un seul pixel ; on appelle cette opération amincissement des lignes de contour.

Exemple :



3 - Attributs caractéristiques :

Le calcul des attributs sert à caractériser chaque région en terme de forme. Ces attributs sont destinés à être exploités ultérieurement par des modules de classification. Les plus utilisés sont :

a) Attributs de forme :

Exemples de ces attributs : > Barycentre (x_0, y_0), surface (S), périmètre (P)
> Projection selon les axes X et Y.

b) Attributs photométriques :

Exemples : > Valeurs moyennes, minimales et maximales des niveaux de gris des pixels.
> Moments des niveaux de gris estimés à l'intérieur de la région.

V - L'apprentissage :

1 - Introduction :

Il s'agit lors de cette étape de faire apprendre au système les propriétés pertinentes des formes utilisées. Avant de commencer le traitement automatique, il faut bien définir les informations que l'on a sur les formes à traiter. Cette définition repose sur l'apprentissage qui se charge d'acquérir la connaissance et l'organiser en classes ou modèles de référence. Cela exige donc de l'apprentissage de bien distinguer les familles homogènes des formes.

2 - Types d'apprentissage :

a) Apprentissage supervisé :

L'apprentissage est dit supervisé, si les différentes familles des formes sont connues a priori et si la tâche d'apprentissage est guidée par un superviseur ou professeur. Le professeur, c'est à dire le concepteur, indique pour chaque forme échantillon rentrée, le nom de la famille qui la contient.

L'apprentissage se déroule de la manière suivante : on choisit un sous ensemble de l'ensemble des formes à reconnaître, chacune de ces formes est analysée et décrite pour la prise en compte par la tâche d'apprentissage. L'opérateur, traditionnellement appelé professeur, indique le nom de la forme entrée, c'est à dire de la classe dans laquelle il souhaite la voir rangée.

Le travail de l'apprentissage consiste à analyser les ressemblances entre les formes d'une même famille et les formes de familles différentes pour en déduire les classes de l'apprentissage avec les meilleures séparatrices possibles ; les paramètres décrivant cette partition sont stockés dans une base d'apprentissage . Ensuite , lorsque l'apprentissage est terminé , la tâche de décision compare cette base d'apprentissage pour reconnaître les formes qui lui sont présentées [BEL 91] .

b) Apprentissage non supervisé :

Il s'appelle aussi , suivant l'approche utilisée , classification , inférence ou encore apprentissage sans professeur . Il s'agit à partir d'échantillons de référence et règles de regroupement ou de modélisation , de construire automatiquement les classes ou les modèles sans intervention de l'opérateur . Ce mode d'apprentissage nécessite un nombre élevé d'échantillons et des règles de construction précises et non contradictoires pour bien assurer la formation des classes . Il évite l'assistance d'un opérateur mais n'assure pas toujours une classification correspondant à la réalité (celle de l'utilisateur) [BEL91] .

Le résultat de l'apprentissage est l'élaboration d'un dictionnaire , il sera utilisé lors de la reconnaissance pour établir une décision sur la nouvelle forme entrée .

3 - La prise de décision :

La décision est l'étape qui suit l'apprentissage . A partir de la description en paramètres , elle recherche parmi les modèles d'apprentissage en présence , ceux qui sont les plus « proches » .

Elle peut conduire à :

- Un succès : si la réponse est unique .
- Une confusion : si la réponse est multiple .
- Un rejet : si aucun des modèles ne correspond à la description de la forme .

VI - Méthodes de reconnaissance de formes :

1 - L'approche statistique :

Une approche classique en reconnaissance de formes est fondée sur l'étude statistique des mesures que l'on a effectuées sur les objets à reconnaître , l'étude de leur répartition dans un espace métrique et la caractérisation statistique des choses permet de prendre une décision de reconnaissance sur la base de la recherche de la classe à laquelle la forme a la plus forte probabilité d'appartenir .

Soient : w_i , $i = 1, \dots, N$ les classes d'apprentissage .

$P(w_i)$ la probabilité à priori de la classe w_i , x la variable représentant la mesure de la forme .

$P(x/w_i)$ la densité de probabilité de x sachant qu'il appartient à w_i .

$P(w_i/x)$ la densité de probabilité de classer x sachant w_i .

il s'agit pour la reconnaissance d'évaluer pour tout j la quantité $P(w_j/x)$. La décision statistique (Bayésienne) consiste à choisir la classe qui maximise la probabilité à posteriori soit :

$$\exists j_0 / \forall j \neq j_0 P(w_{j_0}/x) > P(w_j/x) .$$

or d'après le théorème de Bayes avec $P(w_j)$ connue on peut écrire :

$$P(w_j/x) = P(x/w_j) * P(w_j) / P(x) .$$

la fonction $P(x/w_j)$ est estimée lors de l'apprentissage par son allure et ses paramètres .

Malgré son analyse et son formalisme mathématique l'approche statistique offre un faible pouvoir de discrimination et se désintéresse des informations structurelles de formes et se contente de les traiter de façon abstraite .

2 - L'approche structurelle :

Cette méthode s'attache à définir les caractéristiques intrinsèques de la forme ou plutôt de donner sa description métrique en prenant en compte l'information structurelle et contextuelle d'une forme . Ces informations sont importantes dans un grand nombre de problèmes de reconnaissance de formes car dans de nombreux cas la décision n'est pas uniquement la détermination d'un seul nom ou le calcul d'un seul nombre mais plutôt la description d'une certaine situation, cette description peut être réalisée par l'analyse de l'objet en termes de ses composantes , de leurs propriétés et de leur connexion . Ces composantes appelées primitives correspondant à des formes élémentaires du tracé comme un rebroussement ,un changement d'orientation ou un décroissement de la pente --- ect .

3 - Les systèmes experts :

Les systèmes experts sont des logiciels issus des recherches en intelligence artificielle qui sont destinés à remplacer ou assister l'homme. Un système expert est composé d'un ensemble de faits , de règles qui les gèrent . La syntaxe des règles dans un expert de reconnaissance de forme est la suivante :

Si < cond > alors « nom de forme » .

4 - L'approche neuronale :

Les réseaux neuronaux ne font pas appel à « des règles » , ils apprennent à l'aide d'ensembles destinés à l'enseignement (« Training sets ») comme le ferait l'être humain . L'intérêt porté aujourd'hui aux réseaux de neurones trouve sa justification dans les propriétés fascinantes qu'ils possèdent :

- > La capacité d'adaptation qui se manifeste dans les réseaux de neurones par la faculté d'apprentissage qui permet au système de tenir compte de nouvelles contraintes ou de nouvelles données du monde extérieure .
- > La résolution de problèmes faisant intervenir des données bruitées ; car dans les réseaux de neurones on peut à partir d'une donnée bruitée faire émerger la carte d'activation de la donnée sans bruit .
- > La capacité de généralisation qui se traduit par le fait qu'à partir d'un ensemble d'exemples , le réseau peut apprendre à retrouver des règles sous-jacentes ou à mimer les comportements qui permettent de résoudre le problème .
- > Le parallélisme qui s'inspire de la structure même des réseaux de neurones formés d'ensembles de parties élémentaires qui activent en synchronisme . Ce procédé qui évite les méthodes séquentielles de traitement aboutissant au blocage , permet une rapidité de calcul .

En définitif par rapport à l'étude précédente, nous pouvons arrêter quelques unes des caractéristiques des problèmes relatifs à une résolution par les réseaux de neurones :

- a) Malgré la reconnaissance des règles conduisant à la résolution du problème , il existe un ensemble d'exemples correspondant à des entrées du problème et aux solutions données par des experts .
- b) Le problème comportant des données bruitées .
- c) Le problème évolue par rapport à son champ de conditions initiales .
- d) Le problème nécessitant une grande rapidité de traitement par sa résolution en temps réel .
- e) il n'existe pas de solutions technologiques courantes .

Vu toutes ces caractéristiques la reconnaissance de formes devient un domaine privilégié d'applications pour les réseaux de neurones .Pour cela , nous avons opté pour cette approche , pour la constitution d'un modèle de reconnaissance de cellules .

VII - Conclusion :

Ce chapitre nous permet de transformer nos images de leur nature médicale à une forme quantitative , qui permet l'extraction des quatre critères de malignité qui sera l'objet du prochain chapitre .

Chapitre 3 :

Extraction des critères de malignité

Ce présent chapitre, vise l'extraction des critères de malignité décrits dans le premier chapitre et qui distinguent la cellule normale de la cellule cancéreuse ou anormale, cette extraction est possible en se basant sur les techniques de la morphologie mathématique et de la détection de contour qui ont fait l'objet du chapitre précédent.

1 - Le rapport nucléo-cytoplasmique :

Pour calculer ce rapport, on applique deux seuils de binarisation sur l'image :

a) Le premier permet d'isoler le noyau, dont les caractéristiques sont : couleur foncée, et taille importante par rapport aux autres détails qui apparaissent comme des tâches noires et qui disparaissent si on applique une fermeture à l'image, à cette étape on peut calculer la surface du noyau qui est égale au nombre des pixels noirs.

b) Le second seuil, isole le cytoplasme qui est plus clair et plus grand, à cette image on applique une fermeture, et on calcule la surface générale de la cellule qui est égale au nombre de pixels noirs. La surface du cytoplasme est égale à cette surface générale moins celle du noyau.

Finalement, le rapport nucléo-cytoplasme est égal à une simple division de la surface du noyau sur celle du cytoplasme.

2 - L'anisocaryose :

L'anisocaryose est calculée à partir de l'image des noyaux, tel que pour chaque noyau on suit les étapes suivantes :

a) Calcul du centre de gravité :

Ce calcul peut se faire par l'une des deux méthodes :

➤ Soit par une suite de dilatations, tel que le centre de gravité est le dernier point avant la disparition du noyau.

Algorithme de calcul du centre de gravité par une série de dilatations :

```

Debut
Image1[h1,h2], Image2[h1,h2] : byte ;
pix, i, j, x, y : integer ;
Faire
  pix = 0 ;
  Pour i = 0, h1 Faire
    Pour j = 0, h2 Faire
      Si Image1[i, j] = 0 Alors
        pix = pix + 1 ;
        x = i ;
        y = j ;
      fs ;
    fp ;
  fp ;
  Si pix != 0 Alors
    Image2 = Dilatation ( Image1 ) ;
  Sinon « centre de gravité = ( x, y ) » ;
  fs ;
  Image1 = Image2 ;
Tantque pix != 0 ;
Fin .

```

avec : h1 est h2 sont respectivement la largeur et la hauteur de l'image .

➤ Soit par un calcul mathématique , alors :

- On détecte le contour en appliquant l'un des opérations de Roberts , Laplace ou Sobel .
- On applique au contour détecté l'algorithme d'amincissement pour obtenir un contour d'un pixel d'épaisseur , puis on extrait les coordonnées des points du contour $M_i(x_i, y_i)$.
- Puis on calcule les coordonnées du centre de gravité :

$$G_x = \sum_{i=1}^N \alpha_i X_i / \sum_{i=1}^N \alpha_i .$$

$$G_y = \sum_{i=1}^N \alpha_i Y_i / \sum_{i=1}^N \alpha_i .$$

On pose $\alpha_i = 1, \forall i$ donc : $G_x = \sum_{i=1}^N X_i / N .$

$$G_y = \sum_{i=1}^N Y_i / N .$$

avec N le nombre de points du contour .

Algorithme de calcul du centre de gravité par méthode mathématique :

Debut

Image1[h1,h2] , Image2[h1,h2] , Image3[h1,h2] : **byte** ;

i , j , k , gx , gy : **integer** ;

x[max] , y[max] : **integer** ;

Image2 = Sobel (Image1) ;

Image3 = Amincissement (Image2) ;

k=0 ;

Pour i = 0 , h1 **Faire**

Pour j = 0 , h2 **Faire**

Si Image3[i , j] = 0 **Alors**

 x[k] = i ;

 y[k] = j ;

 k = k + 1 ;

fs ;

fp ;

fp ;

gx = 0 ;

gy = 0 ;

Pour i = 0 , k-1 **Faire**

 gx = gx + x[i] ;

 gy = gy + y[i] ;

fp ;

gx = gx / k ;

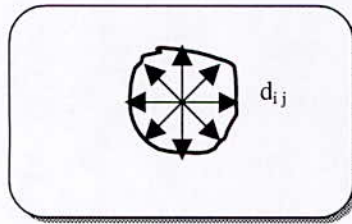
gy = gy / k ;

Fin .

b) Calcul de la taille moyenne du noyau :

La taille moyenne des huit distances caractéristiques d_i calculées à partir du centre de gravité :

$$tm_i = \text{moy} (d_{ij}) .$$



Les huit distances caractéristiques .

c) Calcul de la difformité du noyau :

La difformité du noyau est égale à la variance des huit distances caractéristiques précédentes :

$$df_i = \text{var} (d_{ij}) .$$

Après avoir appliqué ces trois opérations sur chaque noyau de l'image ; on calcule la taille moyenne des noyaux :

$$tm = \text{moy} (tm_i) .$$

Enfinement ; l'anisocaryose = $\text{var} (tm_i) / tm^2$.

Ces opérations ne peuvent être appliquées qu'après une séparation des noyaux :

Algorithme de séparation des noyaux :

Debut

Image1[h1,h2] , Image2[h1,h2] : byte ;

i , j , q1 , q2 , k1 , q3 , k2 , k3 : integer ;

Faire

Pour i = 0 , h1 **Faire**

Pour j = 0 , h2 **Faire**

Si Image1[i , j] = 0 **Alors**

q1 = i ;

q2 = j ;

i = h1 ;

j = h2 ;

fs ;

fp ;

fp ;

k1 = 0 ;

Pour i = q1 , h1 **Faire**

Si Image1[i , q2] = 0 **Alors** k1 = k1 + 1 ;

Sinon i = h1 ;

fs ;

fp ;

```

Pour j = 0 , h2 Faire
  Si Image1[q1+(k1/2) , j] = 0 Alors
    q3 = j ;
    j = h2 ;
    fs ;
  fp ;
  k2 = 0 ;
Pour j = q3 , h2 Faire
  Si Image1[q1+(k1/2) , j] = 0 Alors k2 = k2 + 1 ;
  Sinon j = h2 ;
  fs ;
  fp ;
Pour i = q1-2 , q1+k1+2 Faire
  Pour j = q3-2 , q3+k2+2 Faire
    Image2[i , j] = Image1[i , j] ;
    Image1[i , j] = nivmax ;

    fp ;
  fp ;
  k3 = 0 ;
Pour i = 0 , h1 Faire
  Pour j = 0 , h2 Faire
    Si Image1[i , j] = 0 Alors k3 = k3 + 1 ;
    fs ;
  fp ;
  fp ;
Tantque k3 !=0 ;
Fin .

```

Tel que : nivmax signifie le niveau de gris maximal (255 dans notre cas) .

3 - La difformité des noyaux :

En utilisant les résultats du paragraphe précédent :

$$\text{la difformité nucléaire} = \text{moy} (df_i) / \text{tm}^2 .$$

4 - L'hyperchromatisme nucléaire :

Dans une cellule cancéreuse , le noyau contient des sauts de luminance , d'où l'existence de zones claires , ce qui traduit la granulosité nucléaire . Pour détecter ces creux de luminance , on suit les étapes suivantes :

- a) Obtenir l'image des noyaux avec la luminance qu'ils présentent dans l'image originale .
- b) Effectuer une ouverture de l'image noyaux .
- c) Effectuer la différence de luminance entre l'image noyaux originale et son image ouverte : on obtient une image où ne sont présentes que les irrégularités de luminance .

L'hyperchromatisme nucléaire est la somme des luminances de chaque pixel de cette image, divisée par le nombre de pixels de l'image noyaux .

Algorithme de granulosité nucléaire :

```

Debut
Image1[h1,h2] , Image2[h1,h2] , Image3[h1,h2] : byte ;
S1 , S2 , i , j : integer ;
granulosité : real ;
/* L'image1 : l'image noyau avec la luminance originale */
/* L'image2 : l'image noyau fermée */
S1 = 0 ;
Pour i = 0 , h1 Faire
  Pour j = 0 , h2 Faire
    Si Image2[i , j] = 0 Alors
      Image3[i , j] = Image1[i , j] ;
      S1 = S1+1 ;
    fs ;
  fp ;
fp ;
S2 = 0 ;
Pour i = 0 , h1 Faire
  Pour j = 0 , h1 Faire
    Image1[i , j] = 255 ;
    Si Image2[i , j] != 255 Alors
      Image1[i , j] = Image1[i , j]-Image3[i , j] ;
      S2 = S2+Image3[i , j] ;
    fs ;
  fp ;
fp ;
granulosité = S2/S1 ;
Fin .

```

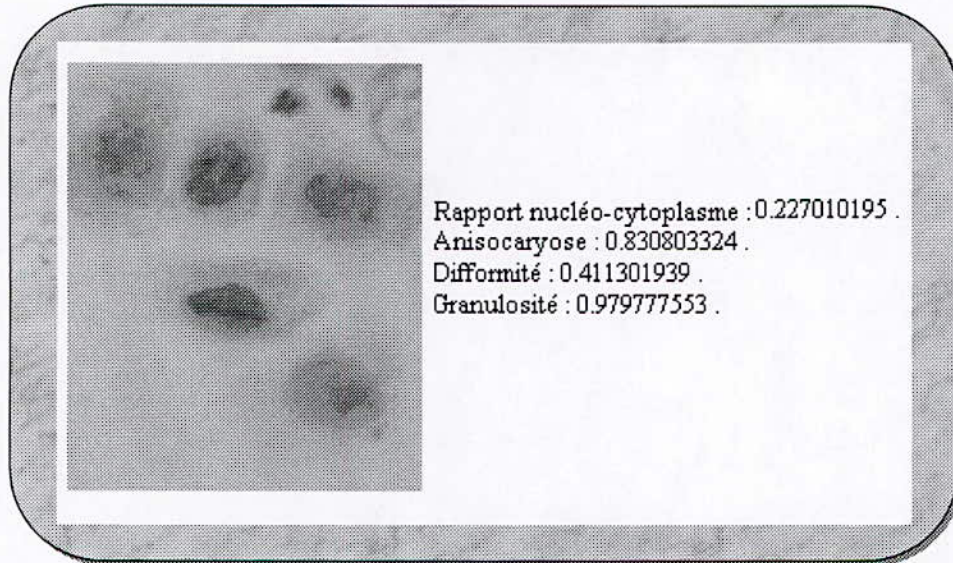
5 - Exemples :

1 -

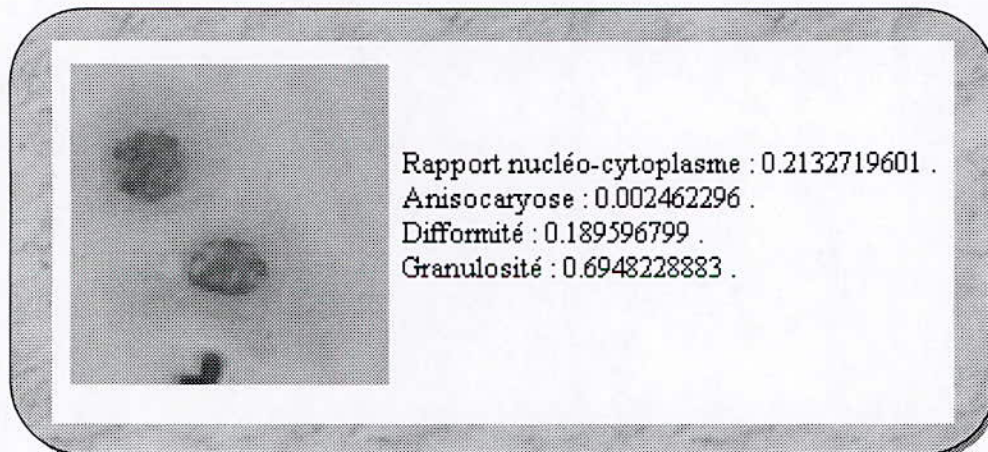


Rapport nucléo-cytoplasme : 0.2875407697 .
 Anisocaryose : 1.049408943 .
 Difformité : 0.4243502123 .
 Granulosité : 4.41434352 .

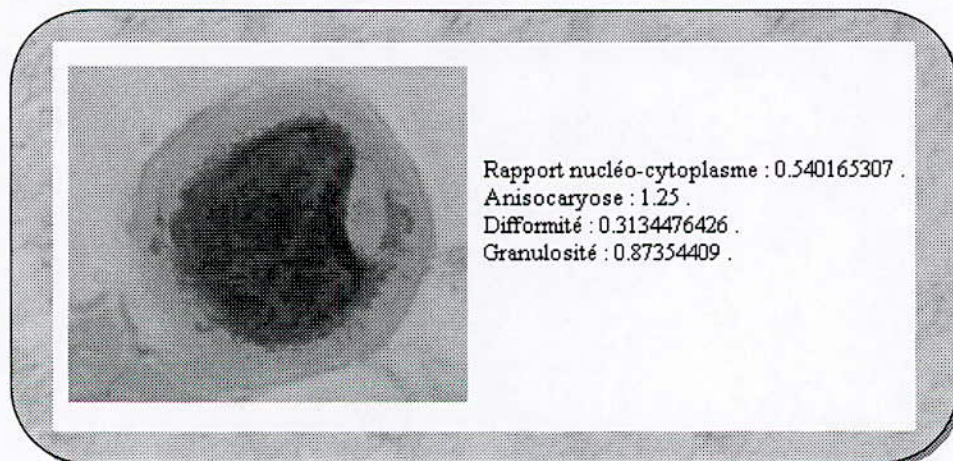
2 -



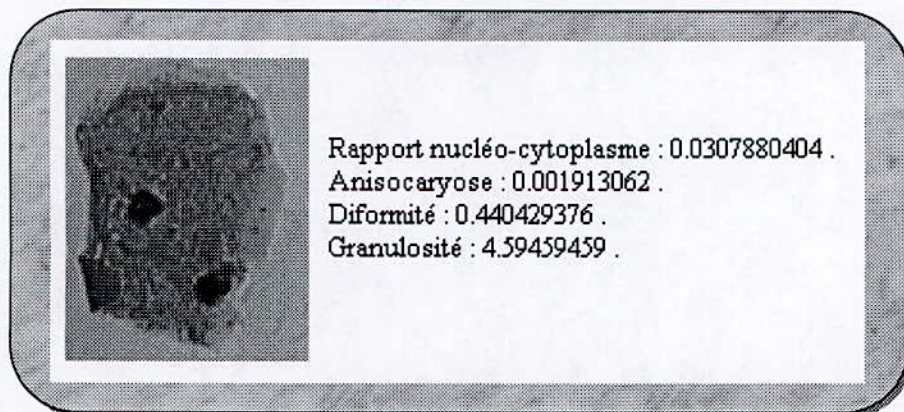
3 -



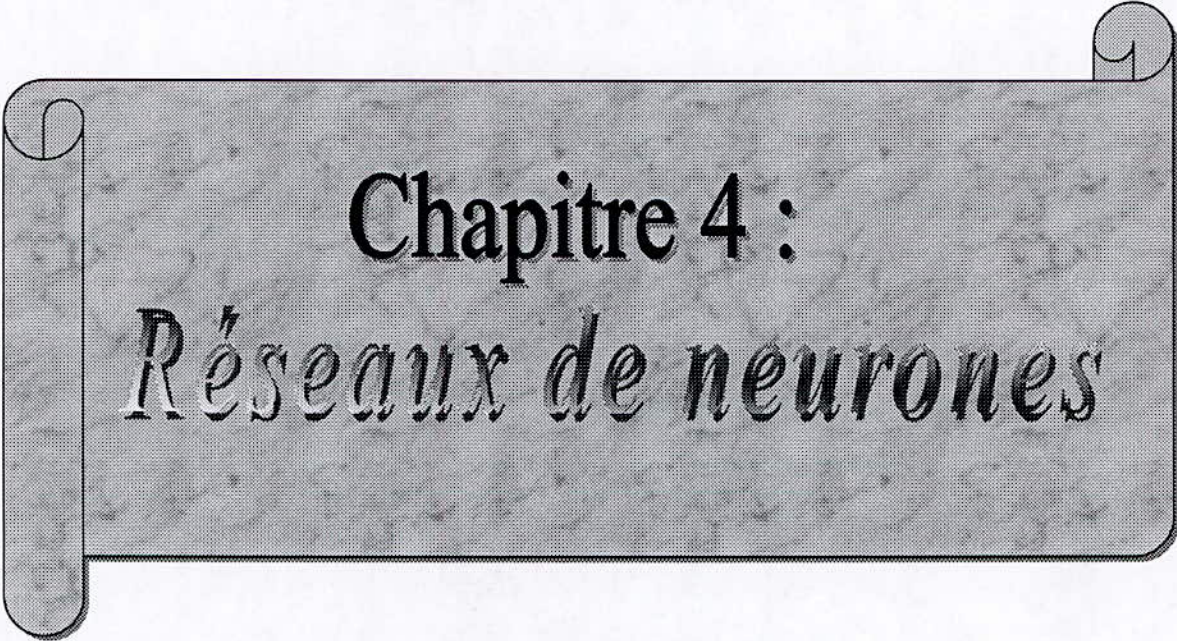
4 -



5 -



1



Chapitre 4 :
Réseaux de neurones

I - Introduction :

Le concept des réseaux de neurones pour le traitement de l'information est l'objet d'un intérêt croissant dans plusieurs domaines ,comme celui de la parole et du traitement d'images. Ces réseaux sont constitués de processeurs interconnectés appelés : « neurones formels » . Les réseaux connexionistes sont caractérisés par les nombreuses connexions qui interconnectent les neurones formels ; le but principal est de tenter d'imiter le fonctionnement du cerveau humain pour le traitement du signal et de l'information ainsi que d'explorer une alternative aux architectures classiques d'ordinateurs au vu de la supériorité du cerveau pour la tâche de reconnaissance de formes .

II - Historique :

Historiquement les origines de cette discipline sont très diversifiées .En 1943 , McCulloch et Pitts ont émis l'idée simplificatrice du neurone formel , c'est à dire un opérateur binaire interconnecté à ses semblables . Ils montrèrent qu'une assemblée de tels opérateurs en interaction était capable de calculer certaines fonctions logiques .

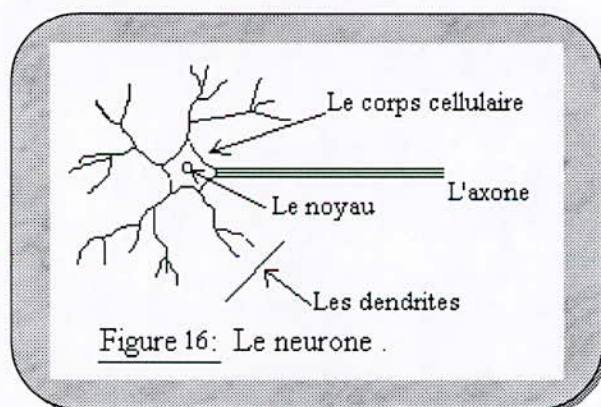
En 1949 , Hebb introduisait la notion de « plasticité synaptique » , c'est à dire le mécanisme de modification ,progressive des couplages entre neurones responsables de changements permanents de leurs propriétés collectives ce que l'on peut appeler : « Apprentissage » [H1990] .

C'est en 1959 que Roseblat décrit le premier modèle opérationnel de réseaux de neurones , mettant en œuvre les idées de Hebb , McCulloch et Pitts : « le perceptron » , inspiré du système visuel , capable d'apprendre à calculer certaines fonctions logiques en modifiant ses connexions synaptiques[DAV90] .Le renouveau actuel des réseaux de neurones est dû à des contributions originales , comme celle de Hopfield en 1982 , qui en montrant l'analogie des réseaux de neurones avec certains systèmes physiques , a permis de leur appliquer un formalisme riche et bien maîtrisé . Plus récemment , en 1985 de nouveaux modèles mathématiques ont permis de dépasser les limites du perceptron [DAV90] .

Pour bien comprendre la structure et le mécanisme des réseaux de neurones formels , étudions d'abord les constituants ainsi que les mécanismes régissant la communication entre les neurones dans un réseau de neurones biologiques .

III - Le neurone biologique :

Les cellules nerveuses appelées neurones sont les éléments de base du système nerveux . Celui-ci en posséderait environ cent milliards . Il y a quelques années l'étude de la structure interne de ces cellules a révélé que tous les neurones étaient constitués de 03 parties : les dendrites , le soma et l'axone .



1 - Le corps cellulaire (soma) :

C'est la partie centrale du neurone , qui contient le noyau ; d'une façon simple , le soma du neurone traite les courants électriques qui lui proviennent de ces dendrites . Il transmet le courant électrique résultant de ce traitement aux neurones auxquels il est connecté par l'intermédiaire de son axone .

2 - Les dendrites :

Elles forment une espèce d'arborescence autour du corps cellulaire (soma) . Elles sont les récepteurs principaux du neurone pour capter les signaux venant d'autres cellules ou de l'extérieur .

3 - L'axone :

Il sert de moyen de transport pour les signaux émis par le neurone , il est généralement plus long (sa longueur varie d'un millimètre à plus d'un mètre) que les dendrites et se ramifie à son extrémité , là où il communique avec d'autres neurones .

4 - La synapse :

C'est la jonction d'une branche axonique d'un neurone avec les dendrites d'un autre neurone . Son rôle est fondamental et consiste à permettre aux cellules nerveuses de communiquer entre elles .

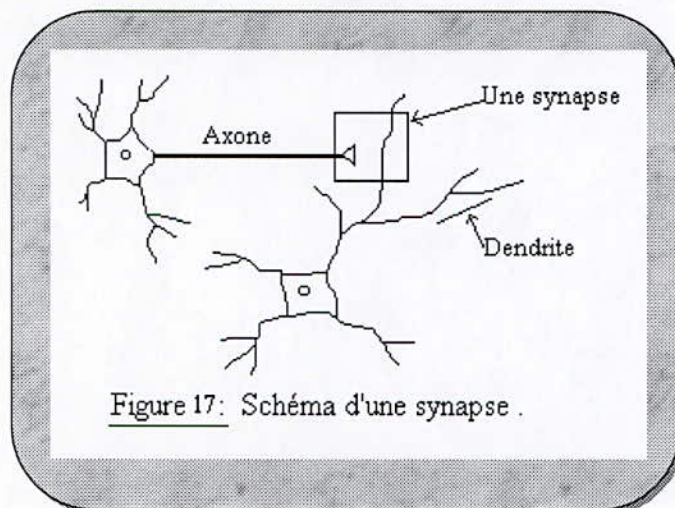
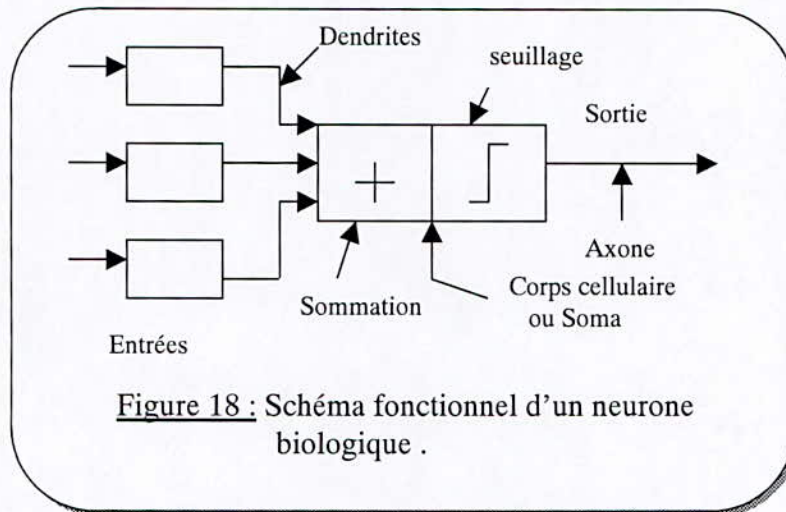


Figure 17: Schéma d'une synapse .

IV - Fonctionnement du neurone :

Les dendrites reçoivent l'information au niveau de points de contact avec les autres neurones , l'information est ensuite acheminée vers le corps cellulaire ou soma . Entre deux cellules nerveuses , au niveau de la synapse la transmission se fait par l'intermédiaire d'un médiateur chimique appelé « neurotransmetteur » . Le soma recueille et concentre l'ensemble des informations reçues par les dendrites et en fait une sommation . Si le potentiel somatique dépasse un certain seuil , il y a émission d'un potentiel d'action . Ce signal très bref (1ms) est transmis sans atténuation le long de l'axone -parfois sur plus d'un mètre- et répartie sur les synapses des neurones cibles grâce à l'arborisation terminale .

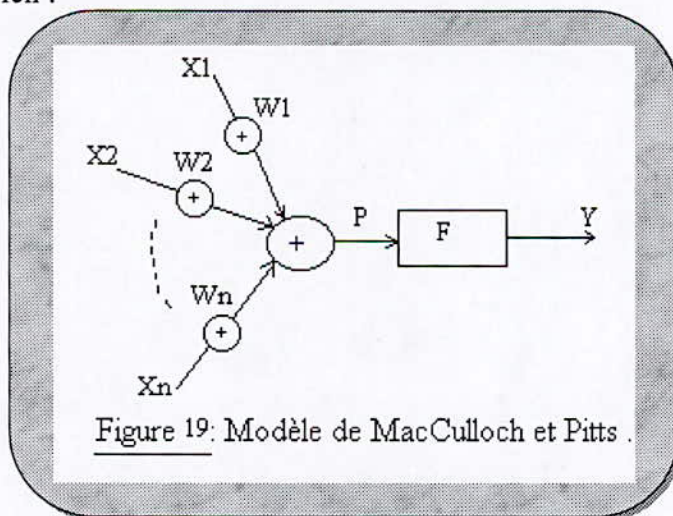


V - La modélisation :

1 - Le neurone formel :

Le premier modèle de neurone fut élaboré en 1943 par McCulloch et Pitts , s'inspirant de leurs travaux sur les neurones biologiques , ils ont proposé le modèle suivant :

Un neurone formel fait une somme pondérée des potentiels d'actions qui lui parviennent (chacun de ces potentiels est une valeur numérique qui représente l'état du neurone qui l'a émis) puis s'active suivant la valeur de cette sommation pondérée . Si cette somme dépasse un certain seuil , le neurone est activé et transmet une réponse (sous forme de potentiel d'action) dont la valeur est celle de son activation . Si le neurone n'est pas activé il ne transmet rien .



On note :

$(x_i)_{i=1, \dots, N}$: les entrées du neurone formel .

Y : sa sortie .

B : seuil de la fonction d'activation .

w_i : les paramètres de pondération (poids synaptiques) .

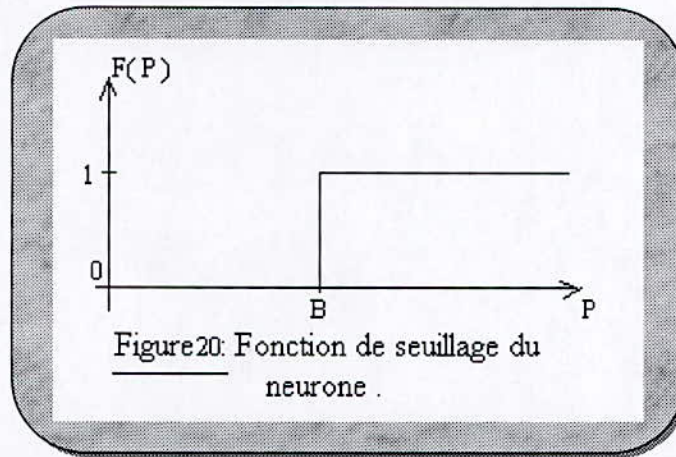
F : la fonction de seuillage .

Les entrées x_i sont les sorties d'autres neurones ou encore des entrées extérieures .

Les calculs du potentiel P et de la sortie Y s'expriment par les relations suivantes :

$$P = \sum_{i=1}^N w_i x_i \quad \text{et} \quad Y = F(P).$$

$$\text{avec : } \begin{cases} F(P) = 1 & \text{Si } P > B. \\ F(P) = 0 & \text{Si } P \leq B. \end{cases}$$



2 - Modélisation générale :

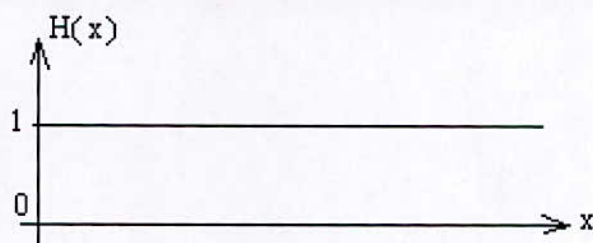
En général pour définir un neurone formel, il faut spécifier :

- La nature des entrées : binaires (0 ou 1) ou réelles .
- La fonction d'entrée :

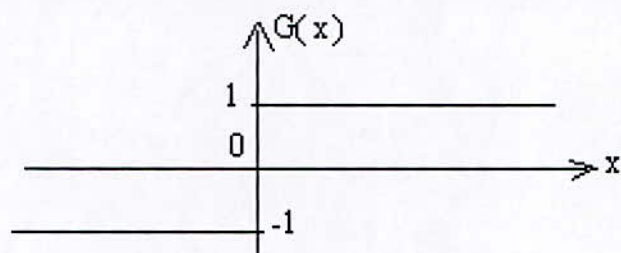
- Linéaire : $h(e_1, \dots, e_N) = \sum_{i=1}^N w_i * e_i.$

ou affine : $h(e_1, \dots, e_N) = \sum_{i=1}^N w_i * e_i + c.$

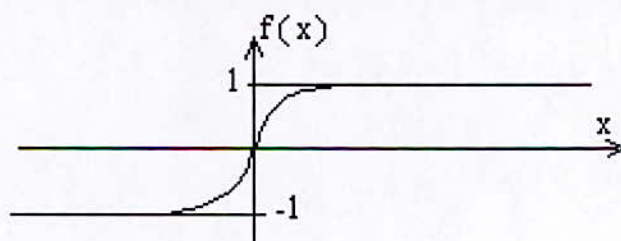
- La fonction d'activation : fonction binaire, Heaviside ou sign, linéaire à seuils ou fonction sigmoïde .
- La fonction de sortie considérée en général comme la fonction identité .



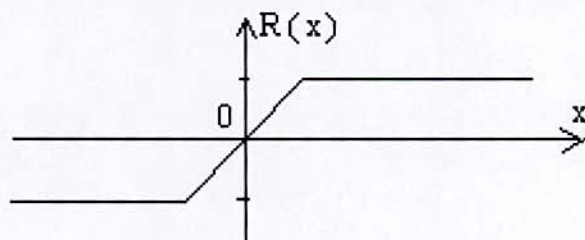
a : Fonction de Heaviside .



b : Fonction sign .



c : Fonction sigmoïde .



e : Fonction à seuil .

Fonctions d'activation .

VI - Réseaux connexionnistes :

L'association de plusieurs neurones connectés entre eux suivant différentes structures est appelée : « réseaux de neurones ». Vu le grand nombre de connexions qui caractérise ces réseaux ; ils sont appelés réseaux connexionnistes .

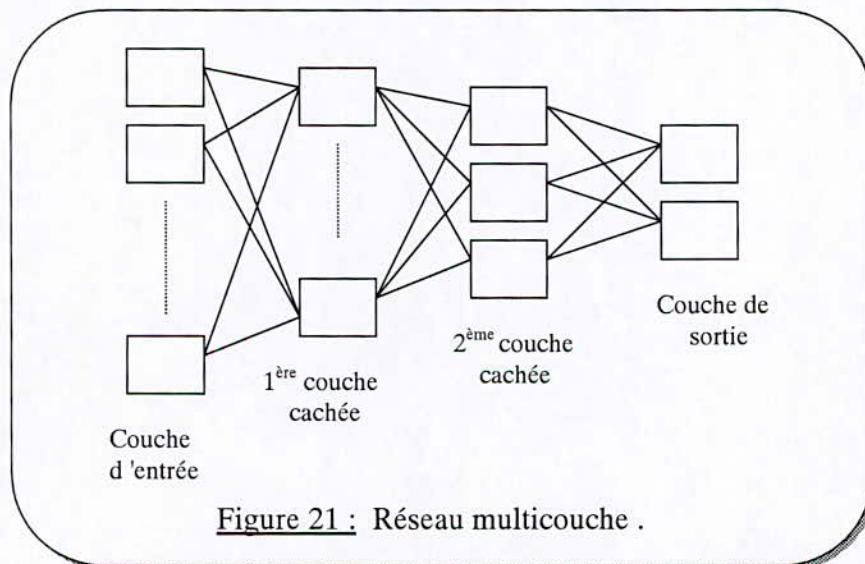
VII - Les différents modèles :

On distingue (03) modèles principaux :

- Les réseaux multicouches .
- Les réseaux de Kohonen .
- Les réseaux de Hopfield .

1 - Les réseaux multicouches :

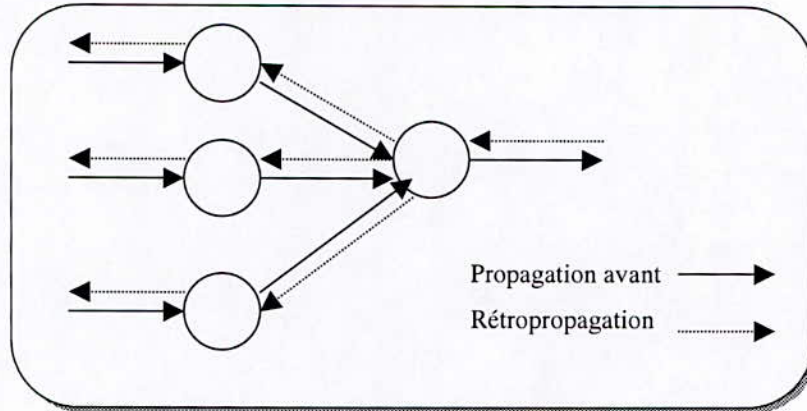
La structure la plus simple est celle d'un réseau multicouche . Les neurones appartenant à la même couche ne sont pas connectés entre eux , chacune des couches reçoit des signaux de la couche précédente et transmet le résultat de ses traitements à la couche suivante . La première couche qui reçoit les entrées du milieu extérieur , est appelée couche d'entrée tandis que la dernière couche est appelée couche de sortie . Les couches intermédiaires sont appelées couches cachées .



L'apprentissage :

L'apprentissage est l'opération par laquelle le réseau de neurones acquiert la capacité de faire une tâche déterminée en modifiant ses paramètres internes (poids des connexions) en utilisant un algorithme d'adaptation appelé : « Algorithme d'apprentissage » .

L'apprentissage se déroule généralement comme suit : On dispose d'un ensemble d'exemples qui sont des couples (entrée , sorties désirées) .A chaque étape , un exemple est présenté en entrée du réseau . Une sortie réelle est calculée . Ce calcul est effectué de proche en proche de la couche d'entrée à la couche de sortie , cette phase appelée propagation avant. Ensuite , l'erreur (en fonction des sorties désirées et celles obtenues) est calculée , puis elle est rétropropagée dans le réseau donnant lieu à une modification de chaque poids . Ce processus est répété en présentant successivement chaque exemple . Si pour tous les exemples l'erreur est inférieure à un seuil , on dit alors que le réseau a convergé [DAV90] .



Soit $X = \{ x^1, x^2, \dots, x^P \}$ l'ensemble des exemples d'apprentissage où P est le nombre d'exemples .

l'erreur quadratique relative à l'exemple p est donnée par l'équation :

$$E_p = \sum_{k=1}^1 (S_k^p - Y_k^p)^2 .$$

d'où l'erreur quadratique totale , relative à l'ensemble d'apprentissage est donnée par l'équation :

$$E = \sum_{p=1}^P E_p .$$

2 - Les réseaux de Kohonen :

Ce modèle se distingue par les caractéristiques suivantes :

a) Modèle du neurone :

Le neurone formel de Kohonen est caractérisé par une variable d'état qui est son activation et aussi sa sortie .Kohonen part de l'équation d'état dynamique suivante :

$$(dS/dt) = E - P(S) .$$

où S : variable d'état .

E : est l'entrée totale .

$P(S)$: est un terme de perte non linéaire qui limite la rapidité des variations des états du neurone .

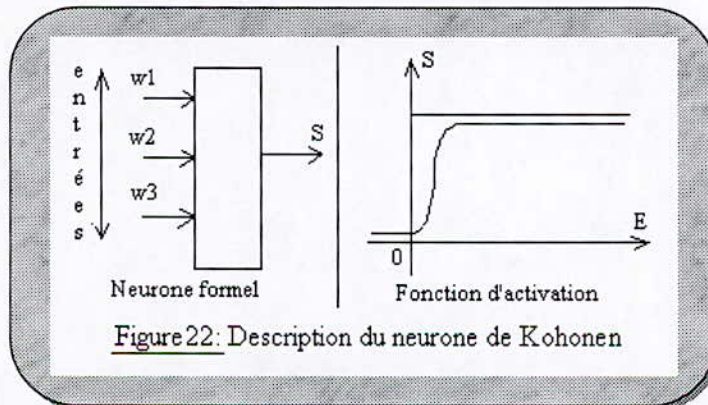


Figure 22: Description du neurone de Kohonen

b) La structure du réseau :

Kohonen propose une structure très générale qui pourra ensuite, suivant les applications, être précisément définie. L'architecture du réseau tient compte à la fois des données extérieures qui peuvent parvenir au réseau, et des connexions internes du réseau.

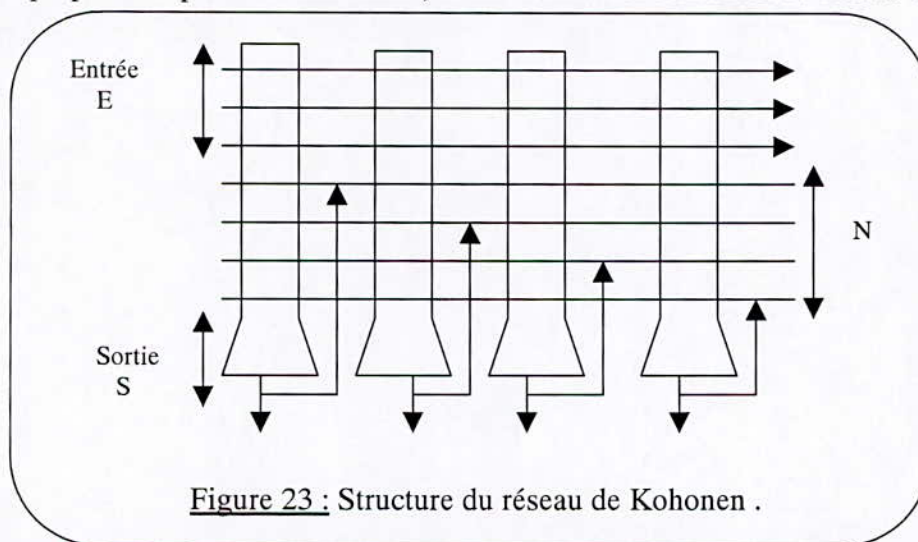


Figure 23 : Structure du réseau de Kohonen .

avec $S = (s_1, \dots, s_i, \dots, s_n)$ comme des sorties des n neurones du réseau .

$E = (e_1, \dots, e_i, \dots, e_m)$ comme vecteur d'entrée des m entrées extérieures au réseau .

c) L'apprentissage :

Le mécanisme de cet apprentissage est le suivant :

- Si le neurone reçoit un potentiel d'action par sa connexion et qu'il s'active, il y a renforcement de cette connexion .
- Si le neurone ne reçoit pas de potentiel d'activation par sa connexion ou si recevant par cette connexion un potentiel, il ne s'active pas, le poids de cette connexion est diminué .

3 - Le Modèle de Hopfield :

Le modèle de Hopfield est une mémoire adressable par son contenu, une forme mémorisée est retrouvée par une stabilisation du réseau, s'il a été simulé par une partie adéquate de cette forme. Sa modélisation se présente comme suit :

a) Le modèle de neurone :

Le neurone utilisé fait une somme pondérée des potentiels d'action qui lui parviennent, puis s'active suivant la valeur de cette sommation. Si celle-ci dépasse un certain seuil, le neurone est activé et transmet une réponse dont la valeur est celle de son activation, sinon il ne transmet rien du tout. Le neurone a deux états possibles : $V_i = 0$ ou $V_i = 1$.

b) La structure du réseau :

Le réseau est composé de N neurones tous connectés. La connexion d'un neurone i à un neurone j est notée T_{ij} . L'entrée totale d'un neurone i est :

$$I_i = \sum_j T_{ij} V_j .$$

c) L'apprentissage :

L'apprentissage d'un réseau de Hopfield est statique , c'est à dire qu'il n'y a pas véritablement de dynamique des connexions ,mais en revanche la relaxation du réseau est dynamique ; le réseau peut effectuer plusieurs nombres d'itérations avant de retrouver un état stable (les états stables sont mémorisés au préalable) .

VIII - Apprentissage et généralisation :

Après la phase d'apprentissage , il faut être en mesure d'estimer le degré de confiance qu'on peut placer dans le réseau . C'est pourquoi on divise la base de données contenant les exemples connus en deux sous-ensembles : la base d'apprentissage proprement dite , à l'aide de laquelle on effectue l'apprentissage et la base de test sur laquelle on essaie de tester la capacité du réseau à reconnaître des exemples non appris , cette opération permet d'estimer la capacité de généralisation du réseau , qui est le critère déterminant pour son utilisation effective . Pour cela , il faut respecter 02 conditions :

- 1 – Les exemples utilisés doivent être équitablement représentatifs des classes à reconnaître .
- 2 – Il faut que le rapport du nombre d'exemples d'apprentissage au nombre de connexions du réseau soit supérieur à 1 . Plus ce rapport est élevé , meilleure sera la généralisation .

IX - Application des réseaux de neurones :

Les réseaux de neurones trouvent aujourd'hui des applications variées , ce qui nous amène à dresser la liste d'applications privilégiées :

- Traitement du signal .
- Vision , parole .
- Reconnaissance des formes .
- Prévision et modélisation .
- Aide à la décision .
- Robotique .

Le tableau suivant donne une sélection du type de réseau pour différentes applications : [DAV90]


Modèle de Réseau / Application	Multicouche	Hopfield	Kohonen
Classification	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Reconnaissance de Formes .	<input type="checkbox"/>		<input type="checkbox"/>
Aide à la décision	<input type="checkbox"/>		<input type="checkbox"/>
Optimisation		<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

X - Choix du modèle :

Pour faire le choix du modèle et de son type d'implémentation nous nous basons sur :

- 1 – La nature de l'application : Comme nous traitons un problème de reconnaissance des formes et d'après le tableau précédent , nous déduisons que le réseau à retenir est soit un réseau à couches ou bien un réseau de Kohonen .
- 2 – La nature des données .
- 3 – Les considérations sur les performances : plusieurs réseaux à couches utilisant la technique de rétropropagation ont été développés et fournissent des résultats satisfaisants .
- 4 – Le modèle multicouches est le plus utilisé parmi les différents modèles de réseaux car il permet d'approximer n'importe quelle fonction de transfert donnée , après un choix approprié de ses paramètres .

De ce fait , c'est le modèle à couches qui est le plus intéressant à implémenter .



Chapitre 5 :
*Etude Conceptuelle d'un
réseau multicouche*

I - Introduction :

Lors de notre conception on a opté pour le réseau multicouche vu sa simplicité de mise en œuvre . En effet , le réseau multicouche permet d'allier puissance de calcul et salpes d'apprentissage ainsi que des performances qu'il a démontré pour les tâches liées à la reconnaissance de formes . Cependant , plusieurs problèmes épineux se posent lors de la construction et l'entraînement du réseau , notamment en ce qui concerne :

- Le choix d'une architecture précise pour le réseau multicouche .
- Le choix de paramètres adéquats pour l'apprentissage .
- La constitution des échantillons d'apprentissage et de test .

II - Architecture du réseau multicouche :

Il est avantageux de construire des réseaux disposant d'un nombre de ressources aussi petit que possible . En effet , plus le réseau possède de poids et de neurones , plus le temps de calcul est grand lors de son utilisation , et moins sûres seront ses capacités de généralisation . De plus , un grand nombre de poids nécessite généralement un apprentissage plus long et un corpus d'apprentissage plus grand . Tout cela explique l'effort considérable qui a été consacré au développement de techniques capables de donner des architectures optimales (Dans le sens où elles répondent aux exigences de la tâche avec un minimum de ressources) . On rappelle ici que la structure des réseaux multicouche est telle que les neurones qui appartiennent à la même couche ne soient pas connectés entre eux , chacune des couches reçoit des signaux de la couche précédente , et transmet le résultat de ses traitements à la couche suivante . Chaque neurone est connecté à tous les neurones de la couche suivante par des connexions pondérées .

Les couches extrêmes correspondent à :

a) L'ensemble E des neurones d'entrée :

Ces neurones perçoivent les données du problème du milieu extérieur , ce qui correspond dans notre application aux caractéristiques essentielles des cellules :

- Rapport nucléo-cytoplasmique .
- L'anisocaryose .
- La difformité .
- La granulosité .

b) L'ensemble S des neurones de sortie :

L'activation des neurones constituant cette couche sera interprétée comme la réponse du réseau . Elle fournira le résultat des traitements effectués , à savoir :

- Cellule normale .
- Cellule anormale .

c) Les couches intermédiaires :

Elles sont appelées couches cachées , leur nombre est variable , elles correspondent à l'ensemble C des neurones cachés . L'intérêt de cette couche réside dans la constatation expérimentale qu'un réseau disposant de neurones cachés est souvent plus puissant qu'un réseau sans neurones cachés .

Les entrées des neurones sont soit des valeurs externes (pour la couche d'entrée) ; soit les sorties d'autres neurones . Elles peuvent prendre des valeurs binaires aussi bien que des valeurs réelles continues . Les poids associés sont toujours des valeurs réelles . Les sorties de chaque neurone sont comprises entre « -1 » et « +1 » . La sortie des neurones de la dernière couche traduit l'appartenance de la cellule à reconnaître , à la classe qu'elle présente .

Le formalisme :

Le parcours d'un réseau multicouche se fait selon les étapes suivantes :

Etape 1 : Présenter la forme à reconnaître en entrée .

Calculer la sortie $S(1, j)$ des neurones de la première couche en appliquant la fonction sigmoïde à chacune de ces entrées .Où : 1 représente la première couche et j le $j^{ème}$ neurone .

$$S(1, j) = 1 / [1 + \exp (- \text{entrée} (j))]$$

Etape 2 : Calculer les sorties $S(c, j)$ des couches intermédiaires et de la sortie , avec : c représente la $c^{ème}$ couche et j le $j^{ème}$ neurone :

$$S(c, j) = 1 / [1 + \exp (- \sum_i \text{Poids}_{ij} * S(c-1, j))]$$

où : Poids_{ij} est le poids de la connexion entre le neurone i et le neurone j .

Etape 3 : Comparer les sorties du réseau $S(d, j)$ à un seuil , de telle sorte que :

Si $\exists S(d, j)$ tel $S(d, j) \geq \text{seuil}$ alors forme appartenant à la classe discriminée par le $j^{ème}$ neurone .

sinon forme non reconnue (rejetée) .

où : d représente la dernière couche et j le $j^{ème}$ neurone .

III - Constitution des corpus d'apprentissage et de test :

L'un des problèmes qui se posent à un réseau multicouche est celui de la constitution du corpus d'apprentissage en sachant de plus que le corpus doit refléter fidèlement l'ensemble des caractéristiques du domaine ; le problème essentiel est de trouver la taille minimale du corpus si l'on désire s'assurer des capacités de généralisation du réseau . La composition du corpus d'apprentissage revêt une grande importance pour la classification .

Mehorta montre que les patrons (vecteurs) à la frontière de deux classes sont plus informatifs qu'un corpus de patrons (vecteurs) choisis aléatoirement , car ils délimitent plus précisément la position de la frontière .



Les patrons frontaliers (en rouge) délimitent plus précisément la frontière de deux classes et sont donc les utiles pour l'apprentissage .

IV - L'apprentissage :

Toute l'information que possède le réseau multicouche est représentée dans les poids des connexions entre les neurones . La phase d'apprentissage est l'une des plus importantes du réseau multicouche . Au cours de cette phase , les coefficients synaptiques au poids sont ajustés de telle sorte que le réseau remplisse une tâche définie par des exemples .

Il existe deux classes de règles d'apprentissage :

- Règle d'apprentissage à source d'inspiration biologique : Règle de Hebb .
- Règle d'apprentissage à source d'inspiration mathématique : Le réseau est considéré comme une fonction de transfert des entrées qui lui sont présentées .

1 - Règle de Hebb :

La première règle d'apprentissage a été dictée en 1943 par Hebb régissant la plasticité synaptique . Le coté fort de cet énoncé est le fait que le renforcement synaptique se produit quand il y a activité simultanée du neurone pré-synaptique (cause) et du neurone post- synaptique (effet) .

Deux états possibles (actif ou inactif) sont à mettre sur le compte de chaque neurone . L'efficacité de la synapse augmente , d'après Hebb si les deux éléments rentrent en action conjointement . Le tableau ci-dessous définit cette règle :

Neurone pré-Synaptique	Neurone post-Synaptique	Efficacité synaptique
Actif	actif	renforcement
Inactif	actif	pas de modification
Actif	Inactif	pas de modification
Inactif	Inactif	pas de modification

Règle de plasticité de Hebb .

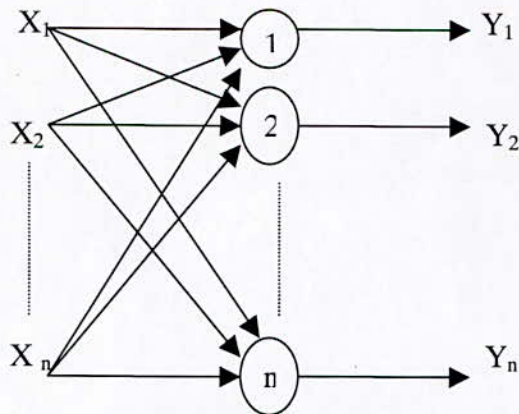
On déduit que la règle de Hebb conduit exclusivement au renforcement des efficacités synaptiques : la synapse ne peut être que plus forte .Ce qui provoquerait ,dans le cas où les éléments de limitation sont exclus , à la saturation des réseaux .

Tout algorithme d'apprentissage prend pour base la règle de Hebb .

2 - Algorithmes d'apprentissage :

a) Règle de Windrow-Hoff :

L'apprentissage du perception (réseau monocouche) est un apprentissage supervisé qui se fait par correction d'erreur , on utilise pour cela la règle de Windrow-Hoff . C'est une méthode de minimisation de l'erreur par descente du gradient . On considère un réseau constitué de n neurones recevant des vecteurs à k composantes :



Réseau à une couche .

les n entrées X_i du réseau sont distribuées sur tous les neurones , la sortie du neurone i vaut :

$$Y_i = F(P_i) = F(\sum_{j=1}^n W_{ij} X_j + B_i) .$$

où B_i : le biais du neurone i .

A un vecteur d'entrée X ,on veut associer un vecteur de sortie désirée Y_d . Si les poids W_{ij} ont des valeurs quelconques , le vecteur de sortie Y observé est différent de Y_d . On associe à cette différence l'erreur quadratique :

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (Y_{dj} - Y_j)^2 .$$

on calcule le gradient de cette erreur par rapport à W_{ik} :

$$(\partial E / \partial W_{ik}) = \sum_{j=1}^n (Y_{dj} - Y_j) [\partial (Y_{dj} - Y_j) / \partial W_{ik}] .$$

en remplaçant Y_j par son expression , on trouve :

$$(\partial E / \partial W_{ik}) = - (Y_{di} - Y_i) X_k F'(P_i) .$$

ou : F' est la dérivée de F .

en posant $\delta_i = (Y_{di} - Y_i)$, le gradient de l'erreur s'écrit :

$$(\partial E / \partial W_{ik}) = - \delta_i X_k F' [\sum_{j=1}^n W_{ij} X_j + B_i] .$$

Pour diminuer l'erreur , pour l'exemple X il faut calculer un ΔW_{ik} dans le sens opposé à ce gradient , soit donc :

$$\Delta W_{ik} = \eta \delta_i X_k F'(P_i) , \quad k = 1 , \dots , K \quad \text{et} \quad i = 1 , \dots , N .$$

et :

$$W_{ik} (t + 1) = W_{ik} (t) + \Delta W_{ik} .$$

Notons que le coefficient d'apprentissage η joue un rôle important puisqu'il règle la vitesse avec laquelle se fait la descente du gradient . Trop petit , il ne permet d'atteindre , une valeur suffisamment faible de l'erreur qu'après un très grand nombre de pas et on risque même de tomber dans un minimum local dont il est impossible de sortir . Trop grand , il peut conduire à s'éloigner du minimum d'erreur recherché .

L'apprentissage prend fin selon la décision de l'utilisateur, après un nombre fixe d'itérations ou lorsqu'on a atteint une erreur désirée sur les sorties du réseau.

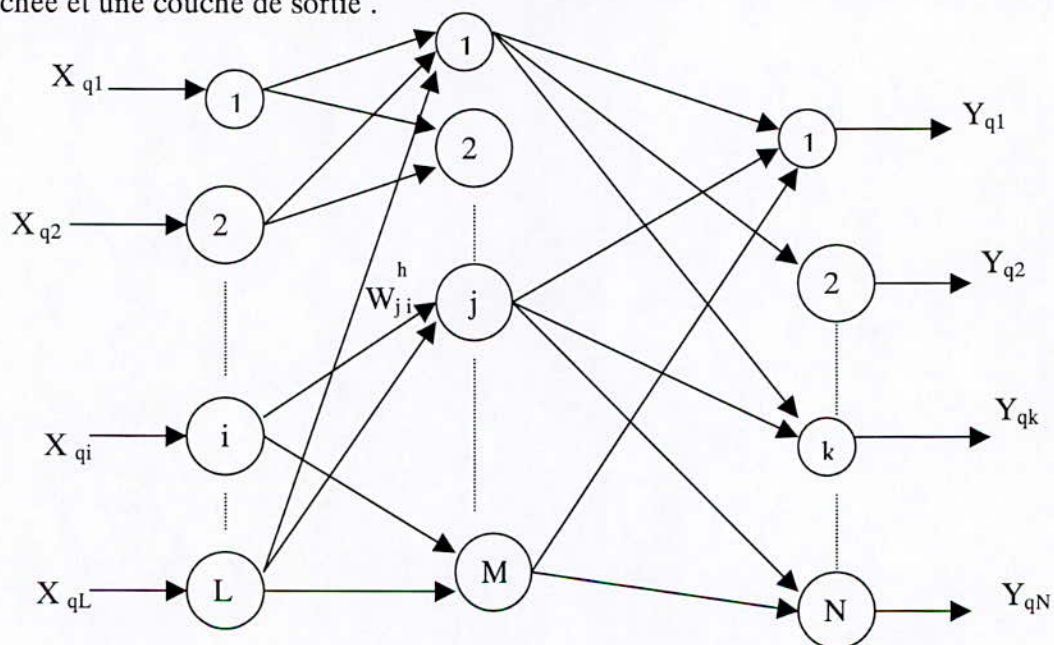
b) La rétropropagation du gradient :

L'apprentissage d'un réseau multicouche ne peut pas être réalisé par la règle de Widrow-Hoff. En effet, si cette méthode est directement applicable pour ajuster les poids de la dernière couche, elle ne l'est pas pour ceux des couches internes, car on ne connaît pas la sortie désirée pour ces couches et par conséquent, on ne connaît pas directement le terme d'erreur associé à chaque couche interne. Il faut donc tenter d'exprimer l'erreur à la sortie de chaque neurone d'une couche quelconque à partir de l'erreur de la dernière couche, seule erreur directement mesurable.

La solution à ce problème a été apportée par l'algorithme de « rétropropagation du gradient d'erreur », appelé « back-propagation algorithm » dans la littérature anglaise.

c) Formalisme de la méthode de rétropropagation du gradient :

Avant de définir la règle d'apprentissage, on doit auparavant définir la relation entre les sorties du réseau d'une part, et les entrées et les poids d'autre part. Considérons le réseau à trois couches de la figure ci-après : le réseau comporte une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie.



Réseau de neurones multicouche .

On considérera que la couche d'entrée ne fait que transmettre les entrées c'est à dire qu'elle se comporte comme un registre : le réseau ne comporte que deux couches réelles de traitement, la couche interne et la couche de sortie. On adopte les notations suivantes :

$X_q = (x_{q1}, x_{q2}, \dots, x_{qN})$: vecteur d'entrée où q est l'indice de l'exemple.

$q = 1, \dots, N_e$; tel que N_e nombre d'exemples de la base d'apprentissage.

$Y_q = (y_{q1}, y_{q2}, \dots, y_{qN})$: vecteur de sortie du réseau en réponse à l'entrée X_q .

$Y_{dq} = (y_{dq1}, y_{dq2}, \dots, y_{dqN})$: vecteur de sortie désiré pour l'exemple X_q .

$S_q = (s_{q1}, s_{q2}, \dots, s_{qM})$: vecteur de sortie des M neurones de la couche cachée.

W_{ji}^h : poids synaptique entre le $i^{\text{ème}}$ neurone de la couche d'entrée et le $j^{\text{ème}}$ neurone de la couche cachée.

W_{kj}^o : poids synaptiques entre le $j^{\text{ème}}$ neurone de la couche cachée et le $k^{\text{ème}}$ neurone de

la couche de sortie .

B_j^h : biais du neurone j de la couche cachée .

B_k^o : biais du neurone k de la couche de sortie .

P_{qj}^h : l'entrée totale du neurone j de la couche cachée , pour l'exemple q .

P_{qk}^o : l'entrée totale du neurone k de la couche de sortie , pour l'exemple q .

F^h : fonction d'activation de la couche cachée .

F^o : fonction d'activation de la couche de sortie .

avec : $i = 1, \dots, L$; $j = 1, \dots, M$; $k = 1, \dots, N$.

d) Description de l'algorithme de rétropropagation :

Le but de l'algorithme de rétropropagation est d'adapter les paramètres (W_{ji}^h, W_{kj}^o) de façon à minimiser l'erreur quadratique lors de l'apprentissage .

L'algorithme d'apprentissage par rétropropagation sera alors :

1 – Choix de la taille du réseau .

Initialisation aléatoire des poids et des biais des neurones à de petites valeurs .

2 – On applique le vecteur X_q à la couche d'entrée . X_q est choisi aléatoirement dans la base d'apprentissage .

3 – On calcule l'entrée totale de chaque neurone de la couche cachée :

$$P_{qj}^h = \sum_{i=1}^L W_{ji}^h X_{qi} + B_j^h .$$

4 – On calcule la sortie de la couche cachée : $S_{qj} = F^h (P_{qj}^h)$.

5 – On calcule l'entrée totale des neurones de la couche de sortie :

$$P_{qk}^o = \sum_{j=1}^M W_{kj}^o S_{qj} + B_k^o .$$

6 – Calcul de la sortie du réseau : $Y_{qk} = F^o (P_{qk}^o)$.

7 – On calcule sur la couche de sortie le terme :

$$\delta_{qk}^o = (Y_{dqk} - Y_{qk}) F'^o (P_{qk}^o) .$$

où : $(Y_{dqk} - Y_{qk})$ est l'erreur commise par le neurone k .

8 – Calcul de l'erreur commise sur la couche cachée :

$$\delta_{qj}^h = F^h (P_{qj}^h) \sum_{k=1}^N \delta_{qk}^o W_{kj}^o .$$

9 – Mise à jour des poids par :

$$\begin{cases} W_{ji}^h (t+1) = W_{ji}^h (t) + \eta \delta_{qj}^h X_{qi} \\ W_{kj}^o (t+1) = W_{kj}^o (t) + \eta \delta_{qk}^o S_{qj} \end{cases}$$

où η est le coefficient d'apprentissage ou le pas du gradient .
et des biais données par :

$$\begin{cases} B_j^h(t+1) = B_j^h(t) + \eta \delta_{qj} & \text{sur les couches cachées .} \\ B_k^o(t+1) = B_k^o(t) + \eta \delta_{qk} & \text{sur la couche de sortie .} \end{cases}$$

10 – Si le test d'arrêt n'est pas vérifié , retourner à l'étape 2 .

Le test d'arrêt est l'erreur quadratique totale qu'on veut atteindre :

$$E = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^n (E_q)^2 .$$

où : E_q est l'erreur entre la sortie Y_q du réseau et la sortie désirée Y_{dq} .

V - Les problèmes liés à l'apprentissage :

1 - Convergence de l'algorithme :

La surface d'erreur d'un réseau multicouche est complexe , elle comporte généralement des minima locaux où les performances du réseau sont nettement sous-optimales . La rétropropagation étant une technique de descente du gradient , elle peut donc se trouver prisonnière d'un de ces minima et produire des réseaux peu performants , ce qui empêche la convergence de l'algorithme . Dans sa version complète , l'algorithme comporte un certain nombre de paramètres continus qu'il est difficile de régler , comme par exemple le pas du gradient : Trop petit , il augmente inutilement le temps d'apprentissage en forçant le réseau à procéder par « petit pas » sur la surface d'erreur ; Trop grand , il empêche le réseau de se stabiliser sur le choix d'un poids unique .

2 - Temps de calcul :

L'algorithme de rétropropagation nécessite beaucoup de temps de calcul pour les problèmes de grande taille . L'importance dans un algorithme d'entraînement est la stabilité du processus ainsi que la rapidité de convergence avec une bonne précision .

3 - Mauvais choix de paramètres :

Le comportement du réseau multicouche est gouverné par un ensemble de paramètres architecturaux , pour lesquels un mauvais choix de valeurs peut compromettre l'apprentissage c'est le cas par exemple du neurone caché du réseau . Cette valeur est particulièrement importante parce qu'elle détermine les capacités de calcul de réseau . Ainsi , un nombre insuffisant de neurones cachés peut compromettre la capacité du réseau à résoudre la tâche donnée. Inversement , trop de neurones cachés permettent au réseau d'apprendre les particularités du corpus d'apprentissage (d'apprendre le corpus « par cœur ») au détriment des performances de généralisation .

4 - Mauvais codage :

Il se peut que la technique de codage choisie occulte ou rende inutilement obscure l'information nécessaire à la résolution du problème .

Technique d'amélioration de l'apprentissage :

Plusieurs techniques ont essayé de combler les lacunes liées à l'apprentissage et essayent d'apporter les solutions adéquates aux problèmes posés ; dont on peut citer :

1) L'utilisation du momentum qui est une méthode très importante et efficace . Actuellement , la rétropropagation est pratiquement toujours utilisée avec le momentum . Nous savons que la vitesse de convergence dépend du pas du gradient , sa valeur est généralement choisie expérimentalement . Si η est trop petit , la convergence est lente mais la direction de descente

est optimale . Si η est trop grand , la convergence est rapide mais la précision est médiocre , un phénomène d'oscillation intervient dès qu'on s'approche du minimum .

L'utilisation du momentum permet de faire sortir l'erreur des minimums locaux , afin de chercher d'autres optimums , ce qui donne beaucoup de chance d'aboutir à un minimum global. Cette technique consiste à ajouter un terme d'inertie dans la correction des poids dans lequel , on tient compte de la connexion des poids à l'étape précédente . On a vu que la correction des poids se faisait par la relation :

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \Delta W_{ij}(t+1) .$$

où la formule de $\Delta W_{ij}(t+1)$ dépend de la couche sur laquelle porte les corrections . Avec la technique du momentum , $\Delta W_{ij}(t+1)$ dépend de la couche sur laquelle porte les connexions et la loi d'adaptation devient :

$$\Delta W_{ij}(t+1) = \eta \Delta W_{ij}(t) + \alpha \Delta W_{ij}(t-1) .$$

le paramètre α est le momentum ; il est variable suivant l'évolution de l'erreur du réseau . Sa valeur est généralement prise entre 0.8 et 0.9 .

2) Une fonction d'apprentissage capable d'adapter automatiquement la taille de son pas d'apprentissage devrait le faire en fonction de la forme de la surface à chaque correction , cela est nécessaire car la surface d'erreur peut changer considérablement de forme ce qui nous incite à choisir un pas adaptatif , c'est à dire un pas d'apprentissage décroissant avec l'évolution de l'apprentissage .

On comprend alors l'usage courant , qui est d'amorcer l'entraînement du réseau avec un pas relativement grand (les valeurs typiques peuvent varier ici de 0.1 à 0.01) puis de diminuer au fur et à mesure que l'apprentissage progresse .

Une autre procédure souvent employée est la suivante :

Si l'erreur à l'itération (t) dépasse l'erreur à l'itération (t-1) d'un rapport c fixé (appelé rapport d'erreur) , alors η est diminué par multiplication par une constante inférieure à 1 . Si l'erreur à l'itération (t) dépasse l'erreur à l'itération (t-1) , alors η est augmenté par multiplication par une constante supérieure à 1 , c'est à dire :

Si $\text{Erreur}(t) > c * \text{Erreur}(t-1)$ Alors : $\eta = \lambda_1 * \eta$ avec $\lambda_1 < 1$.

Si $\text{Erreur}(t-1) \leq \text{Erreur}(t-1)$ Alors : $\eta = \lambda_2 * \eta$ avec $\lambda_2 > 1$.

Cette procédure accélère fortement le temps d'apprentissage du réseau .

Plusieurs techniques sont couramment utilisées pour déterminer le nombre de neurones cachés . La finesse et l'utilité des techniques résident dans leur capacité à déterminer avec exactitude et avec un minimum d'essais la taille optimale de l'architecture :

- Une première mesure utile se base sur la performance en généralisation du réseau , elle consiste à augmenter progressivement le nombre de neurones cachés jusqu'au moment où l'erreur de généralisation cesse de décroître .

- Une seconde mesure utile est la variance de l'activation des neurones , elle consiste à diminuer progressivement le nombre de neurones jusqu'à ce que la variabilité moyenne des neurones cesse de décroître .

VI - Aspects pratiques de l'algorithme :

L'algorithme proposé précédemment est rarement utilisé tel quel en pratique à cause des problèmes que nous avons exposé précédemment ce qui nous amène à proposer un algorithme amélioré qui est le suivant :

1 - Algorithme d'apprentissage :

- 1) Initialiser les poids W_{ij} avec de petites valeurs comprises entre -0.5 et 0.5 .
- 2) Présenter l'exemple p à l'entrée du réseau .
- 3) Calculer les sorties Y de chaque couche .
- 4) Calculer l'erreur :

$$E[p] = \sum_{i=1}^N (d_{ip} - Y_{iL})^2 .$$

tel que : N le nombre de neurones de la dernière couche .

L représente la dernière couche

d_{ip} les sorties désirées aux neurones i pour l'exemple p .

- 5) Calculer les valeurs de réadaptation des poids :

$$[W_{ij}]_l = \eta \delta_j Y_i .$$

tel que : η est le taux d'apprentissage .

l est le numéro de la couche .

$$\delta_j = \begin{cases} (d_{jp} - Y_{jl}) & \text{pour la couche de sortie .} \\ \sum_{k=1}^{l+1} \delta_k W_{kj} & \text{pour les neurones des autres couches .} \end{cases}$$

- 6) Si $P \neq M$ aller à 2) .

Sinon :

$$\Delta W_{ij}(t) = \sum_{p=1}^M [\Delta W_{ij}(t)]_p .$$

- 7) Réadapter les poids :

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \Delta W_{ij}(t) + \alpha (W_{ij}(t) - W_{ij}(t-1)) .$$

Le terme : $\alpha (W_{ij}(t) - W_{ij}(t-1))$ est le momentum .

- 8) Calculer l'erreur totale : $E^T[t] = \sum_{p=1}^M E[p]$.

- 9) Si $E^T[t] > E^T[t-1]$: $\eta = \lambda_1 \eta / \lambda_1 > 1$.
sinon $\eta = \lambda_2 \eta / \lambda_2 < 1$.

- 10) Si $E^T[t] > \epsilon$ aller à 2) et introduire l'ensemble des exemples .
sinon fin d'apprentissage .

2 - L'algorithme de test :

- 1) Présenter l'exemple à l'entrée du réseau .
- 2) Calculer les sorties Y_i avec les poids W_{ij} de l'algorithme d'apprentissage .
- 3) Comparer les sorties Y_i avec les sorties désirées .
- 4) Calculer l'erreur de décision :

$$E = 1/2 \sum_{i=1}^N (d_i - Y_i)^2 .$$

Conclusion :

Il n'existe pas vraiment de résultat théorique ni même de règle satisfaisante qui permettent de dimensionner correctement un réseau en fonction du problème à résoudre. La conception d'un réseau multicouche se fait en réalité de manière intuitive et expérimentale. Pour le calcul des paramètres, un candidat est l'algorithme de rétropropagation malgré ses nombreuses lacunes, la rétropropagation est une technique souple, robuste et efficace, et les résultats obtenus par cette méthode en l'associant à des techniques visant à l'améliorer témoignent d'une certaine maturité de cette technique.

Enfin, ce réseau doit contenir 03 couches :

- Une couche d'entrée ayant quatre 04 neurones représentant les quatre caractéristiques extraites.
- Une couche de sorties ayant 01 neurone représentant le résultat de la décision, c'est à dire frottis normal ou frottis anormal.
- Une couche cachée, pour laquelle il faut déterminer le nombre de neurones ce qui sera trouvé expérimentalement.

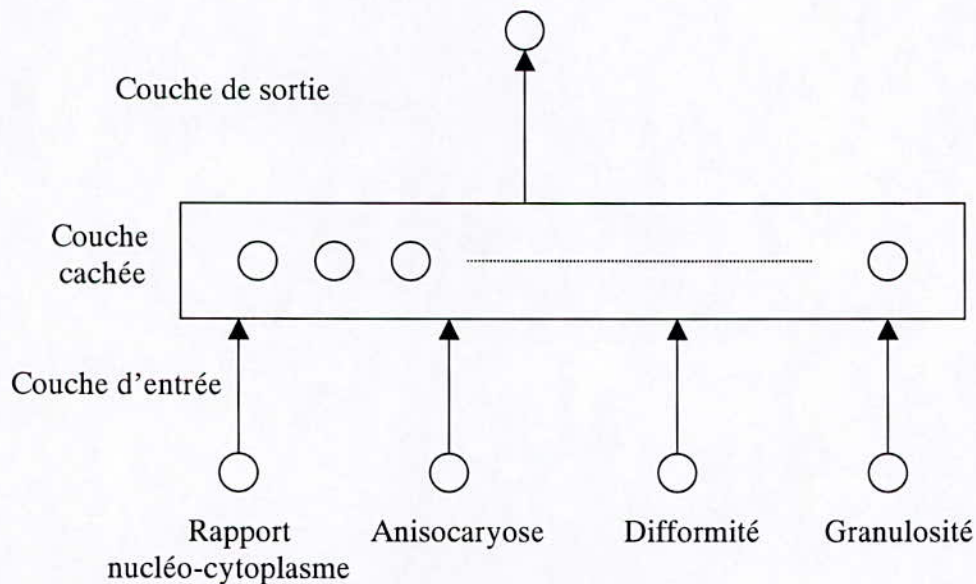
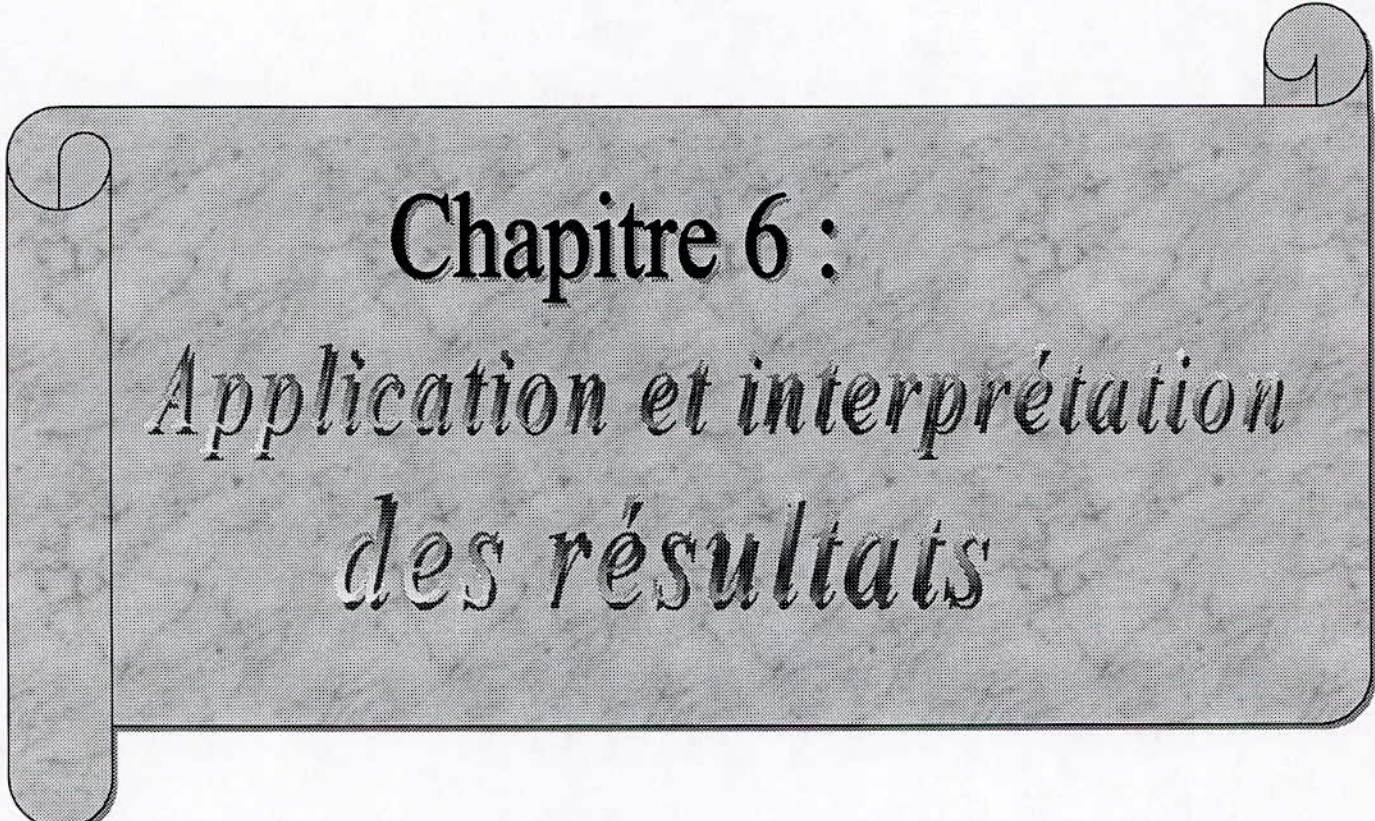


Schéma conceptuel du réseau adopté .



Chapitre 6 :
*Application et interprétation
des résultats*

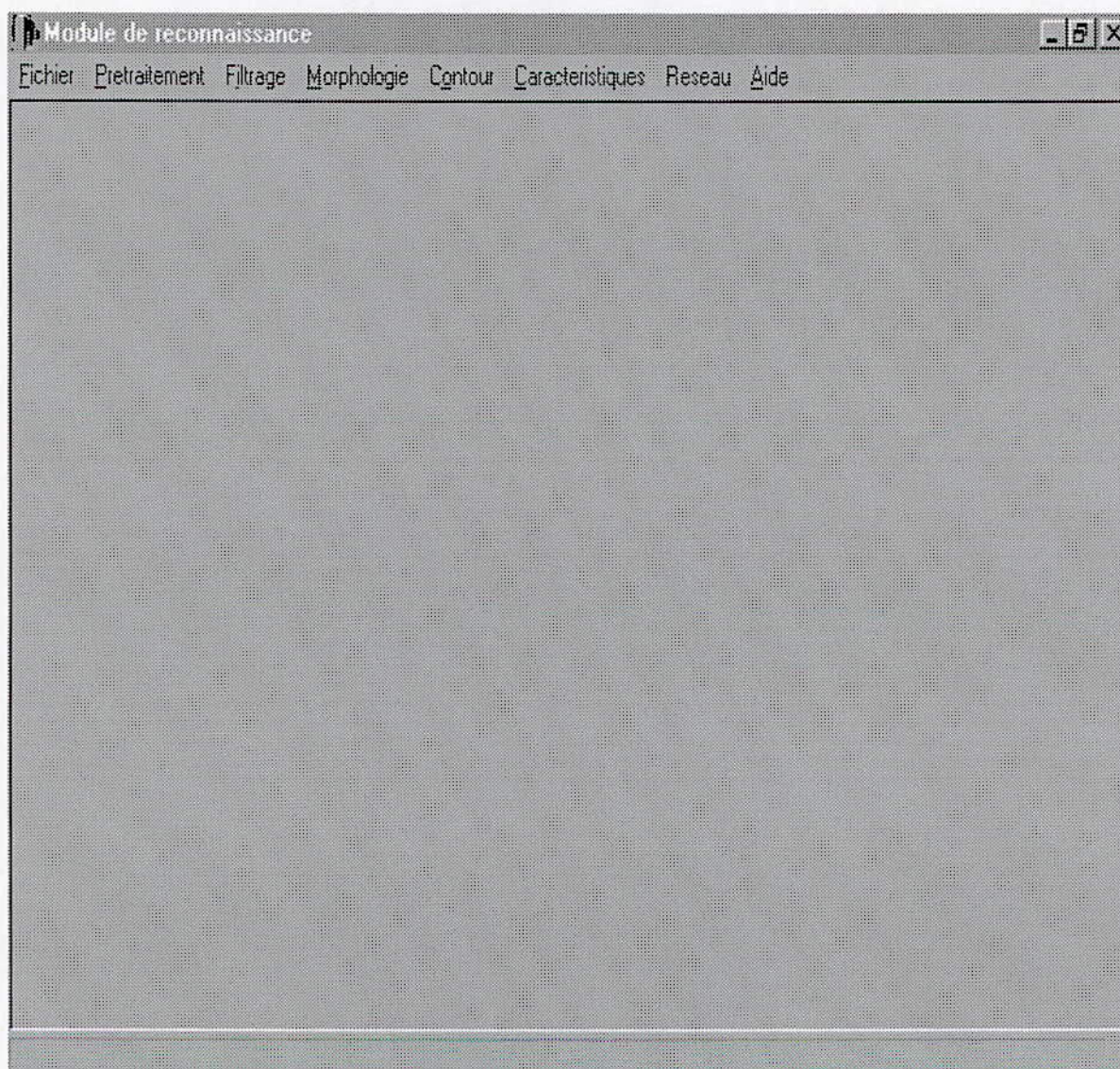
I - Introduction :

Le domaine de l'informatique est en évolution continue et rapide , il facilite de plus en plus la tâche à ses utilisateurs des différents autres domaines pour réaliser leurs applications et minimiser le temps de conception .

Depuis l'apparition de l'environnement WINDOWS , le développement des logiciels a beaucoup évolué . Aussi les langages de programmation orientée objet (POO) ont beaucoup aidé le développement du domaine de reconnaissance de forme , parmi ces langages , nous avons choisi le Borland C++ Builder (version 3) vue sa facilité de traiter les images , et son efficace bagage graphique ; et utilisé un micro ordinateur de type PENTIUM 300 MMX MII doté d'une RAM de 32 Mega-octets .

II - Description du logiciel :

La fenêtre principale de notre logiciel est représentée par la figure suivante :



1 - Le menu « Fichier » :

Il contient quatre sous-menus :

<u>Q</u> uvrir ...	Ctrl+O	→	commande la boîte de dialogue d'ouverture d'une image (de type BMP) .
<u>E</u> nregistrer	Ctrl+S	→	enregistre l'image à traiter sous leur même nom .
Enregistrer sous ...	F12	→	commande la boîte de dialogue de sauvegarde de l'image résultat sous n'importe quel nom .
<u>Q</u> uitter	Ctrl+X	→	permet de quitter l'application .

2 - Le menu « Prétraitement » :

Il contient cinq sous-menus :

<u>H</u> istogramme	→	donne l'histogramme de l'image à traiter .
<u>E</u> galisation	→	égalise l'histogramme de l'image à traiter .
<u>L</u> ut	→	applique une Look Up Table sur l'image à traiter .
<u>S</u> can	→	donne une image illustre les points ayant le même niveau de gris que le point dont les coordonnées ont été données par l'utilisateur .
<u>P</u> rofil	→	donne le profil de n'importe quelle ligne de l'image tel que le numéro de l'image doit être donné par l'utilisateur .

3 - Le menu « Filtrage » :

Il contient trois sous-menus :

<u>M</u> oyen	→	applique un filtre moyen sur l'image à traiter .
<u>M</u> edian	→	applique un filtre médian sur l'image à traiter .
<u>G</u> auss	→	applique un filtre gaussien sur l'image à traiter .

La taille de chaque filtre doit être introduite par l'utilisateur .

4 - Le menu « Morphologie » :

Contient les procédures de la morphologie mathématique plus la procédure de binarisation puisque l'image doit être binaire avant la dilatation ou l'érosion :

<u>B</u> inarisation	→	binarise l'image filtrée .
<u>D</u> ilatation	→	dilate l'image résultant de la binarisation ou de l'érosion .
<u>E</u> rosion	→	érode l'image résultant de la binarisation ou de la dilatation .
<u>O</u> uverture	→	applique une ouverture sur l'image résultant de l'une des autres procédures .
<u>F</u> ermeture	→	applique une fermeture sur l'image résultant de l'une des autres procédures .

5 - Le menu « Contour » :

Il contient cinq sous-menus :

<u>R</u> obert	→ applique l'opérateur de Roberts sur l'image résultant du menu « Morphologie » .
<u>L</u> aplacien	→ applique la méthode du Laplacien sur l'image résultant du menu « Morphologie » .
<u>S</u> obel	→ applique l'opérateur de Sobel sur l'image résultant du menu « Morphologie » .
<u>A</u> mincissement	→ applique l'algorithme d'amincissement sur l'image du contour résultant de l'un des opérateurs de ce menu .
Centre de gravité	→ donne le centre de gravité de l'image résultant de l'amincissement .

6 - Le menu « Caractéristiques » :

Il contient sept sous-menus :

<u>N</u> oyau	→ donne la surface du noyau .
Cytoplasme	→ donne la surface du cytoplasme .
<u>R</u> apport N / C	→ calcule le rapport nucléo-cytoplasmique .
<u>A</u> nisocaryose 1	→ commande la procédure du calcul de l'anisocaryose dans le cas où l'image contient plusieurs cellules d'où plusieurs noyaux , cette procédure doit être appliquée directement sur l'image résultant du menu « Morphologie » .
Anisocaryose 2	→ calcule l'anisocaryose dans le cas où l'image ne contient qu'une seule cellule , cette procédure doit être appliquée après le calcul du centre de gravité .
<u>D</u> iformite 1	→ calcule la difformité nucléaire des noyaux dans le cas où l'image contient plusieurs cellules , cette procédure doit être appliquée après l'application de l'Anisocaryose1 .
Diformite 2	→ calcul de la difformité nucléaire pour les images d'une seule cellule , appliquer après l'Anisocaryose2 .
<u>G</u> ranulosité	→ calcule l'hyperchromatisme nucléaire une fois que l'image noyau est obtenue , et ouverte .
<u>T</u> ous les criteres	→ permet l'affichage des quatre critères de malignité , une fois qu'ils sont calculés .

Le but de proposer deux méthodes pour le calcul de l'anisocaryose est de minimiser le temps de calcul , tel que dans le cas où l'image ne contient qu'une seule cellule , il n'y a pas de raison d'appliquer la procédure de séparation des noyaux contenue dans le sous-menu « Anisocaryose1 » ; pour la même raison , nous avons proposé aussi deux procédures de calcul de la difformité nucléaire .

7 - Le menu « Réseaux » :

Il contient un seul sous-menu :

<u>R</u> eseau de neurone	→ contient la procédure de test du réseau et donne la décision et l'erreur de cette décision .
---------------------------	--

8 - Le menu « Aide » :

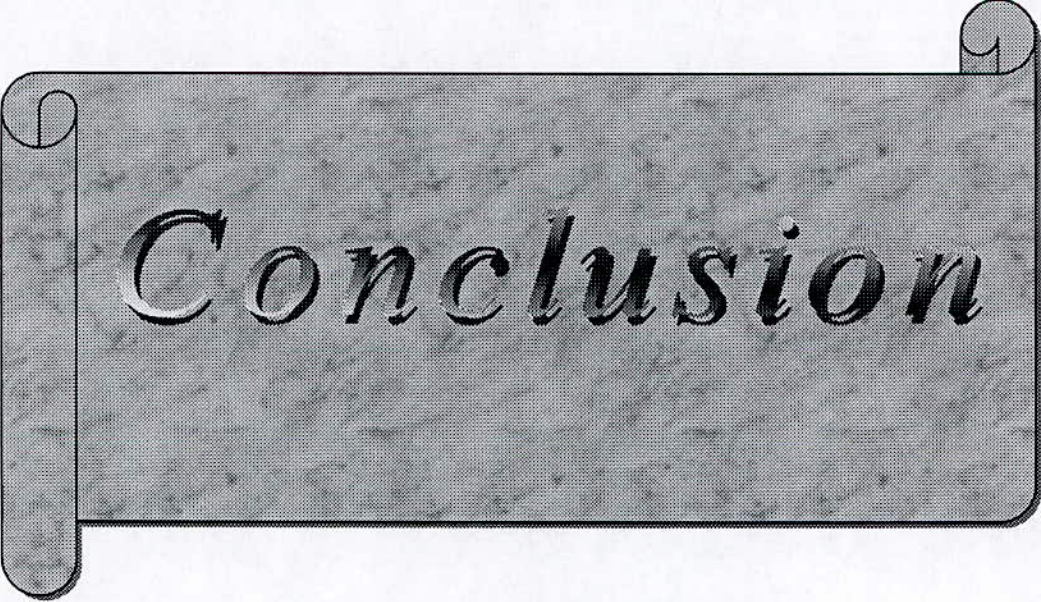
il contient deux sous-menus :

A propos ...	Ctrl+F1	→	contient des informations générales sur le logiciel .
Temps de calcul		→	affiche le temps mis par le logiciel .

III - Interprétation des résultats :

Nous pouvons considérer les résultats obtenus comme satisfaisants car le but recherché , qui consiste à reconnaître des cellules anormales en vue d'un éventuel dépistage , est atteint . Ces résultats peuvent néanmoins être améliorés en augmentant le nombre de critères de malignité qui pourront nous définir le stade d'anomalie : stade inflammatoire , précancéreux ou cancéreux .

Un nombre plus important d'images de bonne qualité (qui aiderait la différenciation par leur intensité , entre noyau et cytoplasme) améliorerait considérablement les résultats de notre logiciel .



Conclusion

Conclusion générale :

Ce travail est une bonne preuve que la science est un immense océan . Il prouve aussi la grande convergence entre tous les domaines de la recherche . Dans ce travail , nous avons adapté les techniques de traitement d'images et de reconnaissance de formes pour un but médical qui est le dépistage du cancer . Pour la reconnaissance de formes nous avons opté pour l'approche neuronale vu l'efficacité de ses résultats , cette approche aussi tire son origine de la médecine , tel que les réseaux de neurones qui sont une méthode technique qui cherche à simuler le fonctionnement du cerveau humain pour arriver à une décision sans l'intervention de l'homme . Finalement notre travail reste ouvert et enrichissable pour obtenir des résultats plus performants , qui faciliteraient le travail des médecins cytopathologistes et qui réduiraient le temps de screening des frottis cervicaux .

Il est à noter , que notre logiciel est loin de faire un diagnostic mais doit uniquement pouvoir afficher toutes les cellules anormales sur écran . Ceci permettrait au médecin de déduire son diagnostic final . Tous les cas normaux ne seront pas affichés , c'est pour cette raison que l'on parle de système de « screening » et d'aide au dépistage du cancer du col utérin .



Annexes

Annexe 1 :

- Carcinome : Tumeur épithéliale maligne .
- Chromatine : Substance basophile disposée en réseau dans le noyau cellulaire et composée essentiellement d'acide désoxyribo-nucléique .
- Cytopathologie : Etude des maladies de la cellule .
- Cytoplasme : Substance vivante organisée , libre ou contenue dans une membrane . Il représente la base physique de la vie .
- Ecologie : Etude des êtres vivants (particulièrement des microbes) dans leur milieu habituel ou dans leur des conditions qui se rapprochent autant que possible de celles de leur existence naturelle .
- Epidémie : Développement d'une maladie ou d'un phénomène pathologique qui atteint simultanément de nombreux individus répartis dans un territoire plus ou moins étendu et soumis à des influences identique et inhabituelles .
- Epithélium : Tissu de recouvrement de la surface et des cavités internes de l'organisme .
- Etiologie : Etude des causes des maladies .
- Haploïde : Se dit de la constitution des cellules du germe, des gamètes, qui, après la méiose , ne possèdent que n chromosomes .
- Histologie : Partie de l'anatomie qui étudie au microscope la structure tissulaire des êtres vivants .
- Invasion : Envahissement de l'organisme par un germe pathogène qui se manifeste plus ou moins bruyamment par l'apparition des premiers symptômes de la maladie .
- Ovaire : Glande génitale féminine paire .
- Lésion : Changement , appréciable à nos moyens d'investigation , survenu dans les caractères anatomiques et histologiques d'un organe , sous l'influence d'une cause morbide .
- Maladie infectieuse : Ensemble des trouble des fonctions vitales qui trahissent un conflit entre l'organisme et un microbe agresseur .
- Morphologie biologique : Description de la forme des êtres vivants et de leur structure ; elle comprend l'anatomie , l'histologie et l'embryologie comparées .
- Muqueuse : Tissu épithélial humide revêtant certains conduits et cavités de l'organisme .
- Prophylaxie : Partie de la thérapeutique qui a pour objet de prévenir le développement des maladies .
- Rectum : Portion rectiligne et terminale du gros intestin , située entre le côlon sigmoïde et le canal anal .
- Sarcome : Tumeur développée aux dépens du tissu conjonctif et dont les cellules sont en prolifération très active , mais ne donnent naissance qu'à des produits incomplètement développés .
- Stroma : Nom donné en histologie à la trame d'un tissu ; elle est formée en général de tissu conjonctif dont les mailles soutiennent les cellules et les formations cellulaires .
- Symptôme : Phénomène particulier que provoque dans l'organisme l'état de maladie .
- Thérapeutique : Partie de la médecine qui s'occupe des moyens propres à guérir et à soulager les malades .
- Tractus : Nom donné en anatomie normale et pathologique à des filaments ou à des faisceaux de fibres qui se trouvent à la surface ou dans l'épaisseur d'une partie de l'organisme .

Trompe : Conduit tubulaire évasé à l'une de ses extrémités .

Tumeur : Nom générique donné à des productions pathologiques constituées par un tissu de nouvelle formation et distinctes d'un processus inflammatoire .

Tumeur bénigne : limitée par une capsule et ne récidivant pas après ablation .

Tumeur maligne : mal limitée , récidivant après ablation , formée d'un tissu très différent de la normale .

Annexe 2 :

Une image analogique est une distribution continue d'intensité lumineuse dans un plan à deux dimensions . Pour pouvoir effectuer des traitements , une image analogique doit être digitalisée .

Une image digitale (numérique) est une image discrétisée en coordonnées et intensités . En général , elle est représentée par une matrice à deux dimensions , les éléments de la matrice sont des pixels .

1 - Type d'image :

- Image prise de vue (photos , camera) .
- Image radar .
- Autre données spatiales (géologie , agronomie , météorologie) ;
- Image médicale .
 - Scanographe .
 - Imagerie par résonance magnétique .

a) Scanographe : (ou scanner)

C'est un appareil de radiodiagnostic permettant d'obtenir des images des organes internes en coup fines . Ce résultat est obtenu en faisant déplacer en sens inverse l'ampoule à rayon X et le film sensible , symétriquement par rapport à un axe qui détermine le plan de coupe (ce plan sera seul visible nettement sur le cliché , tous les autres plans plus antérieurs ou plus postérieurs étant effacés) .

Le rayon X traverse le corps et est recueilli à sa sortie par des détecteurs qui transmettent les données reçues à un ordinateur qui enregistre les données et reconstitue point par point une image nette de la coupe considérée . La durée de l'examen ne dépasse pas quelques minutes .

b) Imagerie par résonance magnétique IRM :

La résonance magnétique est un phénomène qui permet la détection sélective des modèles d'eau situés dans une coupe , d'orientation et d'épaisseur choisie . Plus précisément , il s'agit de mesurer l'aimantation nucléaire de chaque voxel , au moyen d'impulsion d'excitation . La méthode d'excitation sélective est utilisée , en IRM , pour sélectionner une coupe dans le corps exploré . Les paramètres de la coupe sélectionnée sont déterminés par les caractéristiques de l'impulsion d'excitation .

Chaque élément de l'image ou pixel correspond à un élément de volume ou voxel de l'espace exploré . L'intérêt de cette technique est qu'elle n'utilise aucun rayonnement X ce qui la rend la plus saine pour le corps humain .

La résonance magnétique nucléaire RMN :

Elle est à la base de l'imagerie par résonance magnétique IRM , mais outre sa détection des molécules d'eau (les noyaux d'hydrogène) des tissus biologiques , d'autres noyaux magnétiques sont détectés comme ceux du phosphore-31 , du sodium-23 --- .

2 - Niveau de gris :

Le niveau de gris est le codage correspondant a la quantification de l'intensité de chaque pixel en une valeur numérique . Elle est en général de 0 pour le noir à N pour le blanc . Ainsi si $N = 2^n$, l'image est codée sur n bits .

3 - Le contour :

Le contour d'une image quelconque est la frontière entre deux régions qui ont une relation de distribution en niveau de gris dans la même image .

4 - Les formats des fichiers images :

Il existe plusieurs formats pour le stockage des images sur disque :

a) Le format BMP :

Il est supporté par WINDOWS , un fichier BMP peut schématiquement se décomposer en trois parties consécutives . La première appelée « BITMAPFILEHEADER » fournit des informations générales sur le fichier . La deuxième « BITMAPINFOHEADER » contient essentiellement des informations sur l'image proprement dit , et enfin la dernière partie « RGBQUAD » rassemble le codage complet de chacun des pixels de l'image , et donne les intensités respectives de la composante bleue , verte et rouge de pixel (donc on a un tableau pour toute l'image) .

La structure de donnée de chaque partie est la suivante :

L'en-tête du fichier : BITMAPFILEHEADER

```
typedef struct
{
    int    bfType ;           /* Constante BM définie par Microsoft utilisée comme signature */
    long   bfSize ;          /* Taille de fichier en octets */
    int    bfReserved1 ;     /* Zone réservée initialisée à zéro */
    int    bfReserved2 ;     /* Zone réservée initialisée à zéro */
    long   bfoffbits ;       /* Index vers le début des données images */
}BITMAPFILEHEADER ;
```

Les informations sur l'image : BITMAPINFOHEADER

```
typedef struct
{
    long   biSize ;          /* Taille du bloc bitmapinfoheader , elle est égale à 40 */
    long   biWidth ;         /* Résolution en Y de l'image */
    long   biHeight ;        /* Résolution en X de l'image */
    long   biPlanes ;        /* nombre de plans servant à décrire l'image , toujours égale à
                             1 */
    int    biBitcount ;      /* nombre de bits par pixel ( 1 , 4 , 8 , 24 ) */
    long   biCompression ;   /* 0 par de compression , 1 codage RLC */
    long   biSizeImage ;     /* Taille d'image en octets */
    long   biXPelsPerMeter ; /* Résolution horizontale en pixel par mètre */
    long   biYPelsPerMeter ; /* Résolution verticale en pixels par mètre */
    long   biClrUsed ;       /* Nombre de couleur utilisées ( 0 = toutes ) */
    long   biClrImportant ;  /* Nombre de couleur importantes ( 0 = toutes ) */
}BITMAPINFOHEADER ;
```

RGBQUAD : La taille de ce tableau varie avec la variation du mode de compression .

```
typedef struct
{
    BYTE   rgbBlue ;        /* composantes bleue */
    BYTE   rgbGreen ;       /* composantes verte */
    BYTE   rgbRed ;         /* composantes rouge */
    BYTE   rgbReserved ;    /* Réservé , égale à zéro */
}RGBQUAD ;
```

b) Le format DXF (Direct eXchange File) :

Ce type de format est utilisé dans le domaine de CAO , il occupe moins d'espace mémoire par rapport à d'autres types , les objets de base de ce format sont des entités géométriques telles que le point , la ligne et le cercle .

Un fichier DXF est composé de cinq sections , chaque section est formée d'une multitude du groupe est constitué de deux lignes dont la forme est la suivante :

- Code de groupe .
- Contenu du groupe .

c) Le format GIF :

Ce format est très important du fait qu'il est très répandu sur les grands serveurs publics ; Donc il existe un très grand nombre d'images stockées sous ce format . L'inconvénient de ce format est qu'il supporte au maximum 8 bits par pixels .

d) Le format TIFF (Tagged Image File Format) :

Ce format est structuré en liste linéaire chaînée , cette structure rend le stockage , la restitution ou le traitement des images de ce format relativement complexe .

e) Le format PCX :

Il est supporté par Paintbrush , qui est très répandu et très utilisé . Un fichier PCX est composé d'un en-tête et des données de l'image elle-même .



Bibliographie

Bibliographie

- [ABD91] Abdou : « Reconnaissance des formes par les méthodes des moments » , PFE de l'ENP 1991 .
- [BEL91] A. Belaid « reconnaissance des formes »
polycopie de l'institut d'informatique – USTHB- (1991).
- [DAV90] E.Davalo & P.Naïm : « Des réseaux de neurones » , Edition Eyrolles 1990 .
- [FRE92] J.A.Freeman & D.M.Skapura : « Neural Networks » , Addison-Wesley Publishing Company 1992 .
- [GOM82] C.Gompel : « Atlas de cytologie clinique » , L'école de médecine , Paris 1982 .
- [GON87] R.C.Gonzalez : « Digital image processing » ,Edition , 1987 .
- [IDR98] R.Idri : « Réalisation d'un module de prétraitement et d'extraction des paramètres des cellules du col de l'utérus » , PFE de l'ENP 1998 .
- [KAD98] M.Kadri : « Elaboration de stratégie de commande neuro-dynamique adaptative pour robot manipulateur » , Thèse de magistère , ENP 1998 .
- [KAR93] N.B.Karayiannis & A.N.Venetsanopoulos : « Artificial neural networks » , Kluwer Academic Publishers 1993 .
- [KUN93] M.Kunt : « Traitement numérique des images » , Presses Polytechniques et Universitaires Romandes et CENT-ENST 1993 .
- [LEE97] K.Lee , A.Morales & S.Ko : « Adaptive basis Matrix for the morphological function processing opening and closing » . IEEE , Image processing , May 1997 .
- [MAN93] L.J.Mango : « Aide au dépistage du cancer du col par ordinateur à réseaux neuronaux » . Neuromedical Systems , USA 1993 .
- [ROC86] Y.Rochet : « Cancers gynécologiques et mammaires » Flammarion médecine Sciences 1986 .
- [TOU87] J.Toumazet : « Traitement de l'image sur micro-ordinateur » , Edition France 1987 .
- [YAK84] A.Yaker : « Cancérologie générale » . Office de Publications Universitaires , Septembre 1984 .

[JOD94] « Les réseaux de neurones – Principes et Définitions » . Edition HERMES 1994.

[JF.JOD94] « Les réseaux neuronétiques ». Edition HERMES 1994.

[LEBLANC 97] « Borland C++ Builder » . Edition EYROLLES 1997.

[WINTZ 87] Digital Image Processing Second édition 19987.

[TOUBAL 93] « Extraction des structures sur des images télédétection par la morphologie mathématique ». Mémoire de fin d'étude 1993.