

Table des matières

Introduction générale	10
Chapitre 1 Hématologie cellulaire	11
1.1 Introduction.....	11
1.2 La cytologie.....	11
1.3 Les cellules sanguines.....	11
1.3.1 Les globules rouges.....	11
1.3.2 Les globules blancs.....	12
1.3.4 Les plaquettes.....	13
1.3.5 La coloration May-Grünwald Giemsa.....	13
1.4 Le plasma.....	14
1.5 L'hématopoïèse.....	15
Chapitre 2 Le traitement d'image	16
2.1 Introduction.....	16
2.2 Définition d'une image.....	16
2.2.1 Typologie d'image.....	16
2.2.2 Image numérique.....	17
2.2.3 Résolution d'une image.....	19
2.2.4 Caractéristiques de l'image numérique.....	19
2.2.4.1 pixel.....	19
2.2.4.2 bruit.....	19
2.2.4.3 histogrammes.....	19
2.2.4.4 textures	20
2.2.4.5 luminance et contraste.....	21
2.2.4.6 niveau de gris.....	21
2.2.5 Opérations sur les images numériques.....	22
2.2.5.1 le seuillage.....	22
2.2.5.2 l'atténuation du bruit.....	23
2.2.5.3 le lissage.....	23
2.3 Espace couleur.....	24
2.3.1 Espaces RVB.....	24
2.3.2 Espaces luminance-chrominance.....	25
2.3.3 L'espaces XYZ.....	25
2.3.4 L'espace YUV.....	26
2.3.5 L'espaces LUV.....	27
2.3.6 L'espaces HSL (Hue Saturation Luminance).....	28
2.3.7 Les familles de systèmes de représentation de la couleur.....	30
2.4 Conclusion.....	31
Chapitre 3 Généralités sur la texture	32
3.1 Introduction.....	32
3.2 Définition de la texture.....	32
3.3 Classification de la texture.....	32
3.3.1 Texture structurelles.....	33
3.3.2 Texture aléatoires	33
3.3.3 Texture directionnelle.....	34

3.4	Analyse de texture	34
3.4.1	Les méthodes géométriques.....	35
3.4.2	Les méthodes basées sur la modélisation spatiale des textures.....	35
3.4.3	Les méthodes spatio-fréquentielle.....	36
3.4.4	Les méthodes statistique.....	36
3.5	Classification d'image texturé	37
3.6	Segmentation d'image texturé.....	37
3.7	Conclusion.....	38
Chapitre 4	Segmentation par classification pixéllaire.....	39
4.1	Introduction.....	39
4.2	Taxonomie de méthode de segmentation d'image.....	39
4.2.1	Méthode de segmentation basée contours.....	42
4.2.2	Méthode de segmentation basée Régions.....	42
4.3	Matrice de cooccurrence.....	43
4.4	Attribut texture d'haralick.....	45
4.4.1	L'énergie	45
4.4.2	Le contraste.....	46
4.4.3	La corrélation.....	46
4.4.4	La variance.....	46
4.4.5	Moment différentiel inverse (Homogénéité).....	46
4.4.6	Moyenne des sommes.....	46
4.4.7	Variance des sommes.....	47
4.4.8	Entropie des sommes.....	47
4.4.9	L'entropie	47
4.4.10	Variance des différences.....	47
4.4.11	Entropie des différences.....	47
4.4.12	Information sur la corrélation.....	47
4.4.13	Information sur la corrélation.....	48
4.4.14	Coefficient de corrélation maximal.....	48
4.5	Méthode d'évaluation pour classification supervisée.....	48
4.5.1	Matrice de confusion deux classes.....	48
4.5.2	Précision, Rappel et Accuracy.....	49
4.5.3	Sensibilité et Spécificité.....	49
4.5.4	Matrice de confusion Multi-classes.....	50
4.5.5	Précision, Rappel et Accuracy.....	50
4.6	Classification pixelaire.....	50
4.6.1	Définition d'un classifieur.....	51
4.6.2	Typologie de classification pixellaire.....	51
4.6.3	SVM (Support Vector Machine).....	52
4.6.3.1	Introduction.....	52
4.6.3.2	Principe de fonctionnement générale.....	52
4.6.3.3	Hyperplan, marge et support vecteur.....	53
4.6.3.4	Linéarité et non-linéarité.....	54
4.6.3.5	Fonctionnement des machines à vecteurs support.....	55
4.7	Conclusion.....	58
Chapitre 5	Application et tests.....	59
5.1	Préliminaire.....	59
5.2	Acquisition des images microscopiques.....	59
5.3	Phase d'apprentissage.....	60
5.3.1	La base d'apprentissage.....	60

5.3.2	La base de tests.....	61
5.4	Phase de prétraitement.....	61
5.5	Phase d'étiquetage.....	61
5.6	Phase de coloration des parties concernées.....	62
5.7	Segmentation.....	63
5.8	Résultats et discussions.....	63
5.9	Présentation de l'interface graphique.....	65
5.9.1	Charge une image.....	66
5.9.2	Texture d'image selon l'attribut Contrast.....	67
5.9.3	Texture d'image selon l'attribut Homogénéité.....	68
5.9.4	Texture d'image selon l'attribut Energie.....	68
5.9.5	Texture d'image selon l'attribut Entropie.....	70
5.9.6	Segmentation par SVM	71
5.10	Conclusion.....	72
	Conclusion générale et perspectives.....	73
	Références bibliographiques.....	74

Table des figures

Figure 1.1	Les globules rouges.....	12
Figure 1.2	Les globules blancs.....	13
Figure 2.1	Image numérique.....	17
Figure 2.2	numérisation d'une image.....	18
Figure 2.3	Typologie d'histogrammes.....	20
Figure 2.4	Typologie de textures.....	20
Figure 2.5	Niveau de gris.....	22
Figure 2.6	Seuillage.....	23
Figure 2.7	Représentation d'un pixel dans un système RVB.....	24
Figure 2.8	Le modèle XYZ.....	26
Figure 2.9	Le modèle YUV.....	27
Figure 2.10	Le modèle LUV.....	28
Figure 2.11	Le modèle HSL.....	29
Figure 2.12	Les espaces couleurs.....	30
Figure 3.1	Texture structurelles.....	33
Figure 3.2	Texture aléatoire.....	34
Figure 3.3	Texture directionnelle.....	34
Figure 4.1	Taxonomie de méthode de segmentation d'image.....	41
Figure 4.2	Segmentation basée contours.....	42
Figure 4.3	Segmentation basée Régions.....	43
Figure 4.4	Distance entre pixels voisin..... ;	43
Figure 4.5	Plus proches voisins du pixel 'x' selon 4 directions.....	44
Figure 4.6	Principe de fonctionnement des SVM.....	53
Figure 4.7	Hyperplan, marge et support vecteur.....	54
Figure 4.8	Linéarité et non-linéarité.....	55
Figure 5.1	Plate forme de reconnaissance de cellules cytologiques.....	60
Figure 5.2	Prétraitement du plasma.....	61
Figure 5.3	Phase d'étiquetage des images cytologique : (a) noyau,(b) cytoplasme ,(c) globules rouge.....	62

Figure 5.4	Image étiqueté (vérité terrain)	62
Figure 5.5	(a) Image originale, (b) Image niveaux de gris, (c) Image segmentée, (d) Image étiquetée (vérité terrain)	64
Figure 5.6	(a)Image segmentée, (b)Image post traitement, (c) Image étiquetée(vérité terrain)	65
Figure 5.7	Interface graphique de l'application.....	66
Figure 5.8	Chargement d'une image a traité.....	66
Figure 5.9	Texture selon le contraste.....	67
Figure 5.10	Texture selon l'homogénéité.....	68
Figure 5.11	Texture selon l'énergie.....	69
Figure 5.12	Texture selon l'entropie.....	70
Figure 5.13	Segmentation par SVM.....	71

Liste des tableaux

Tableau 4.1	Matrice de confusion deux classes.....	48
Tableau 4.2	Matrice de confusion Multi-classes.....	50
Tableau 5.1	taux de reconnaissances et de précisions obtenues.....	63
Tableau 5.2	taux de reconnaissances et de précisions obtenues.....	65

Liste des abréviations

CO₂ : dioxyde de carbone

Adn: acide désoxyribonucléique

Arn: acide ribonucléique

Na: Sodium

K: potassium

Ca : calcium

PPP : point par pouce

DPI : Dots Per Inch

RVB : Rouge Vert Bleu

NTSC : National Television Standards Committee

PAL : Phase Alternation by Line

SECAM : Séquentiel Couleur À Mémoire

LUV : Luminance Uniformity

HSL : Hue Saturation Luminance

ADD : Aide a la Décision

SVM : Support Vector Machines

Introduction générale

A l'instar de la photographie, le traitement informatique des images numériques a d'abord commencé en niveaux de gris ou en pseudo-couleurs. L'analyse de ce type d'images repose sur des principes et méthodes à ce jour relativement bien établis.

D'autres domaines en revanche ne peuvent se satisfaire d'une information en niveaux de gris et nécessitent l'analyse d'images en couleurs ou multispectrales. C'est par exemple le cas en microscopie optique, où la mise en évidence de structures biologiques est fréquemment obtenue par des marqueurs colorés, ou en imagerie satellitaire.

Dans la chaîne de traitement d'images, la segmentation est une étape primordiale puisqu'elle conditionne la qualité de l'interprétation, puis de la prise de décision. Si on se réfère à la littérature dans ce domaine, on se rend compte que ce problème est difficile et que le chemin qui mène à sa résolution est encore long.

Les méthodes de segmentation d'images texturées se basent d'abord sur l'analyse de texture pour extraire les différents attributs qui la décrivent. L'analyse de texture est donc l'étape maîtresse dans la segmentation de ce type d'image.

Le travail que nous présentons dans ce mémoire est composé de 5 chapitres.

L'organisation des chapitres est comme suit :

- Chapitre 1 : ce chapitre est consacré aux généralités sur l'hématologie, un aperçu général sur les constituants des images cytologiques.
- Chapitre 2 : ce chapitre est consacré au domaine de traitement et d'analyse d'image.
- Chapitre 3 : ce chapitre aborde les généralités sur la texture couleur ainsi que les différentes méthodes d'analyse de texture couleur et les méthodes de classification et de segmentation d'image texturée couleur.
- Chapitre 4 : ce chapitre présente les différentes méthodes de segmentation et de classification en abordant le choix d'un classifieur ainsi que les différentes étapes qui le constitue.
- Chapitre 5 : ce chapitre présente l'étude expérimentale ainsi que les résultats obtenus au cours de cette dernière.

Nous terminons notre étude par une conclusion et les perspectives ouvertes par ce travail.

Chapitre 1

Hématologie cellulaire

1.1 Introduction

L'hématologie est la branche de la médecine qui étudie le sang et ses maladies (ou hémopathies).

Elle étudie plus particulièrement les cellules sanguines dont l'origine est hématopoïétique (synthèse de ces cellules dans la moelle osseuse) et qui ont un rôle pour l'oxygénation, l'immunité et la coagulation, et étudie également certaines molécules plasmatiques que sont les facteurs de coagulation. [1]

1.2 La cytologie

La cytologie, science de l'observation des cellules (cyto signifie cellule en grec), a connu un développement considérable grâce à des techniques d'observation de plus en plus sophistiquées. Ces techniques permettent d'obtenir une multitude d'images : microscopie photonique, à contraste de phase, électronique, immunocytochimie, etc. . . Les images que nous aurons à analyser sont des images de cytologie.

1.3 Les cellules sanguines

On observe dans le sang des cellules spéciales réparties entre **érythrocytes** et **leucocytes**. On y trouve aussi des **plaquettes**, qui ne sont pas considérées comme de véritables cellules. Voyons maintenant les différentes catégories de cellules sanguines.

1.3.1 Les globules rouges

Les globules rouge ou les **érythrocytes** sont les cellules sanguines les plus nombreuses, Chez les humains comme chez tous les mammifères, les érythrocytes sont dépourvus de

noyau et prennent la forme d'une lentille biconcave. Chez les autres vertébrés (p. ex., poissons, amphibiens, reptiles et oiseaux), ils ont un noyau. Les globules rouges sont riches en hémoglobine, une protéine capable de se lier faiblement à l'oxygène. Ainsi, ces cellules sont chargées de l'apport d'oxygène aux tissus et en partie de la récupération du gaz carbonique rejeté par le corps. Toutefois, l'essentiel du CO₂ est transporté dans le plasma sous forme de carbonates solubles.



Figure 1.1 Les globules rouges

1.3.2 Les globules blancs

Les globules blancs ou les **leucocytes** sont chargés de défendre l'organisme. Ils sont beaucoup moins nombreux dans le sang que les globules rouges. La densité des leucocytes dans le sang est de 5 000 à 7 000/mm³. Les leucocytes se divisent en deux catégories : les **granulocytes** et les **cellules lymphoïdes** ou **agranulocytes**.

Le terme **granulocytes** est dû à la présence de granules dans le cytoplasme de ces cellules. Les granules varient selon les différents types de granulocyte, ce qui aide à les distinguer entre eux. En fait, ces granules ont des affinités différentes à l'égard des colorations neutres, acides ou basiques, et donnent au cytoplasme des couleurs différentes.

Les **cellules lymphoïdes** ou **agranulocytes** : normalement ces cellules semblent dépourvues de granules, elles ont un noyau compact et unique et un cytoplasme transparent. Il en existe deux types : les lymphocytes et les monocytes .

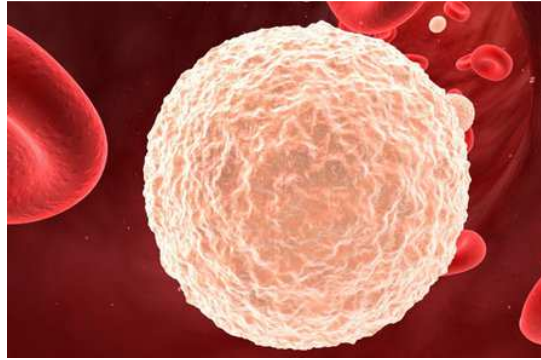


Figure 1.2 Les globules blancs

1.3.4 Les plaquettes

appelées aussi thrombocytes, sont en fait des fragments cellulaires dépourvus de noyau et résultant de l'éclatement d'énormes cellules de la moelle osseuse, appelées mégacaryocytes, de 2 à 5 micromètres de diamètre ; on y distingue deux zones : le centre de la cellule (chromomère) contenant des granulations et la périphérie (hyalomère) plus homogène. Leur durée de vie est très brève, entre 5 et 10 jours et leur nombre varie entre 250.000 et 400.000 /mm³ de sang. Les thrombocytes jouent un rôle extrêmement important dans de la coagulation sanguine.

1.3.5 La coloration May-Grünwald Giemsa

La coloration May-Grünwald Giemsa s'applique en cytologie afin d'avoir une vision précise sur la composition et la différenciation des cellules sanguine et médullaires.

Cette coloration se fait en deux temps, préconisant l'emploi successif de deux mélanges complexes de colorants : la solution May-Grünwald, mélange neutre de l'éosine et de bleu de méthylène en solution alcoolique, et la solution Giemsa ajoutant au colorant précédant l'azur de méthylène, initialement inactifs dans l'alcool méthylique, après addition d'eau, les sels de ces deux colorants précipitent et se fixent électivement sur les constituants cellulaires.

Les colorants basiques fixent les constituants cellulaires acides qui seront qualifiés de basophiles (adn, cytoplasme des lymphocytes riche en arn), les colorants acides fixent

les constituants cellulaires basiques qui seront qualifiés d'acidophiles ou d'éosinophiles (de l'hémoglobine, des granulations des granulocytes éosinophiles) et les constituants fixant les deux types de colorants sont dits neutrophiles [2]

Résultat :

- Les noyaux sont de bleu à violet-noir ;
- Les granulations des granulocytes basophiles sont bleu-noir ;
- Les hématies sont beige-rosé, les granulations des granulocytes éosinophiles sont orangé ;
- Les granulations des granulocytes neutrophiles sont violet-lilas ;
- Les granulations des grands lymphocytes sont pourpres.

1.4 Le plasma

Le plasma sert de moyens de transport des trois principaux constituants du sang : les globules rouges, les globules blancs et les plaquettes sanguines. Il est composée d'eau (90 %) et de substances solubles : protéines (albumine, globulines), glucides, lipides, sels minéraux.

Le plasma est principalement constitué d'eau, mais contient aussi des nutriments, des déchets issus des différentes réactions de l'organisme, et des protéines. Il est possible de séparer le plasma des éléments solides du sang en pratiquant une centrifugation. Il est ensuite utilisé dans le traitement de diverses maladies par transfusion.

En très grande partie constitué d'eau (92%) le plasma contient:

- des électrolytes et des sels minéraux (Na, K, Ca ...),
- des produits des métabolismes cellulaires (urée, bilirubine, Co2 ...),
- des enzymes,
- des hormones,
- des nutriments (glucides, lipides),
- des protides.

Le taux normal des protéines sanguines est de 70 g/l. La répartition des différentes protéines peut être explorée par électrophorèse:

L'électrophorèse sépare un pic étroit correspondant à l'albumine et les reste des protéines dénommées globulines. Chaque fraction peut être quantifiée.

1.5 L'hématopoïèse

L'hématopoïèse est la fonction par laquelle l'organisme produit et renouvelle les éléments figurés du sang (érythrocytes, leucocytes et plaquettes). Cette production, très finement régulée, est issue de cellules souches hématopoïétiques, capables de s'autorenouveler, ce qui permet le maintien d'un nombre constant de cellules souches, et de se différencier pour assurer le renouvellement des cellules qui meurent physiologiquement (et même assurer un renouvellement encore plus rapide en cas d'accroissement des besoins).

Au sein de l'hématopoïèse, on distingue la myélopoïèse, permettant la production des cellules myéloïdes (hématies, polynucléaires, monocytes, plaquettes), et la lymphopoïèse permettant la production des lymphocytes. La régulation de l'hématopoïèse est sous le contrôle de nombreux facteurs de croissance.[3]

Chapitre 2

Le traitement d'image

2.1 Introduction

L'image est devenu un élément indispensable et universel de communication qui permet d'acquérir une vision beaucoup plus simple et compréhensive en s'accompagnant avec la parole. C'est pour cette raison que beaucoup d'études et technique ont vu le jour afin de pouvoir analyser les images en exploitant leur contenu, ceci et le domaine de traitement d'image. On désigne par traitement d'images numériques l'ensemble des techniques permettant de modifier une image numérique dans le but de l'améliorer ou d'en extraire des informations.

2.2 Définition d'une image

Une image est une représentation planaire d'une scène ou d'un objet situé en général dans un espace tridimensionnel.

Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction $I(x, y)$ tq : x et y sont des coordonnées spatiales d'un point de l'image et I est une fonction d'intensité lumineuse (niveau de gris et de couleur). Cette valeur est généralement proportionnelle à l'énergie rayonnante reçue dans la bande de fréquence électromagnétique. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation.

2.2.1 Typologie d'image

Les formats d'images sont à diviser en deux grandes familles:

- les images **vectérielles** : elles sont utilisées pour stocker des objets géométriques (lignes, cercles... plus généralement courbes et polygones). Elles autorisent un stockage efficace et surtout permettent une restitution fidèle quel que soit le zoom appliqué à l'image Par contre ces formats sont peu appropriés pour représenter des images complexes et ne comportant pas de formes géométriques apparentes

- les images **matricielles** : consistait originellement à stocker sous forme d'un grand tableau les valeurs des pixels. On obtient des images matricielles à l'aide d'un appareil photo numérique, d'une caméra vidéo numérique ou d'un scanner. L'image peut être décomposé sous la forme d'une fonction $f(x,y)$ de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné ; tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et f une fonction d'intensité lumineuse ou de couleur, sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine ce qui nécessite sa numérisation.[4]

2.2.2 Image numérique

Une image numérique est une matrice où ses éléments sont des pixels, elle est composée de L lignes et C colonnes dont l'information portée est défini dans un espace à p dimensions. $[0,M]p$.

- image binaire : $p = 1$ et $M = 1$
- image en niveau de gris : $p = 1$ et $M = 255$
- image couleur : $p = 3$ et $M = 255$

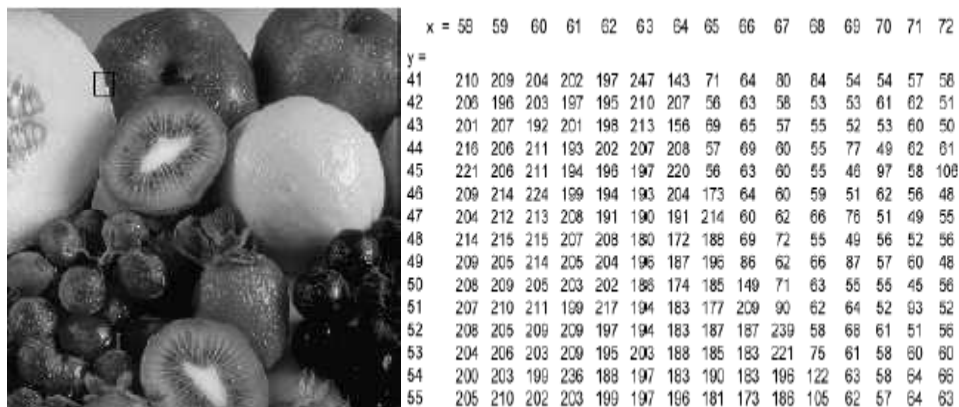


Figure 2.1 Image numérique

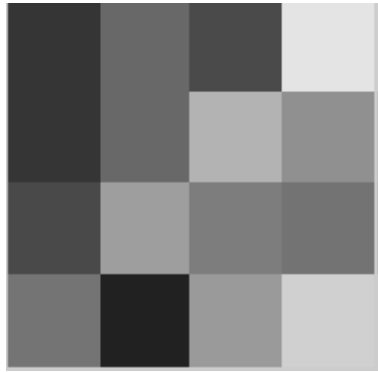
- **Étapes de numérisation d'une image**

L'Image digitalisée est caractérisée par 2 grandeurs :

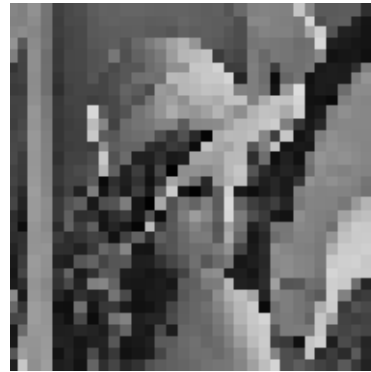
- La résolution spatiale (**échantillonnage**)
- La résolution en niveau de gris (**quantification**)

➤ **Echantillonnage**

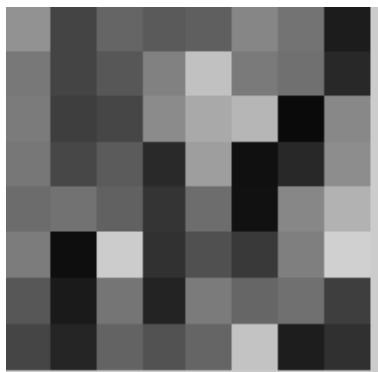
L'échantillonnage spatial présente les images sous forme de matrice de points (pixels). La taille d'un pixel définit la résolution spatiale. Plus la taille est petite meilleure sera la résolution



N=4



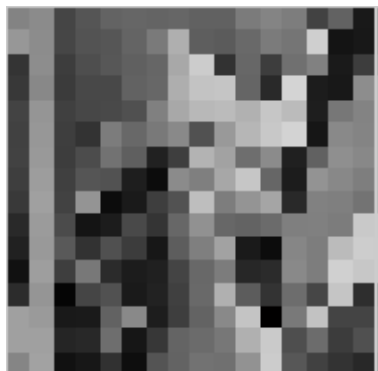
N=32



N=8



N=64



N=16



N=128

Figure 2.2 numérisation d'une image

➤ **Quantification**

Définit le nombre de niveaux de gris utilisé.

- Chaque pixel est codé sur x bits.
- Pour x=8 bits, on dispose d'une échelle de 256 niveaux de gris.

2.2.3 Résolution d'une image

La résolution détermine le nombre de points par unité de surface, exprimé en *points par pouce* (**PPP**, en anglais **DPI** pour *Dots Per Inch*) ; un pouce représentant 2.54 cm.

La résolution permet ainsi d'établir le rapport entre le nombre de pixels d'une image et la taille réelle de sa représentation sur un support physique.

La résolution de l'écran est exprimée sous la forme d'une multiplication entre le nombre de pixels horizontaux et le nombre de pixels verticaux. [4]

2.2.4 Caractéristiques de l'image numérique

2.2.4.1 pixel

Le pixel est le plus petit point de l'image, Il provient de l'expression « *picture element* » élément d'image, a chaque pixel on associe un niveau de gris a_s et une étiquette λ_s .

2.2.4.2 bruit

un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques ou d'une baisse momentanée de l'intensité électronique du capteur.

2.2.4.3 histogrammes

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 est utilisé pour :

- Diminuer l'erreur de quantification.
- Comparer deux images obtenues sous des éclairages différents.
- Mesurer certaines propriétés sur une image.
- Donner d'information sur la distribution des niveaux de gris et de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris.
- Améliorer la qualité d'une image (rehaussement d'image) en introduisant quelques modifications.

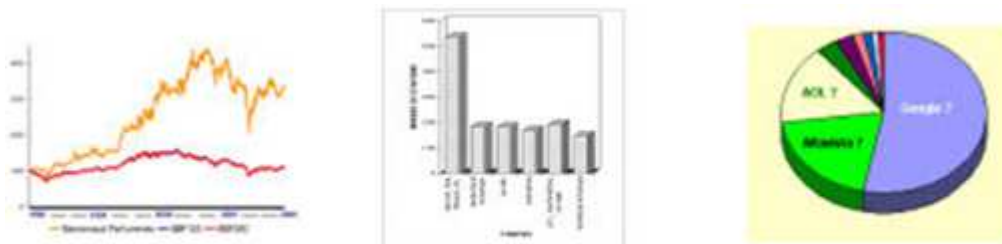


Figure 2.3 Typologie d'histogrammes

2.2.4.4 textures

La définition du dictionnaire : «arrangement, disposition des éléments» permet cependant de cerner ce concept en ce sens que la texture d'une surface se traduit par une organisation spatiale plus ou moins homogène d'éléments simples.



Figure 2.4 Typologie de textures

Dans le contexte de l'analyse des images numériques, la description d'une texture dépend essentiellement de la résolution de l'image (le nombre moyen de points image représentant chaque élément discernable de la texture considérée).

Si ce nombre est très important, on peut décrire ces éléments de manière détaillée et découvrir leur organisation spatiale. Si, par contre, le nombre de points image est faible,

il devient difficile. On adopte alors une description statistique en analysant la distribution des niveaux de gris sur des zones de l'image plus ou moins étendues .

2.2.4.5 luminance et contraste

La luminosité des points de l'image est définie comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface.

Le contraste est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image.

Si L_1 , L_2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A_1 A_2 d'une image , le contraste C est défini par le rapport :

$$C = (L_1 - L_2) / (L_1 + L_2) \quad (2.1)$$

2.2.4.6 niveaux de gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. Le pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images à niveau de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Une analogie fréquente consiste à voir une image en niveaux de gris comme une surface topographique ou relief, où les niveaux de gris à chaque point correspondent à l'altitude de la surface en ce point. [6]

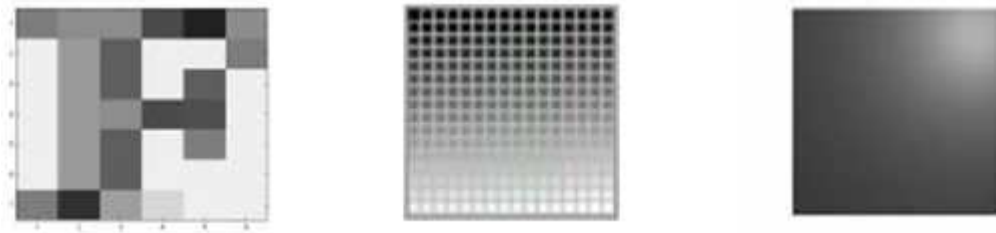


Figure 2.5 Niveau de gris

Cette valeur peut être comprise par exemple entre 0 et 255. Chaque pixel n'est représenté par un bit, mais par un octet (8 bits).

Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la «couleur» de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux.

Dans une image couleur, un pixel peut être représenté sur trois octets : un octet pour chacune couleur des couleurs : rouge, vert, et bleu.[5]

2.2.5 Opérations sur les images numériques

2.2.5.1 le seuillage

L'opération de seuillage a pour but d'isoler les pixels dont la valeur est comprise entre deux bornes fixes. Cette opération permet de créer une image binaire à partir de l'image d'origine, soit pour isoler une partie de l'image (masquage), soit pour y effectuer des transformations morphologiques

Parmi les valeurs possibles attribuées aux pixels d'une image, on veut parfois sélectionner une plage plus restreinte, par exemple toutes les intensités au-dessus d'un seuil θ parmi les niveaux 0 à 255. L'image à deux niveaux ainsi obtenue représente la zone sélectionnée (et son complément); l'information qu'elle contient est fortement réduite.

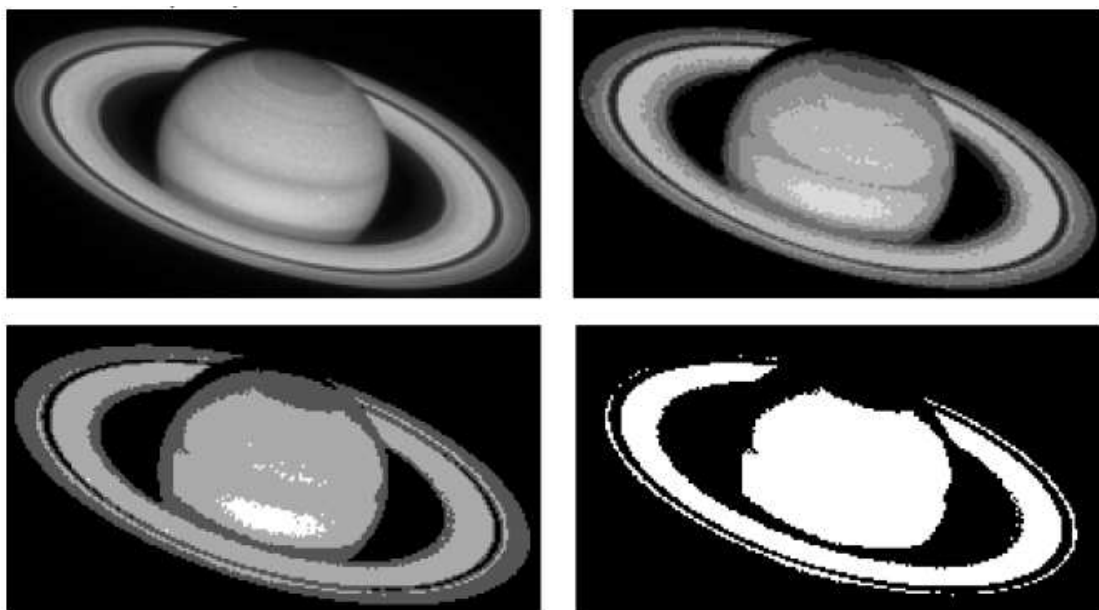


Figure 2.6 Seuillage

2.2.5.2 l'atténuation du bruit

On suppose généralement que le bruit provient de sources diverses et indépendantes, c'est par conséquent une fonction aléatoire qui se superpose additivement à l'image idéale. Un moyen d'atténuer ce bruit consiste à superposer plusieurs images de la même source. L'amplitude de la fonction idéale est alors multipliée tandis que les bruits, peu corrélés entre les diverses copies, s'intensifient beaucoup moins.

2.2.5.3 le lissage

Les lissages sont des filtres passe-bas, ce qui signifie qu'ils éliminent les signaux de haute fréquence, caractérisés par des grandes variations de niveau de gris entre pixels voisins. Cette technique permet de lisser les contours pour éliminer les sauts brusques des niveaux de gris. Ceci est utile par exemple pour éliminer les hautes fréquences, le masque le plus connu pour effectuer des lissages est *le masque de Gaussien* dans l'espace continu

2.3 Espace couleur

2.3.1 Espaces RVB

Depuis le XIX^{ème} les travaux débutes par YOUNG , repris en 1866 par helmholtz, ont montrer que toute couleur et reproduite par un mélange de trois autres couleurs qui sont : le rouge , le vert et le bleu , c'est ce qu'on appelle la synthèse additive des couleurs. Dans cet espace chaque couleur et représenté par un vecteur orthonormés R,V et B d'origine O , ou stimulus de couleur peut être représenté par un point C de coordonnées (R_c, V_c, B_c) .

Le système RVB est un système a trois dimensions qui peut être représenté sous la forme d'un cube ,connu sous le nom de cube de couleurs ,dont chaque axe correspond à une couleur primaire , d'origine O .la couleur est représenté par un point C qui définit le vecteur de couleur OC représenté dans la figure 2.1 ,la valeur du vecteur $O(0,0,0)$ correspond a la couleur noire ainsi que le vecteur $O(1,1,1)$ correspond au blanc.[7]

la nunace de gris et né a partir d'un axe crée en allant du noir au blanc appelée aussi ace achromatique .

Les espaces RVB sont utilisé dans plusieurs champs d'application comme la télévision (les standard NTSC,PAL,SECAM) , ainsi que dans le domaine de la photographie et pleins d'autre.

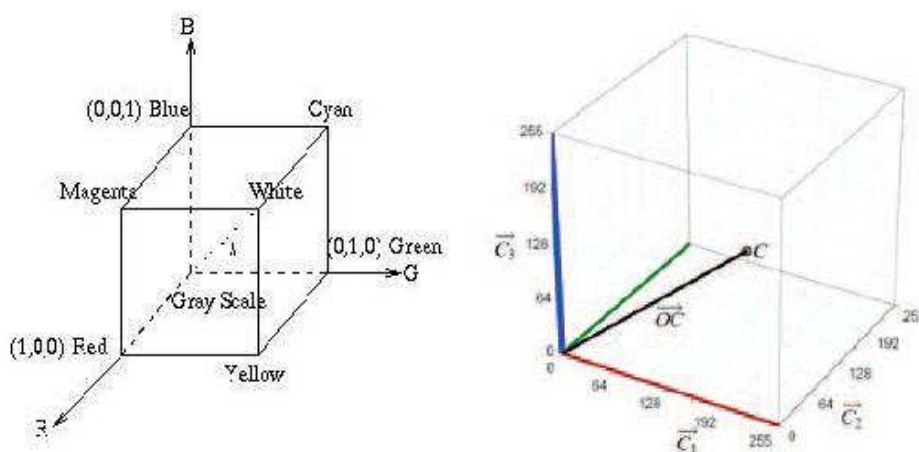


Figure 2.7 : Représentation d'un pixel dans un système RVB

2.3.2 Espaces luminance-chrominance

Ces espaces permettent de représenter les pixels selon trois composantes (L, chr_1, chr_2) ainsi L permet de représenter la luminosité, chr_1 et chr_2 sont des composantes de chrominance.

cependant, il existe différents espaces luminance-chrominance qui sont les suivants:

- Les espaces perceptuellement uniformes
- Les espaces antagonistes
- Les espaces de télévision
- Les autres espaces luminance-chrominance

2.3.3 L'espace XYZ

Le modèle CIE XYZ (également appelé modèle CIE 1931) est le premier modèle colorimétrique créé par la CIE en 1931. Réalisé à partir d'une série d'expériences sur la perception des couleurs par l'œil humain, ce modèle sert de référence pour définir d'autres modèles. Les trois composantes X , Y et Z du modèle représentent respectivement la teinte, la luminance et la saturation. Ces trois valeurs, dites valeurs tristimulus, qui sont fonctions du triplet lumière, objet, observateur, sont obtenues en intégrant sur le spectre visible le produit de la réflectance de l'objet éclairé par un illuminant par la sensibilité spectrale de l'œil humain (figure ci-dessous).

Les valeurs x et y sont calculées à partir des trois composantes X , Y et Z . La valeur z , quant à elle, peut être déduite des deux autres, la somme $x + y + z$ étant toujours égale à 1. La valeur Y est conservée. Cela revient à projeter la composante Z sur le plan xy . On obtient ainsi un modèle bidimensionnel appelé diagramme de chromaticité ou modèle CIE xyY qui permet de définir précisément l'ensemble des couleurs (figure ci-dessous).

$$\begin{aligned}x &= \frac{X}{X+Y+Z} \\y &= \frac{Y}{X+Y+Z} \\z &= \frac{Z}{X+Y+Z}\end{aligned}\tag{2.2}$$

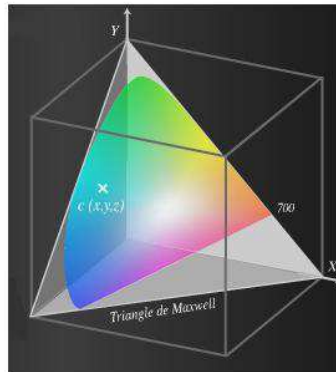


Figure 2.8 Le modèle XYZ

2.3.4 L'espace YUV

Le standard **YUV** (appelé aussi *CCIR 601*), auparavant baptisée YCrCb (Y Cr Cb), est un modèle de représentation de la couleur dédié à la vidéo analogique.

Il se base sur un mode de transmission vidéo à composantes séparées utilisant trois câbles différents pour faire transiter les informations de luminance (luminosité) et les deux composantes de chrominance (couleur). Il s'agit du format utilisé dans les standards PAL (*Phase Alternation Line*) et SECAM (*Séquentiel Couleur avec Mémoire*).

Le paramètre Y représente la luminance (c'est-à-dire l'information en noir et blanc), tandis que U et V permettent de représenter la chrominance, c'est-à-dire l'information sur la couleur. Ce modèle a été mis au point afin de permettre de transmettre des informations colorées aux téléviseurs couleurs, tout en s'assurant que les téléviseurs noir et blanc existant continuent d'afficher une image en tons de gris.

Voici les relations liant Y à R, G et B, U à R et à la luminance, et enfin V à B et à la luminance :

$$Y = 0.299R + 0.587 G + 0.114 B$$

$$U = -0.147R - 0.289 G + 0.436B = 0.492(B - Y) \quad (2.2)$$

$$V = 0.615R - 0.515G - 0.100B = 0.877(R - Y) \quad (2.3)$$

Ainsi U est parfois noté *Cr* et V noté *Cb*, d'où la notation *YCrCb*. [8]

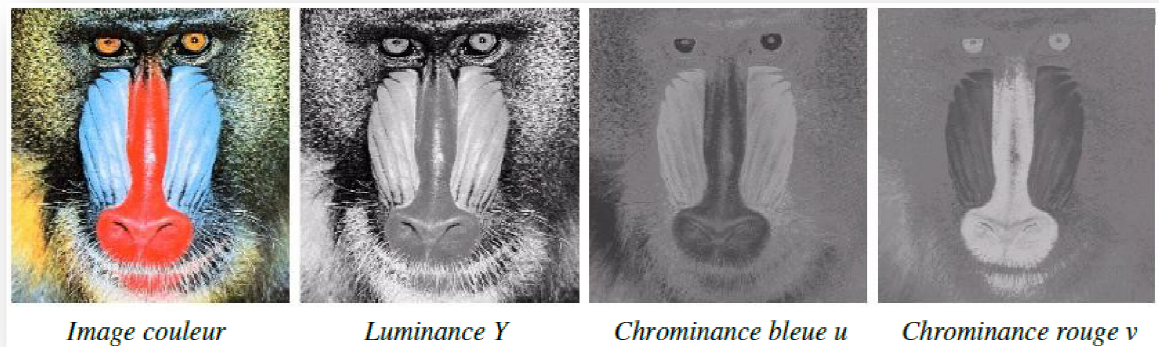


Figure 2.9 Le modèle YUV

2.3.5 L'espaces LUV

En 1976 la CIE a défini un espace chromatique à peu près uniforme en portant en coordonnées rectangulaires les grandeurs u^* et v^* définies par :

$$\begin{aligned} u^* &= 13L^*(u' - u_n') \\ v^* &= 13L^*(v' - v_n') \end{aligned} \quad (2.4)$$

Avec :

$$\begin{aligned} u' &= \frac{4x}{(-2x+12y+3)} \\ v' &= \frac{9y}{(-2x+12y+3)} \end{aligned} \quad (2.5)$$

L^* la clarté CIE1976 définie par :

$$L^* = 116(Y/Y_n)^{1/3} - 16$$

$$\text{Si } L^* \geq 8$$

$$\text{ou } L^* = 903,3 Y/Y_n \quad (2.6)$$

$$\text{Si } L^* \leq 8.$$

La CIE recommande l'utilisation de l'espace CIELUV pour la caractérisation des écrans de visualisation couleur.

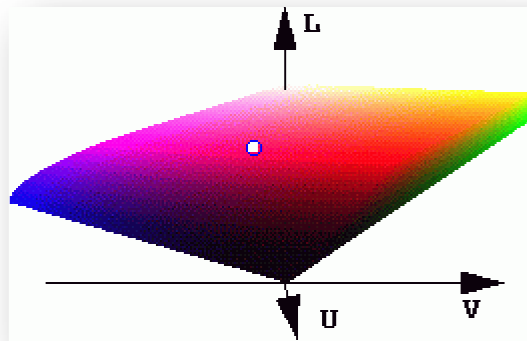


Figure 2.10 Le modèle LUV

2.3.6 L'espaces HSL (Hue Saturation Luminance)

Le modèle HSL (*Hue, Saturation, Luminance*, ou en français *TSL*), s'appuyant sur les travaux du peintre *Albert H. Munsell* (qui créa l'*Atlas de Munsell*), est un modèle de représentation dit "naturel", c'est-à-dire proche de la perception physiologique de la

couleur par l'oeil humain. En effet, le modèle RGB aussi adapté soit-il pour la représentation informatique de la couleur ou bien l'affichage sur les périphériques de sortie, ne permet pas de sélectionner facilement une couleur.

En effet, le réglage de la couleur en RGB dans les outils informatiques se fait généralement à l'aide de trois glisseurs ou bien de trois cases avec les valeurs relatives de chacune des composantes primaires, or l'éclaircissement d'une couleur demande d'augmenter proportionnellement les valeurs respectives de chacune des composantes. Ainsi le modèle HSL a-t-il été mis au point afin de pallier cette lacune du modèle RGB.

Le modèle HSL consiste à décomposer la couleur selon des critères physiologiques :

- **la teinte** (en anglais *Hue*), correspondant à la perception de la couleur (T-shirt mauve ou orange),
- **la saturation**, décrivant la pureté de la couleur, c'est-à-dire son caractère vif ou terne (T-shirt neuf ou délavé),
- **la luminance**, indiquant la quantité de lumière de la couleur, c'est-à-dire son aspect clair ou sombre (T-shirt au soleil ou à l'ombre).

Voici une représentation graphique du modèle HSL, dans lequel la teinte est représentée par un cercle chromatique et la luminance et la saturation par deux axes :

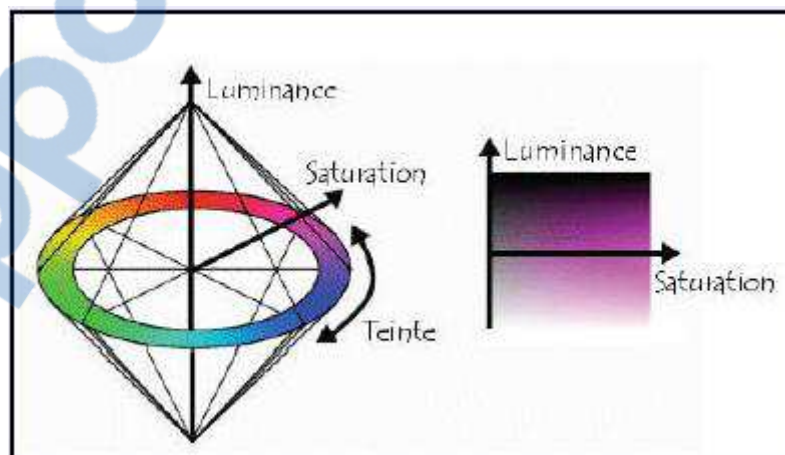


Figure 2.11 Le modèle HSL

2.3.7 Les familles de systèmes de représentation de la couleur

La figure 2.12 illustre les grandes familles des espaces couleurs [8]:

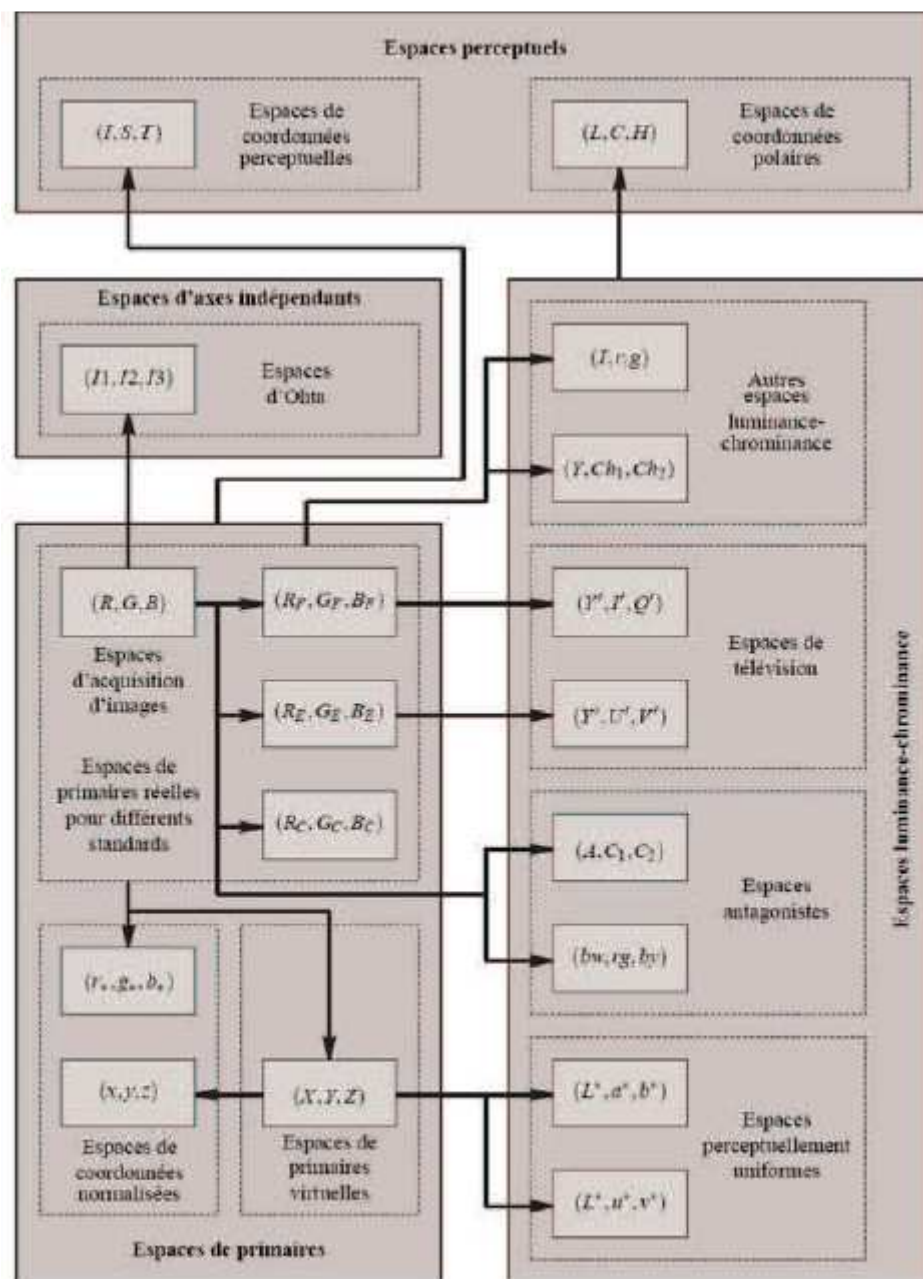


Figure 2.12 Les espaces couleurs

2.4 Conclusion

Le traitement d'image consiste à améliorer le contenu d'une image pour en extraire de l'information. Il en résulte que la manipulation, le stockage et la représentation de ces données se heurtent sur certaines limitations.

La vision par ordinateur est un processus de traitement de l'information, son objectif est la construction de descriptions explicites et significatives de l'information extraite à partir d'une image, ce qui nécessite une connaissance ou plus précisément une analyse préalable sur l'objet observé qui est l'objectif de ce chapitre.

On peut distinguer trois grandes classes d'applications faisant appel au traitement d'image :

- ✓ La retouche des images photographiques, les cartes graphiques, les applications multimédia.
- ✓ La reconnaissance de forme et la reconstruction 3D.
- ✓ Le contrôle non destructif (identification et/ou comptage de cellules dans un tissu biologique, détection de défauts sur des pièces mécaniques), l'analyse de matériaux et de surfaces, l'imagerie médicale, la télédétection,

Chapitre 3

Généralités sur la texture

3.1 Introduction

La texture est une caractéristique propre de l'objet ; elle nous permet de le décrire partiellement. Bien sûr, la forme et la couleur sont deux autres caractéristiques très importantes. Pour faire la distinction entre une orange et une cerise, les informations forme et couleur sont certainement plus significatives que l'information texture. Mais l'information texture devient primordiale lorsqu'on veut faire la distinction entre deux zones d'une image de même couleur (ou bien de même niveau de gris).

3.2 Définition de la texture

Il n'existe pas de définition précise de la texture. La définition du "Petit Robert" [9] est: *Arrangement, disposition des éléments d'une matière. Agencement des parties, des éléments (d'une oeuvre, d'un tout)*. On la décrit également en termes linguistiques tels que la rugosité, le contraste, la finesse, la régularité, . . . [10].

La définition littéraire de la texture est la suivante: "répétition spatiale d'un même motif dans différentes directions de l'espace". Cette définition est limitative car elle caractérise l'objet indépendamment d'un observateur humain. La notion de texture est utilisée pour traduire un aspect homogène de la surface d'un objet sur une image.

3.3 Classification de la texture

La texture est classée selon deux grandes familles qui sont les suivantes:

a - les macrotextures : présentent un aspect régulier, sous formes de motifs répétitifs spatialement placés selon une règle précise suivant une approche structurelle déterministe;

b - les microtextures : présentant des primitives "microscopiques" distribuées de

manière aléatoire suivant une approche probabiliste cherchant à caractériser l'aspect anarchique et homogène.[13]

3.3.1 Texture structurelles:

On les appelle ainsi car on peut les considérer comme étant la répartition spatiale de motifs élémentaires de base dans différentes directions de l'espace suivant une certaine règle de placement comme le montre la figure suivante:

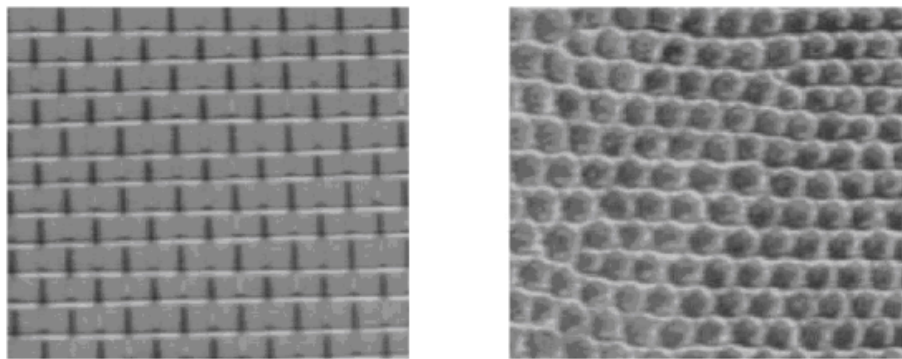


Figure 3.1 Texture structurelles

En effet, on s'aperçoit que la première représente un mur de brique, elle est composée d'un ensemble d'éléments de base (les briques) disposés relativement régulièrement de manière horizontale. La deuxième texture est aussi composée de motifs de base alvéolés agencés d'une manière particulière les uns à côté des autres.

Cette catégorie de textures a engendré des méthodes d'analyse dites structurelles [12] [13] [14] [15] .

Ces méthodes supposent que les textures sont formées d'éléments structurants de base. L'idée générale de ces méthodes est une recherche et une description des éléments structurants suivie d'une étude de la répartition spatiale de ces derniers. Cette description permet donc une certaine caractérisation de la texture étudiée. Malgré l'importance des travaux de ce type, il s'avère parfois difficile de les mettre en pratique car il n'existe pas toujours de motifs isolables ou de fréquence de répétition spatiale dominante.

3.3.2 Texture aléatoires :

Contrairement à la texture structurelle, ce type de texture ne permet pas d'extraire le motif

de base ,les motifs d'une image aléatoirement texturé sont considéré comme un processus aléatoire bidimensionnel.

Cette catégorie a fourni d'autres travaux de recherches plutôt fondés sur des méthodes d'analyse statistique [16] [17] [18].

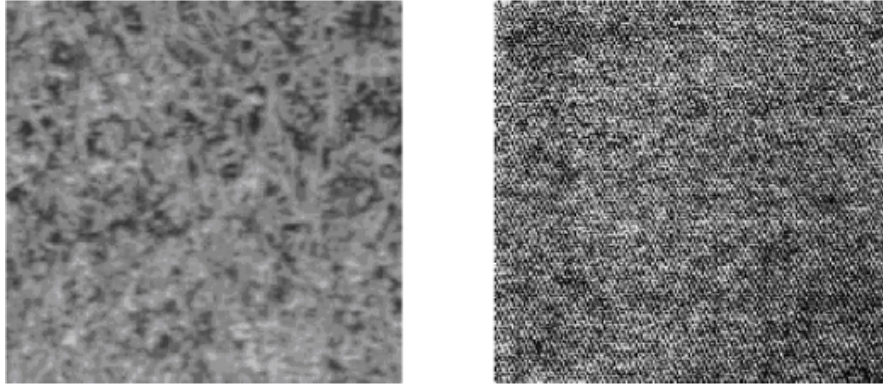


Figure 3.2 Texture aléatoire

3.3.3 Texture directionnelle :

cette texture n'est ni aléatoire ni structurelle mais dans ce type de texture les motifs de l'image suit la même direction comme le montre la figure suivante : [11]

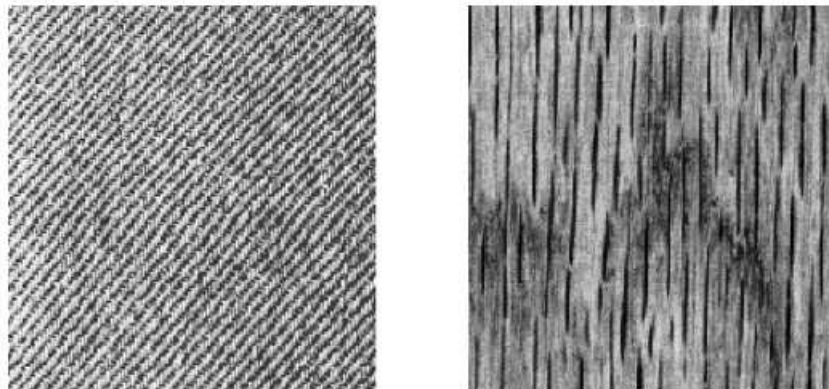


Figure 3.3 texture directionnelle

La texture de gauche de la figure 3.3 laisse apparaître des lignes obliques, tandis que celle droite possède des lignes verticales.

3.4 Analyse de texture

Le but de l'analyse de texture est d'extraire dans une image, une fenêtre, une région ou dans le voisinage d'un pixel des descripteurs pertinents au regard d'une application afin de caractériser ou de discriminer les textures qui y sont contenues, ces descripteurs engendrent des attributs de texture couleur qui sont exploités notamment dans la problématique de segmentation et de classification d'images texturées couleur.

Selon **Mihran Tuceryan [19]** il existe quatre familles principales de techniques d'analyse de texture qui permettent de construire ces attributs :

- Les méthodes géométriques
- Les méthodes basées sur la modélisation spatiale des textures
- Les méthodes spatio-fréquentielles
- Les méthodes statistiques

3.4.1 Les méthodes géométriques

Ces types de méthodes tiennent compte de l'information structurelle et contextuelle de l'image, ils sont très bien adaptés aux textures macroscopiques, les méthodes géométriques permettent de faire une description de texture par extraction d'un ensemble connexe de pixels qui partagent des propriétés similaires, par le biais d'attributs appelés naturels, on s'intéresse alors aux méthodes qui offrent une caractérisation maximale de type de texture.

3.4.2 Les méthodes basées sur la modélisation spatiale des textures

Ces types de méthodes se basent sur la modélisation spatiale des textures pour construire des attributs, ces derniers sont issus précisément de différentes modélisations de la répartition spatiale des couleurs dans l'image. Les principaux modèles sont :

- Les modèles autorégressifs multi-spectraux.
- Les modèles de MARKOV multi-spectraux.
- Les motifs locaux binaires (LBP)

3.4.3 Les méthodes spatio-fréquentielle

Ce type de méthodes permet d'élaborer trois type d'attribut :

➤ Domaine spatial

Dans ce domaine les attribut associées permettent de caractériser la texture par le nombre de transition par unité de surface , ce type d'attribut s'utilise beaucoup plus dans les problématique de segmentation d'image.

➤ Domaine fréquentiel

La TF (transformée de fourrier) et la TCD (transformé en cosinus discrète) fournissent quant à elle une représentation de la texture exclusivement dans le domaine des fréquences .pour caractériser les textures couleur, une batterie de filtres est utilisée .pour déterminer les attributs de texture qui caractérisent les relations intra-composants , tous les filtres sont appliqués séparément sur les images composantes de l'image couleur analysée .un ou plusieurs attribut statistiques sont ensuite calculés a partir des images filtrés . en ce qui concerne le calcul des attribut qui caractérisent les relations entre eux composants couleur différentes, il faut considérer la différence des images composantes filtrées , prises deux à deux , puis extraire un ensemble d'attributs pour chaque filtre

➤ Domaine spatio-fréquentiel

Ce type de domaine permet d'associer a la fois le domaine spatiale et le domaine fréquentiel , les attributs issus de ce modèle sont fournis par :

- La transformation de Gabor
- La transformée en ondelettes

3.4.4 Les méthodes statistique

Ces méthodes se basent sur les relations entre les pixels et leurs voisins en terme de variation de couleur , les attributs extraits ce ces méthodes permettent de caractériser tout type de textures, même les textures fines et sans régularité apparente.

L'inconvénient majeur de ce type de méthode et qu'elle est sensible à la régularité de motifs texturés présents dans l'image, ce qui est un type de méthode déconseillé dans le cas d'image.

3.5 Classification d'image texturé

La classification de textures consiste à associer une classe à une texture donnée, en fonction des caractéristiques présentes. Une première étape importante est donc l'extraction des caractéristiques de textures, ces attributs sont calculés à l'aide des méthodes vues précédemment, ces caractéristiques sont regroupées sous forme de vecteurs numériques et sont par la suite, directement utilisées par un classifieur, la deuxième étape qui est la plus importante c'est le choix d'un classifieur.

3.6 Segmentation d'image texturé

La segmentation d'une image texturée couleur consiste à diviser cette dernière en plusieurs régions homogènes comportant des caractéristiques de textures identiques elle a pour but de permettre l'extraction d'éléments de l'image. Elle n'est généralement qu'une première étape essentielle dans le processus d'interprétation d'une scène. Elle effectue une partition de l'image I en un certain nombre de régions disjointes. [20].

La texture a suscité de nombreuses recherches et travaux d'application qui ont engendré une multitude de méthodes d'analyse [1] [21] [22] [23]. Ces méthodes ont pour objet de caractériser [24] ou décrire [28], de discriminer [25], de segmenter [26] ou de synthétiser [27] les textures. Dans ce travail, nous nous sommes intéressés plus particulièrement à la manière d'extraire l'information caractéristique pour la discrimination et la segmentation de textures.

3.7 Conclusion

Aucun des attributs présentés précédemment ne permet d'obtenir des résultats satisfaisants en terme de classification d'images texturées, et ce quelque soient les textures présentes dans les images considérées.

Chacun d'entre eux a ses points forts et va donner d'excellents résultats pour certaines images et au contraire être totalement inapproprié pour d'autres applications. Il nous faut donc choisir avec soin le vecteur d'attributs à utiliser lorsque l'on commence un travail de classification ou de segmentation par exemple.

Dans notre cas, nous avons utiliser les 14 attributs de texture de Haralick.

Chapitre 4

Segmentation par classification pixéllaire

4.1 Introduction

Conceptuellement, la segmentation consiste à extraire de l'image des primitives, soit de type contour, soit de type région.

Dans la littérature, on trouve une multitude de méthodes de segmentation, mais aucune ne permet d'obtenir des résultats satisfaisants pour toutes les images. Le choix de la méthode dépend souvent des connaissances à priori sur l'image et repose sur les différents aspects suivant :

- La présence ou non de texture ,bruit.
- Le choix de l'espace couleur.
- Le but recherché (isoler régions pertinentes, extraire des objets...)
- Le choix entre extraction des contours ou extraction des régions.

4.2 Taxonomie de méthode de segmentation d'image

La segmentation partitionne l'image dans l'espace où elle est définie en zones homogènes au regard d'un critère que l'on s'est donné. Formellement, la segmentation d'une image, de support E , peut-être définie comme étant la recherche d'une partition de E en sous ensembles E_i avec $i = 1, \dots, n$.

Actuellement, le problème réside dans le choix de la méthode de segmentation ; il est primordial d'opter pour l'algorithme approprié au type de l'image et à ses caractéristiques intrinsèques, car il n'existe pas de méthode spécifique à un type d'image. L'appréciation du spécialiste (agronome, météorologue, médecin, ...) reste le moyen par excellence de décision [29]. Le choix d'une technique est lié :

à la nature de l'image :

- éclairage non homogène, reflets,
- présence de bruit, de zones texturées,
- contours flous, en partie occultés,

aux opérations situées en aval de la segmentation :

- localisation, mesure, calcul 3D,
- reconnaissance de formes, interprétations,
- diagnostic, contrôle qualité,

aux primitives à extraire :

- contours, segments, angles,
- régions, formes, textures,
- zones et scènes complexes,

aux contraintes d'exploitation :

- complexité algorithmique, fonctionnement en temps réel,
- taille de la mémoire disponible en machine,

La segmentation d'images couleur s'inspire habituellement des techniques conçues dans le cadre des images en niveaux de gris. Ce type de segmentation est devenu très prisé depuis l'avènement du multimédia grand public.

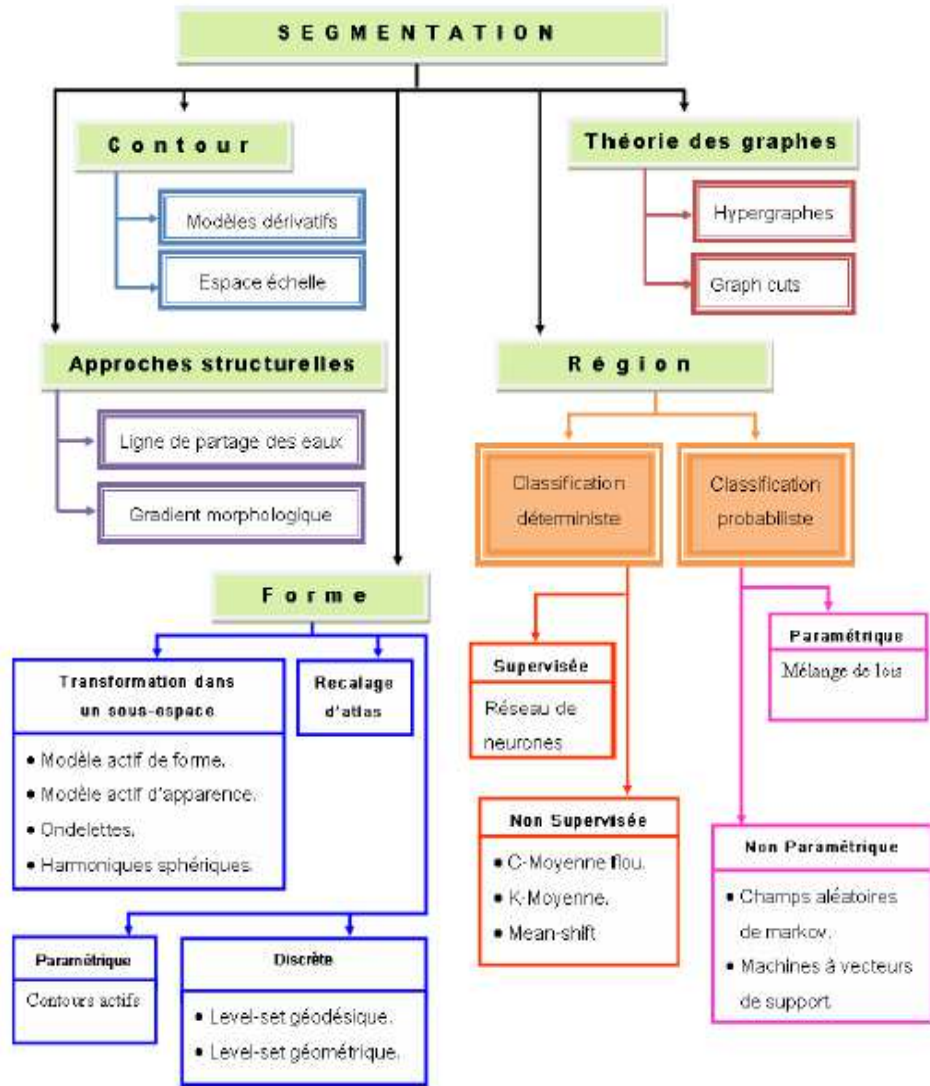


Figure 4.1 Taxonomie de méthode de segmentation d'image

4.2.1 Méthode de segmentation basée contours

Cette catégorie s'intéresse aux contours des objets dans l'image. Des filtres détecteurs de contours sont appliqués à l'image. Si l'image est très contrastée, le résultat est satisfaisant, mais dans le cas contraire, il faut utiliser des techniques de reconstruction de contours. Cette technique est locale et en général trop limitée pour traiter des images complexes

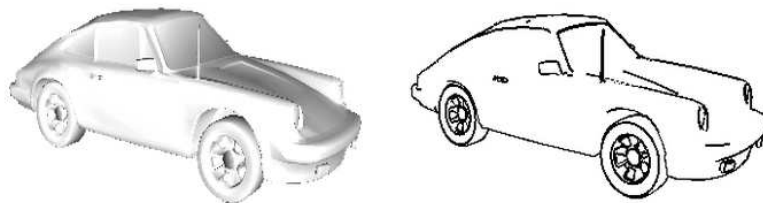


Figure 4.2 segmentation basée contours

4.2.2 Méthode de segmentation basée Régions

Cette catégorie peut correspondre aux algorithmes d'accroissement de régions. Ce type de segmentation consiste à prendre un ensemble de petites régions uniformes dans l'image et à regrouper les régions adjacentes de même couleur jusqu'à ce qu'aucun regroupement ne soit plus possible. Les méthodes d'accroissement de régions sont les méthodes de segmentation les plus simples. Cette catégorie peut aussi correspondre à des algorithmes de découpage de régions : on part de l'image entière que l'on va subdiviser en plus petites régions tant que ces régions ne sont pas suffisamment homogènes. Les algorithmes dits « split and merge » sont un mélange de ces deux techniques .



Figure 4.3 segmentation basée Régions

4.3 Matrice de cooccurrence

Les matrices de cooccurrence ont été introduites par Haralick en 1973 [30], Du fait de leur richesse en information de texture, les matrices de cooccurrences sont devenues les plus connues et les plus utilisées pour extraire ces caractéristiques de textures.

Son principe est de mesurer la distribution des niveaux de gris dans l'image tout en prenant en compte les interactions spatiales entre les pixels.

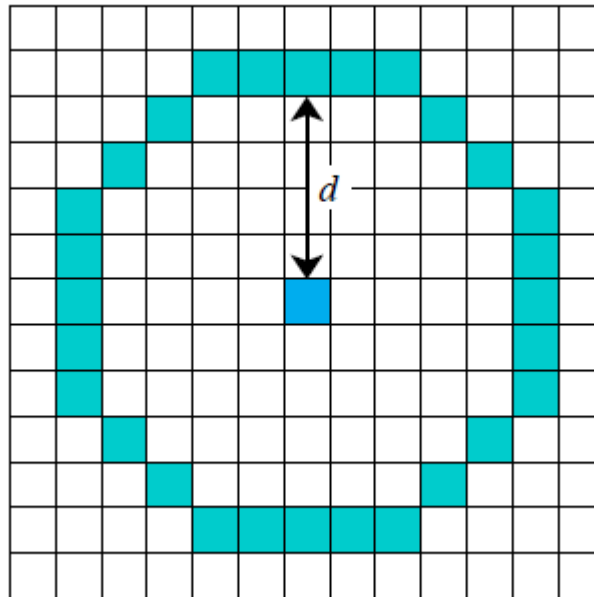


Figure 4.4 Distance entre pixels voisin

Les caractéristiques extraites à partir de ces matrices contiennent des informations notamment sur l'homogénéité, les dépendances linéaires entre les niveaux de gris, le contraste et la complexité de cette image.

Une matrice de cooccurrence mesure la probabilité d'apparition des paires de valeurs de pixels situés à une certaine distance dans l'image. Elle est basée sur le calcul de la probabilité $P(i, j, \delta, \theta)$ qui représente le nombre de fois où un pixel de niveau de couleur i apparaît à une distance relative δ d'un pixel de niveau de couleur j et selon une orientation θ donnée.

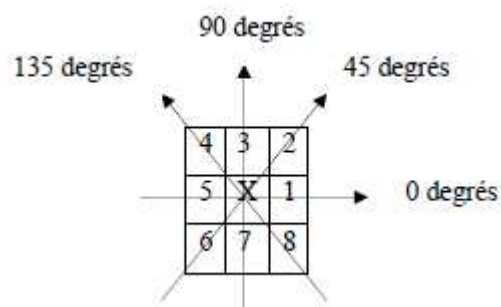


Figure 4.5 Plus proches voisins du pixel 'x' selon 4 directions

Les directions angulaires θ classiquement utilisées sont 0, 45, 90 et 135 degrés. Les relations de voisinage entre pixels, nécessaires au calcul des matrices, sont illustrées en figure 4.4; par exemple, les plus proches voisins de 'x' selon la direction $\theta = 135$ degrés sont les pixels 4 et 8.

Les matrices obtenues selon ces quatre directions sont alors calculées comme dans (4.1), (4.2), (4.3) et (4.4) où (k, l) sont les coordonnées d'un pixel de niveau de couleur $i \in [0, n^{\max} - 1]$ et (m, n) celles du pixel de niveau de couleur $j \in [0, n^{\max} - 1]$

$$P(i, j, \delta, 0) = \left| \left\{ ((k, l), (m, n)) \in (N \times M)^2 \mid k - m = 0, |l - n| = \delta, I_{k,l} = i, I_{m,n} = j \right\} \right| \quad (4.1)$$

$$P(i, j, \delta, 45) = \left| \left\{ ((k, l), (m, n)) \in (N \times M)^2 \mid \begin{aligned} & (k - m = \delta, l - n = -\delta) \vee (k - m = -\delta, l - n = \delta), \\ & I_{k,l} = i, I_{m,n} = j \end{aligned} \right\} \right| \quad (4.2)$$

$$P(i, j, \delta, 90) = \left| \left\{ ((k, l), (m, n)) \in (N \times M)^2 \mid |k - m| = \delta, l - n = 0, I_{k,l} = i, I_{m,n} = j \right\} \right| \quad (4.3)$$

$$P(i, j, \delta, 135) = \left| \left\{ ((k, l), (m, n)) \in (N \times M)^2 \mid \begin{aligned} & (k - m = \delta, l - n = \delta) \vee (k - m = -\delta, l - n = -\delta), \\ & I_{k,l} = i, I_{m,n} = j \end{aligned} \right\} \right| \quad (4.4)$$

L'inconvénient majeur de ces matrices est que leur taille augmente au fur et à mesure de la taille d'image à traiter. Pour cette raison, un certain nombre d'auteurs ont essayé d'extraire de l'information de ces matrices afin de mettre en évidence la structure des textures, et c'est grâce à Haralick et al [1] qui ont proposé les premiers 14 paramètres, caractérisant les textures, issus de ces matrices.

4.4 Attribut texture d'haralick

Haralick a introduit quatorze attributs de texture extraits des matrices de cooccurrences. Ces attributs sont les suivants [31]:

4.4.1 L'énergie

$$f_1 = \sum_i \sum_j (P_{ij}(\delta, \theta))^2 \quad (1)$$

L'énergie mesure l'homogénéité de l'image. Plus cette valeur est faible, moins l'image est uniforme et dans ce cas, il existe beaucoup de transitions de couleurs.

4.4.2 Le contraste

$$f2 = \sum_i \sum_j ((i-j)^2 P_{ij}(\delta, \theta)) \quad (2)$$

Le contraste (ou inertie) mesure les variations locales des couleurs. Si ces variations sont importantes, alors le contraste sera élevé.

4.4.3 La corrélation

$$f3 = (\sum_{iNg} \sum_{jNg} (ij) P_{ij}(\delta, \theta) - \mu_x \mu_y) / \sigma_x \sigma_y \quad (3)$$

Ce paramètre permet de déterminer si certaines colonnes de la matrice sont égales, c'est-à-dire si il existe des dépendances linéaires dans l'image. elle mesure la dépendance linéaire (relativement à (δ, θ)) des niveaux de gris de l'image. La corrélation n'est corrélée ni à l'énergie, ni à l'entropie.

4.4.4 La variance

$$f4 = (\sum_{iNg} \sum_{jNg} (i-\mu)^2 P_{ij}(\delta, \theta)) \quad (4)$$

La variance mesure la répartition des couleurs autour de la valeur moyenne. Plus ce paramètre est élevé et plus importants sont les écarts entre les valeurs et la moyenne. Elle mesure l'hétérogénéité de la texture. Elle augmente lorsque les niveaux de gris différent de leur moyenne. La variance est indépendante du contraste.

4.4.5 Moment différentiel inverse (Homogénéité)

$$f5 = \sum_{iNg} \sum_{jNg} P_{ij}(\delta, \theta) / 1 + (i-j)^2 \quad (5)$$

Ce paramètre a un comportement inverse de celui du contraste. En effet, plus la texture possède de régions homogènes et plus le moment différentiel inverse est élevé.

4.4.6 Moyenne des sommes

$$f6 = \sum_{i2Ng} iP_{x+y}(i) \quad (6)$$

4.4.7 Variance des sommes

$$f7 = \sum_{i=1}^{2Ng} (i - f8)^2 P_{x+y}(i) \quad (7)$$

4.4.8 Entropie des sommes

$$f8 = - \sum_{i=1}^{2Ng} P_{x+y}(i) \log(P_{x+y}(i)) \quad (8)$$

4.4.9 L'entropie

$$f9 = - \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} P_{ij}(\delta, \theta) \log(P_{ij}(\delta, \theta)) \quad (9)$$

Ce paramètre mesure le désordre dans l'image. Contrairement à l'énergie, l'entropie atteint de fortes valeurs lorsque la texture est complètement aléatoire (sans structure apparente). Elle est fortement corrélée (par l'inverse) à l'énergie. Lorsque les valeurs de la matrice de cooccurrences sont presque toutes égales, l'entropie est élevée. Elle permet ainsi de caractériser le degré de granulation de l'image.

4.4.10 Variance des différences

$$f10 = \text{variance}(P_{x-y}) \quad (10)$$

4.4.11 Entropie des différences

$$f11 = - \sum_{i=1}^{Ng-1} P_{x-y}(i) \log(P_{x-y}(i)) \quad (11)$$

4.4.12 Information sur la corrélation

$$f12 = (H_{XY} - H_{XY1}) / \max(H_X, H_Y) \quad (12)$$

Où H_X et H_Y sont respectivement les entropies de P_x et P_y .

$$H_{XY} = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log(p(i,j))$$

$$H_{XY1} = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log(p_x(i) p_y(j))$$

4.4.13 Information sur la corrélation

$$f_{13} = (1 - \exp[-2.0(H_{XY}^2 - H_X H_Y)])^{1/2} \quad (13)$$

Où:

$$H_{XY}^2 = - \sum_i \sum_j p_x(i) p_y(j) \log(p_x(i) p_y(j))$$

4.4.14 Coefficient de corrélation maximal

$$f_{14} = (\text{1ère plus grande valeur propre de } Q)^{1/2} \quad (14)$$

Où :

$$Q = \sum_k (p(i,k)p(j,k)) / (p_x(i)p_y(k))$$

4.5 Méthode d'évaluation pour classification supervisée [2]

Afin d'établir un diagnostic fiable Dans un système d'aide à la décision et particulièrement le domaine médical, il faut se baser sur une méthode d'évaluation spécialement adaptée cytologie médullaire. Nous présentons ci-dessous les critères d'évaluation les plus communément utilisés pour un classifieur supervisé.

On se base sur un appariement des pixels des images segmentés et vérité terrain, et on calcule le nombre de pixels correctement identifiés et les pixels mal classés. On entend par un mal classé, soit un pixel de la classe C dans l'image de référence n'est pas reconnu comme étant de la même classe dans l'image segmentée, ou bien un pixel n'étant pas de la classe C dans l'image segmentée est reconnu comme étant de la classe C dans l'image de référence.

On définit dans un test de classification binaire, un résultat est dit :

- **Vrai Positif** (TP : True Positif) lorsqu'un item est correctement détecté par le test ;
- **Faux Positif** (FP : False Positif) est le résultat pour un item déclaré positif alors qu'il ne l'était pas ;
- **Faux Négatif** (FN : False Negatif) pour un item déclaré négatif alors qu'il était en réalité positif ;
- **Vrai Négatif** (TN : True Negatif) est l'item correctement déclaré comme négatif

4.5.1 Matrice de confusion deux classes

		Réal	
		Positive	Négative
Prédit	Positive	<i>TP</i>	<i>FP</i>
	Négative	<i>FN</i>	<i>TN</i>

Tableau 4.1 Matrice de confusion deux classes

4.5.2 Précision, Rappel et Accuracy

Dans une tâche de classification, la "Précision" d'une classe est le nombre de vrais positifs (c'est à dire le nombre d'éléments correctement étiquetés comme appartenant à la classe positive) divisé par le nombre total d'éléments étiquetés comme appartenant à la classe positive (la somme de vrais positifs et des faux positifs, qui sont des éléments incorrectement étiquetés comme appartenant à la classe). Le "Rappel" dans ce contexte est défini comme le nombre de vrais positifs divisé par le nombre total d'éléments qui appartiennent réellement à la classe positive (c'est à dire la somme des vrais positifs et des faux négatifs. Ces derniers sont des items qui ne sont pas étiquetés comme appartenant à la classe positive mais aurait dû l'être).

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4.5)$$

$$Rappel = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4.6)$$

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \quad (4.7)$$

4.5.3 Sensibilité et Spécificité

En statistique, la sensibilité d'un test mesure sa capacité à donner un résultat positif lorsqu'une hypothèse est vérifiée. Elle s'oppose à la spécificité, qui mesure la capacité

d'un test à donner un résultat négatif lorsque l'hypothèse n'est pas vérifiée. Ces notions sont d'une importance majeure en épidémiologie.

$$Sensibilite = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4.8)$$

$$Specificite = \frac{TN}{FP+TN} \quad (4.9)$$

4.5.4 Matrice de confusion Multi-classes

		Réal					
		C_1	C_2	...	C_i	...	C_n
Prédit	C_1	c_1^1	c_1^2		c_1^i		c_1^n
	C_2	c_2^1	c_2^2		c_2^i		c_2^n

	C_i	c_i^1	c_i^2		c_i^i		c_i^n

	C_n	c_n^1	c_n^2		c_n^i		c_n^n

Tableau 4.2 Matrice de confusion Multi-classes

_ Prédiction correcte : c_{ii}

_ Prédiction incorrecte : c_{ij} i avec $i \neq j$

4.5.5 Précision, Rappel et Accuracy

$$Rappel(c_i) = \frac{c_i^i}{\sum_{j=1}^n c_j^i} \quad (4.10)$$

$$Precision(c_i) = \frac{c_i^i}{\sum_{j=1}^n c_i^j} \quad (4.11)$$

$$Accuracy = \frac{\sum_{i=1}^n c_i^i}{\sum_{i,j=1}^n c_i^j} \quad (4.12)$$

La méthode proposée fournit un indice de qualité sur la reconnaissance de toutes les classes de l'image, mais on donnera une attention particulière aux deux classes noyau et cytoplasme puisque celles-ci représentent la région d'intérêt.

4.6 Classification pixellaire

Les méthodes de classification ont pour but d'identifier les classes auxquelles appartiennent des objets à partir de certains paramètres descriptifs. Elles s'appliquent à un grand nombre d'activités humaines et conviennent en particulier au problème de la prise de décision automatisée. La procédure de classification sera extraite automatiquement à partir d'un ensemble d'exemples.

4.6.1 Définition d'un classifieur

Un classifieur a pour but d'identifier les classes auxquelles appartiennent des objets à partir de certains traits descriptifs. Il convient au problème de la prise de décision automatisée (ADD). C'est un algorithme, qui pour toute entrée x , retourne l'indice i de la classe dans laquelle se trouve x . Il désigne tout outil de reconnaissance qui pour un vecteur reçu en entrée, donne des informations sur sa classe d'appartenance. La procédure de classification sera extraite automatiquement à partir d'un ensemble d'exemples. Un exemple consiste en la description d'un cas avec la classification correspondante.

Les méthodes utilisées pour la classification sont nombreuses, citons : la méthode des Machines à Vecteurs Supports (SVM), les Réseaux de Neurones, etc. Nous présentons dans ce mémoire une étude détaillée de la technique SVM en classification des images, qui montre de bonnes performances dans la résolution de problèmes variés. Cette méthode a montré son efficacité dans de nombreux domaines d'applications tels que le traitement d'image, la catégorisation de textes ou les diagnostics médicaux et ce même sur des ensembles de données de très grandes dimensions.

4.6.2 Typologie de classification pixellaire

- **La classification de pixels non supervisée** : est une classification sans apprentissage qui consiste à découper l'espace de représentation en zones homogènes selon un critère de vraisemblance entre les pixels. Cette approche est utilisée pour effectuer une classification de pixels, sans connaissance a priori sur l'image [34], [35].

- **La classification de pixels supervisée** : est bien évidemment avec apprentissage, elle consiste à définir une fonction de discrimination effectuant une séparation dans l'espace de représentation à partir d'une connaissance des classes de l'image. Ce type de classification nécessite la création d'une base d'apprentissage faisant intervenir ce qu'on appelle une segmentation vérité terrain(ground truth) [36], [37].

4.6.3 SVM (Support Vector Machine)

4.6.3.1 Introduction

SVM est une méthode de classification binaire par apprentissage supervise, elle fut introduite par Vapnik en 1995. Cette méthode est donc une alternative récente pour la classification. Cette méthode repose sur l'existence d'un classificateur linéaire dans un espace approprié. Puisque c'est un problème de classification a deux classes, cette méthode fait appel a un jeu de données d'apprentissage pour apprendre les paramètres du modèle. Elle est basée sur l'utilisation de fonction dites noyau (kernel) qui permettent une séparation optimale des données.

La notion d'apprentissage étant importante, nous allons commencer par effectuer un rappel. L'apprentissage par induction permet d'arriver a des conclusions par l'examen d'exemples particuliers. Il se divise en apprentissage supervise et non supervise. Le cas qui concerne les SVM est l'apprentissage supervise. Les exemples particuliers sont représentés par un ensemble de couples d'entrée/sortie. Le but est d'apprendre une fonction qui correspond aux exemples vus et qui prédit les sorties pour les entrées qui n'ont pas encore été vues. Les entrées peuvent être des descriptions d'objets et les sorties la classe des objets donnes en entrée.

4.6.3.2 Principe de fonctionnement générale

Pour deux classes d'exemples donnes, le but de SVM est de trouver un classificateur qui va séparer les données et maximiser la distance entre ces deux classes. Avec SVM, ce classificateur est un classificateur linéaire appelé hyperplan.

Dans le schéma qui suit, on détermine un hyperplan qui sépare les deux ensembles de points.

Les points les plus proches, qui seuls sont utilisés pour la détermination de l'hyperplan, sont appelés vecteurs de support. [32]

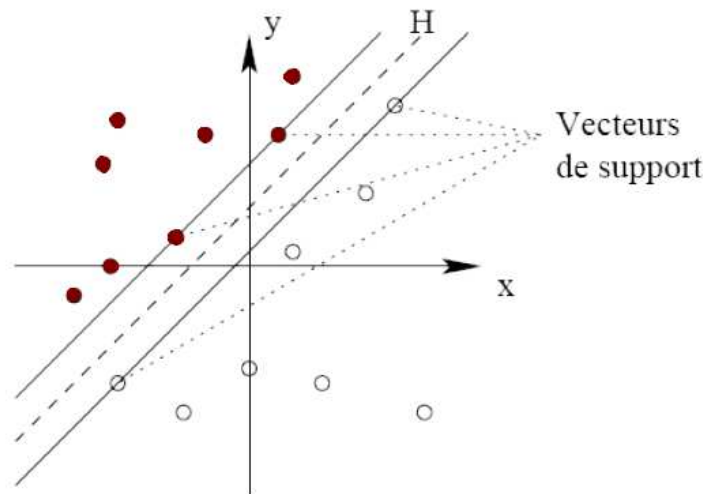


Figure 4.6 Principe de fonctionnement des SVM

4.6.3.3 Hyperplan, marge et support vecteur

il existe une multitude d'hyperplan qui permettent de séparer les échantillons mais la propriété remarquable des SVM est que cet hyperplan doit être optimal. Nous allons donc en plus chercher parmi les hyperplans valides, celui qui passe au milieu des points des deux classes d'exemples. Intuitivement, cela revient à chercher l'hyperplan le plus sûr. En effet, supposons qu'un exemple n'ait pas été décrit parfaitement, une petite variation ne modifiera pas sa classification si sa distance à l'hyperplan est grande. Formellement, cela revient à chercher un hyperplan dont la distance minimale aux exemples d'apprentissage est maximale. On appelle cette distance marge entre l'hyperplan et les exemples. L'hyperplan séparateur optimal est celui qui maximise la marge. Comme on cherche à maximiser cette marge, on parlera de *séparateurs à vaste marge*.

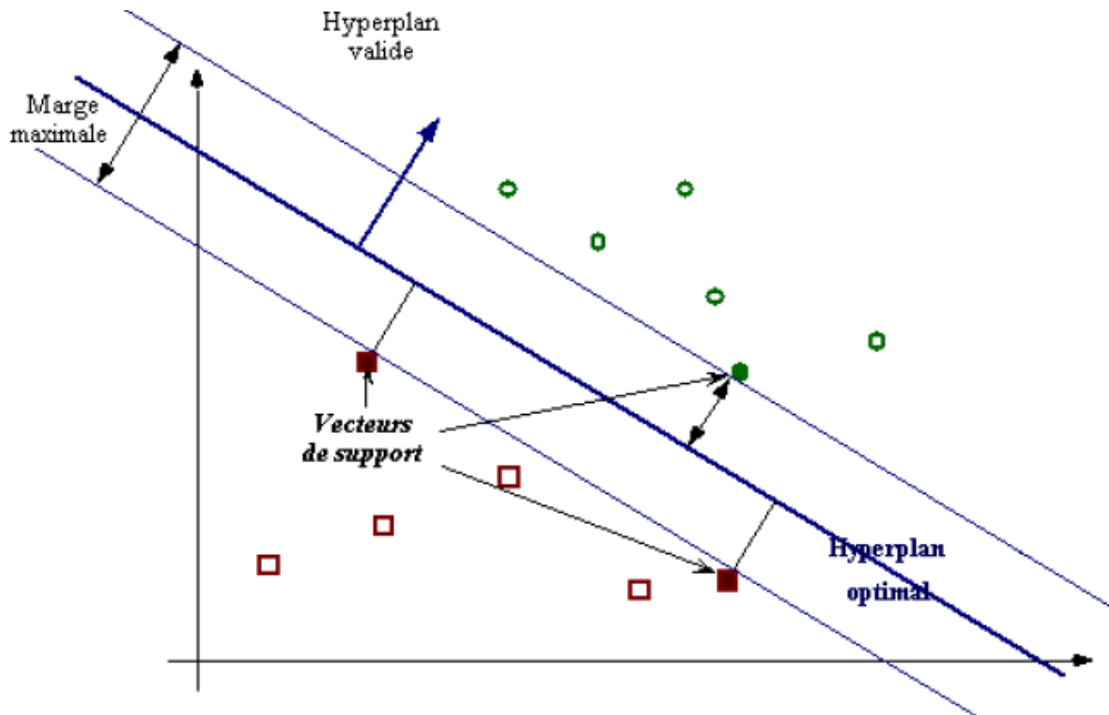


Figure 4.7 Hyperplan, marge et support vecteur

4.6.3.4 Linéarité et non-linéarité

Parmi les modèles des SVM, on constate les cas linéairement séparable et les cas non linéairement séparable. Les premiers sont les plus simple de SVM car ils permettent de Trouver facilement le classificateur linéaire. Dans la plupart des problèmes réels il n'y a pas de séparation linéaire possible entre les données, le classificateur de marge maximale ne peut pas être utilise car il fonctionne seulement si les classes de données d'apprentissage sont linéairement séparables.[33]

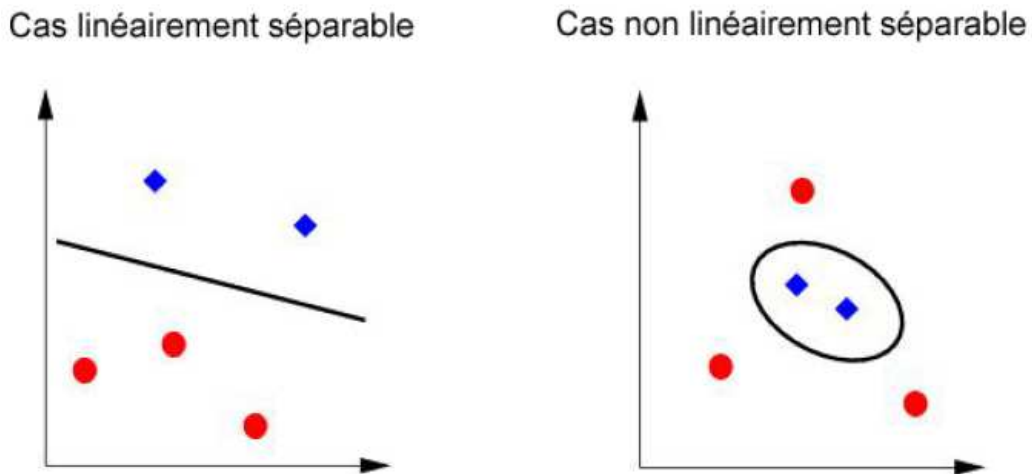


Figure 4.8 Linéarité et non-linéarité

4.6.3.5 Fonctionnement des machines à vecteurs support

➤ Maximisation de la marge

La marge est la distance du point le plus proche à l'hyperplan.

Dans un modèle linéaire, on a $\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{b}$. L'hyperplan séparateur (frontière de décision) à donc pour équation $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{b} = 0$.

La distance d'un point au plan est donnée par $\mathbf{d}(\mathbf{x}) = |\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{b}| / \|\mathbf{w}\|$

L'hyperplan optimal est celui pour lequel la distance aux points les plus proches (**marge**) est maximale. Soient x_1 et x_2 eux points de classes différentes ($\mathbf{f}(x_1) = +1$ et $\mathbf{f}(x_2) = -1$);

$$(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_1) + \mathbf{b} = +1 \text{ et } (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_2) + \mathbf{b} = -1 \text{ donc } (\mathbf{w} \cdot (\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2)) = 2$$

$$\text{D'ou : } (\mathbf{w} / \|\mathbf{w}\| \cdot (\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2)) = 2 / \|\mathbf{w}\|.$$

On peut donc en déduire que maximiser la marge revient à minimiser $\|\mathbf{w}\|$ sous certaines contraintes que nous verrons dans les paragraphes suivants.

➤ Problème primale

Un point $(x; y)$ est bien classe si et seulement si $yf(x) > 0$.

Comme le couple (w, b) est défini à un coefficient multiplicatif près, on s'impose $yf(x) \geq 1$.

On en déduit (en s'appuyant également sur le paragraphe précédent), le problème de minimisation sous contraintes suivantes :

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \\ \forall i, y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq 1 \end{cases} \quad (4.13)$$

Il peut être en effet plus aise de minimiser $\|\mathbf{w}\|^2$ plutôt que directement $\|\mathbf{w}\|$.

➤ **Problème duale**

On passe du problème primal au problème dual en introduisant des multiplicateurs de Lagrange pour chaque contrainte.

Ici on a une contrainte par exemple d'apprentissage

$$\begin{cases} \max \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j \\ \forall i, \alpha_i \geq 0 \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \end{cases} \quad (4.14)$$

C'est un problème de programmation quadratique de dimension n (nombre d'exemples).

On défini ainsi la matrice suivante appelée < matrice hessienne > : $(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j)_{i,j}$ qui représente la matrice des produits des entrées X (La notation matricielle permettant de résoudre plus facilement le problème en informatique).

On montre que si les α_i^* sont solutions de ce problème alors on a :

$$\mathbf{w}^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i \mathbf{x}_i \quad (4.15)$$

Seuls les α_i^* correspondant aux points les plus proches sont non-nuls. On parle de **vecteurs de support**.

La fonction de décision associée est donc :

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x} + b \quad (4.16)$$

Il existe néanmoins des cas où on ne peut pas classer les entrées de façon linéaire.

➤ **Astuce noyau**

Le cas linéairement séparable est peu intéressant, car les problèmes de classification sont souvent non linéaires. Pour résoudre ce point la méthode classique est de projeter les données dans un espace de dimension supérieure appelé espace de redescription. L'idée étant qu'en augmentant la dimensionnalité du problème nous nous retrouvons dans le cas linéaire vu précédemment. Nous allons donc appliquer une transformation non linéaire $\Phi(\bullet)$ aux vecteurs d'entrée $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^e$ et $\Phi(\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^e)$, ($e > d$). Ce changement va conduire à passer d'un produit scalaire dans l'espace d'origine $\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j$ à un produit scalaire $\Phi(\mathbf{x}_i) \cdot \Phi(\mathbf{x}_j)$ dans l'espace de redescription (figure 2.3 [18]). L'astuce est d'utiliser une fonction noyau notée K qui évite le calcul explicite du produit scalaire dans l'espace de redescription. Nous avons alors l'égalité suivante :

$$\mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \Phi(\mathbf{x}_i) \cdot \Phi(\mathbf{x}_j) \quad (4.17)$$

Il existe de nombreuses fonctions noyau ; les deux les plus utilisées sont le noyau gaussien (équation 2.17) et le noyau polynomial (équation 2.18) :

$$K_\gamma(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = e^{-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|}$$

$$K_{\gamma,d,r}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\gamma \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j + r)^d \quad (4.18)$$

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté quelque méthodes de segmentation d'images et les concepts de la méthode SVM, dont nous avons expliqué la démarche de construction de l'hyperplan optimal dans les cas des données linéairement séparables et non linéairement séparables ; en se basant sur les fondements mathématiques.

Les SVM peuvent s'utiliser pour des tâches de prédiction des variables continues en fonction d'autres variables (température, évolution des marchés, etc.). Le champ d'application des SVM est donc large.

Dans le chapitre suivant, une série d'expérimentations évaluée au moyen d'une procédure de classification par SVM sera présentée.

Nous discuterons aussi les différents résultats obtenus, en fonction des SVM utilisés.

Chapitre 5

Application et tests

5.1 Préliminaire

Après l'aperçu donné sur les principales notions utilisées, nous passons dans ce chapitre à la partie de l'expérimentation.

Dans la première section de cette partie, nous décrivons la base d'images, nous présenterons la construction de la base d'apprentissage ainsi que la base de teste. Nous terminons notre chapitre par les différents résultats que nous avons obtenus ainsi que les divers discussion et solution proposé pour certain problème rencontrées.

5.2 Acquisition des images microscopiques

Nous avons réalisé une acquisition des images au sein du Centre Hospitalo Universitaire de Tlemcen, au service d'hémobiologie, les images acquises sont des images couleurs RGB au format bmp de dimension 1024 par 768. Le système LAS EZ (Leica Application Suite 1.7.0) est un environnement logiciel qui permet d'acquérir des images de haute qualité à l'aide des microscopes et caméras Leica, reliés à un ordinateur fonctionnant sous Windows.

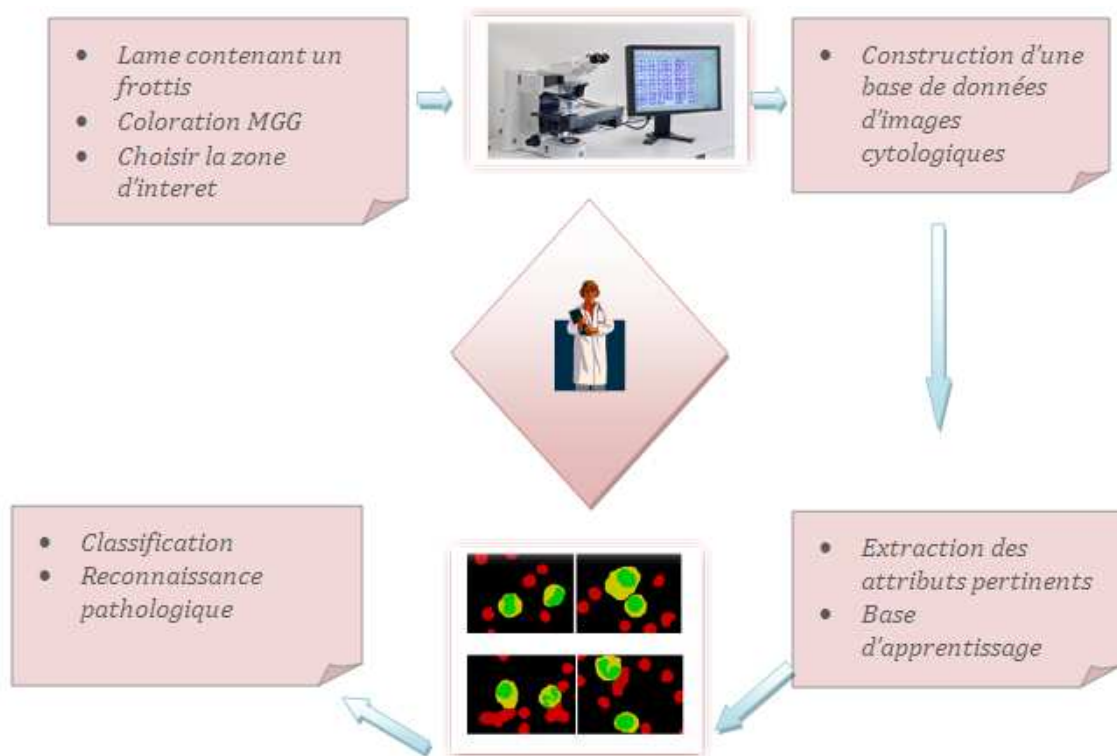


Figure 5.1 Plate forme de reconnaissance de cellules cytologiques

5.3 Phase d'apprentissage

Notre travail c'est basé sur une classification pixellaire supervisé d'où la nécessité de créer deux bases initiale d'apprentissage et de test

5.3.1 La base d'apprentissage

Cette base est construite à base d'image contenant des objets d'une grande variabilité et segmentées manuellement par un ou plusieurs experts. Cette étape est très importante en vue d'attribution de classe à chaque pixel de l'image de tel sorte que le système puisse effectuer un apprentissage pour qu'il soit en mesure d'associer de façon plus sûre une classe à un pixel non appris.

Dans notre étude nous avons utilisé 18 images pour l'apprentissage.

5.3.2 La base de tests

La base de tests se crée par la contribution d'un nombre d'image qui n'appartient pas a la base d'apprentissage ,cette phase a pour objectif de mesurer la qualité d'un classifieur a comparer les images qui ne sont pas dans la base d'apprentissage avec ceux de référence vérité terrain.

Dans notre étude nous avons utilisé 9 images pour le test.

5.4 Phase de prétraitement

La phase de prétraitement permet d'éliminer les parties inutilisable de l'image afin d'obtenir une image simplifié pour réduire le temps de traitement et de bruit.

Dans notre cas nous avons effectué un prétraitement sur le fond de l'image c'est-à-dire le plasma, nous avons procéder a une extraction du fond sur toute la base d'images.

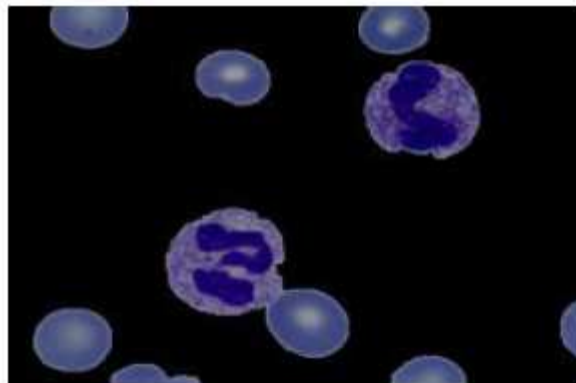


Figure 5.2 prétraitement du plasma

5.5 Phase d'étiquetage

Cette phase permet d'étiqueter chaque partie de l'image afin d'obtenir une labellisation de celle-ci. Les parties de l'image cytologique qui nous intéresse sont :

les globules blanc (noyau et cytoplasme), les globules rouge et le fond. a l'aide du logiciel de retouche photos photoshop nous avons décomposer chaque partie de l'image qui nous intéresse .

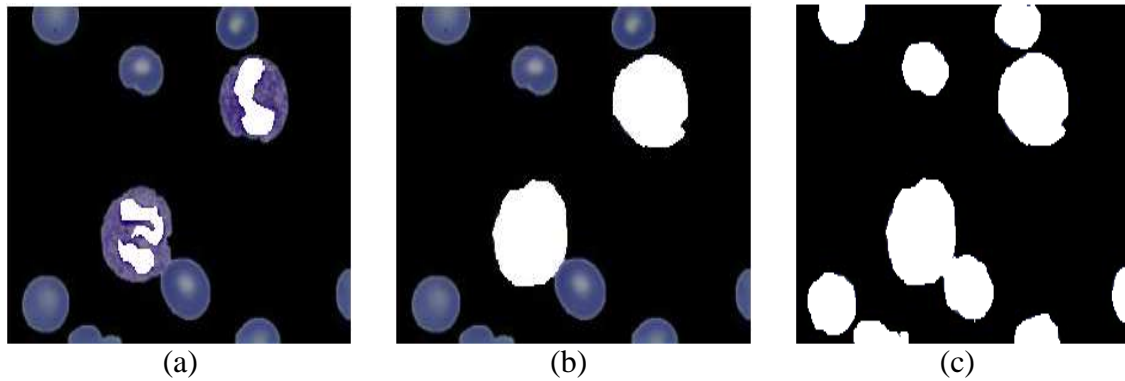


Figure 5.3 phase d'étiquetage des images cytologique : (a) noyau,(b) cytoplasme ,(c) globules rouge

5.6 Phase de coloration des parties concernées

Recomposer l'image avec un programme sous matlab en colorant les parties blanche non encore colorées des trois images avec du vert pour l'image 1(noyau), du jaune pour l'image 2 (cytoplasme) et du rouge pour l'image 3 (globule rouge). Prendre la composante couleur de chaque pixel pour chaque espace à partir de l'image originale pour avoir la base numérique.

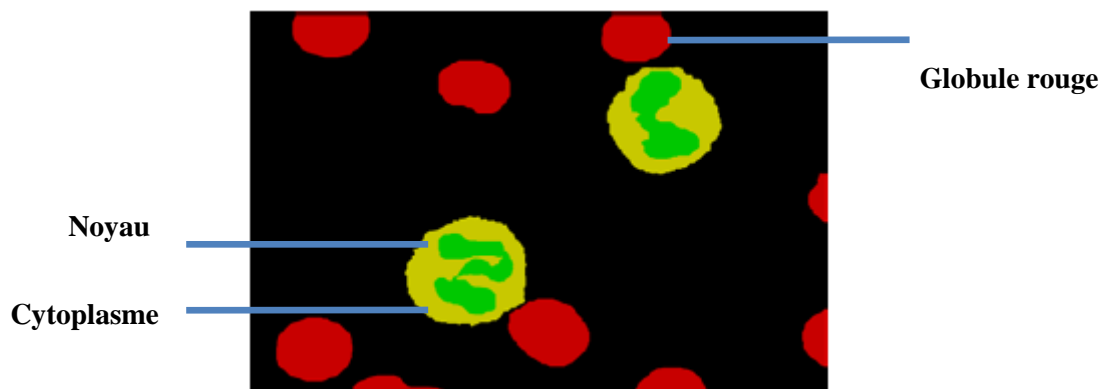


Figure 5.4 image étiqueté (vérité terrain)

5.7 Segmentation

Nous avons opté à un choix d'un classifieur SVM ,nous avons construit un classifieur SVM qui contient 13 indices d'Haralick et le niveau de gris , donc on as obtenu un classifieur avec 14 caractéristique , chaque pixels de partie étiqueté (noyau, cytoplasme et globule rouge)sera représenté par 14 caractéristiques ,nous avons fixer notre choix sur une fenêtre de 5 x5 centré sur le pixel voulue en utilisant toutes les directions possibles (0°,45°,90°,135°,180°,-45°,-135°,-90°).

5.8 Résultats et discussions

En se basant sur la méthode d'évaluation pour classification supervisée vu dans le chapitre précédent, nous avons calculer et comparer les résultats obtenu de l'ensemble des images de test par rapport aux images vérité terrain.

La Tableau 5.1 montre les taux de reconnaissances et de précisions obtenues. Le temps moyen de classification des images (512x384 pixels) par SVM appliqué sur les 14 caractéristiques.

	<i>Noyau</i>	<i>Cytoplasme</i>	<i>G. rouge</i>
Taux de reconnaissance	94.11%	44.09%	89.49%
Précision	84.44%	54.13%	70.32%

Tableau 5.1 taux de reconnaissances et de précisions obtenues

La figure suivante présente la segmentation de deux différentes image, une image et transformé en niveau de gris ensuite segmentée et comparée avec l'image vérité terrain.

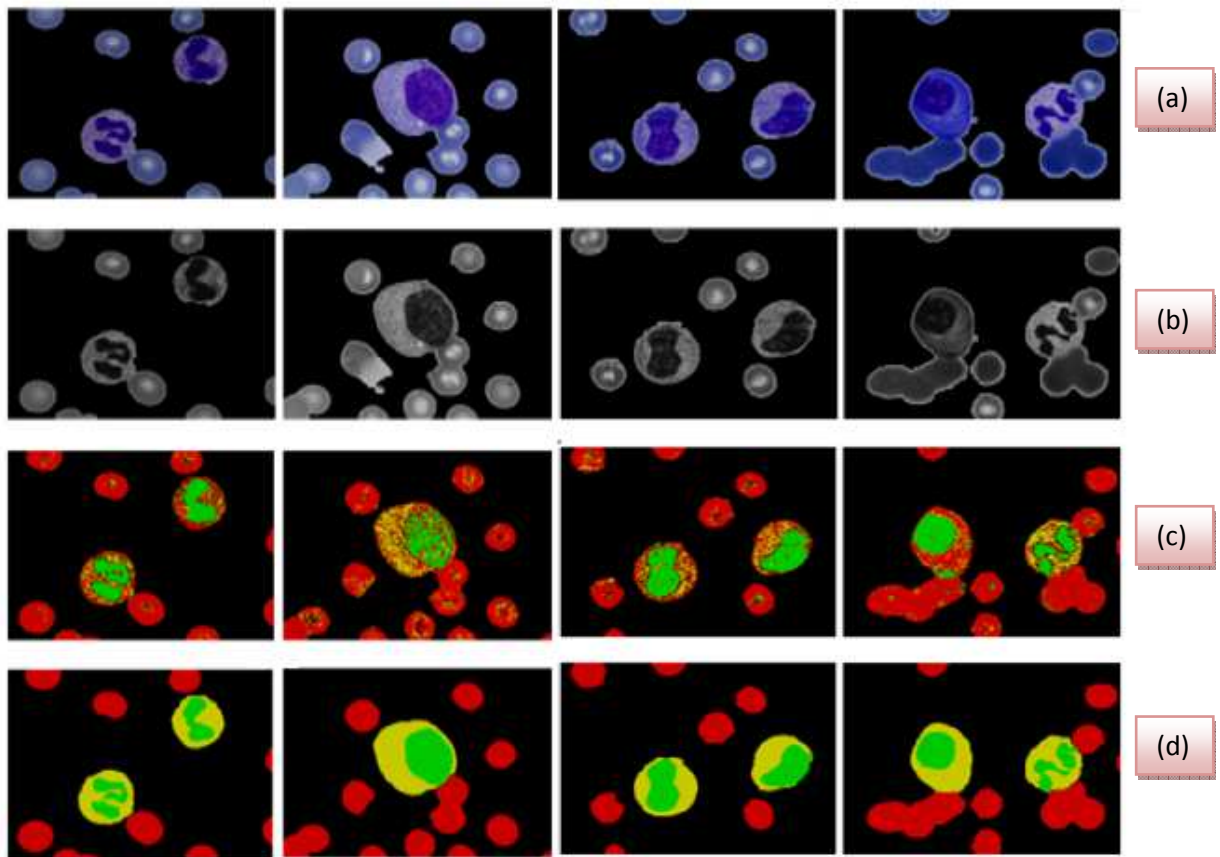


Figure 5.5 (a) Image originale, (b) Image niveaux de gris, (c) Image segmentée, (d) Image étiquetée (vérité terrain)

On a constaté d'après notre étude que la région noyau à donner des résultats très satisfaisant au niveau de la segmentation ce qui a permis de déduire que cette région contenait des ressemblances de la configuration des attributs texture, en niveaux de gris. Autre chose a signaler la confusion entre le cytoplasme et les hématies, cette différence est visible dans la figure 5.4, vu la ressemblance considérable de leurs caractéristiques; cela est dû aussi à une mauvaise classification des pixels appartenant à d'autres régions classés cytoplasme (faux positifs).

Pour remédier a ce problème nous avons décider de faire une petite transformation au niveau des images vérité terrain, en procédant à une étape de post traitement, tout en remplissant les hématies pour ne pas se confondre avec le cytoplasme car ce qui nous intéresse ici c'est la composition des leucocytes .

Nous avons trouvé utile d'ajouter quelques résultats de précision concernant le noyau et cytoplasme (Tableau 5.2) ainsi que les résultats visuels pour ce type de cellules (Figure 5.6).

	<i>Noyau</i>	<i>Cytoplasme</i>
Taux de reconnaissance	97.76%	65.08%
Précision	85.21%	53.23%

Tableau 5.2 taux de reconnaissances et de précisions obtenues

Après avoir effectué un post traitement sur les données originales on remarque que les résultats obtenus ont été nettement plus meilleurs que dans le cas d'utilisation d'images non traitées.

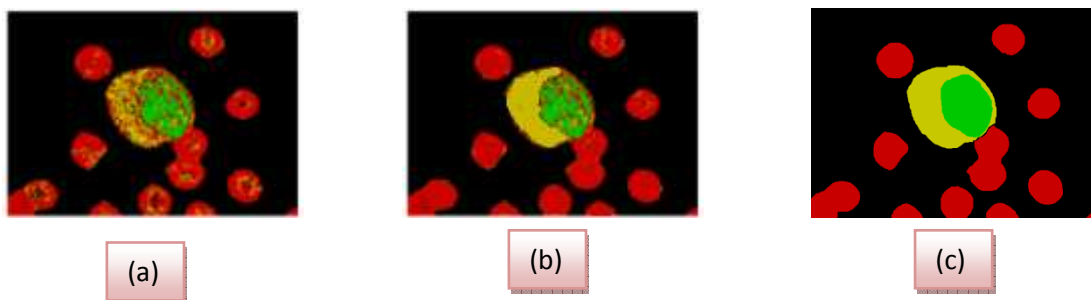


Figure 5.6 (a)Image segmentée, (b)Image post traitement, (c) Image étiquetée(vérité terrain)

5.9 Présentation de l'interface graphique

Les captures ci-dessous sont issues de notre application :



Figure 5.7 interface graphique de l'application

5.9.1 Charge une image



Figure 5.8 chargement d'une image a traité

5.9.2 Texture d'image selon l'attribut Contrast

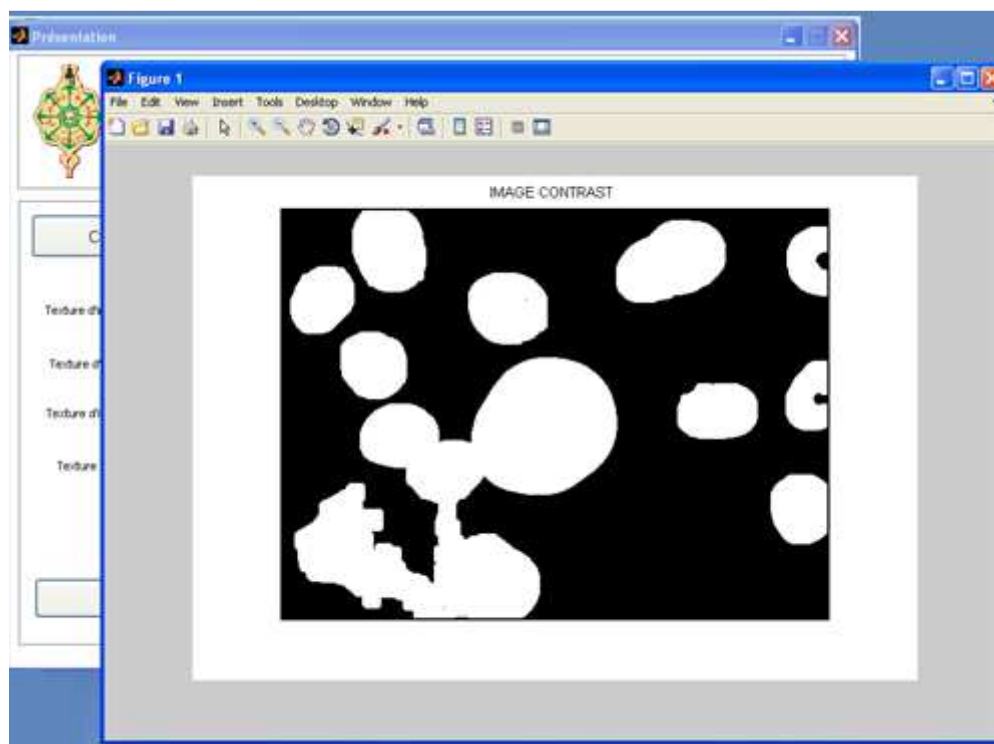


Figure 5.9 texture selon le contraste

5.9.3 Texture d'image selon l'attribut Homogénéité

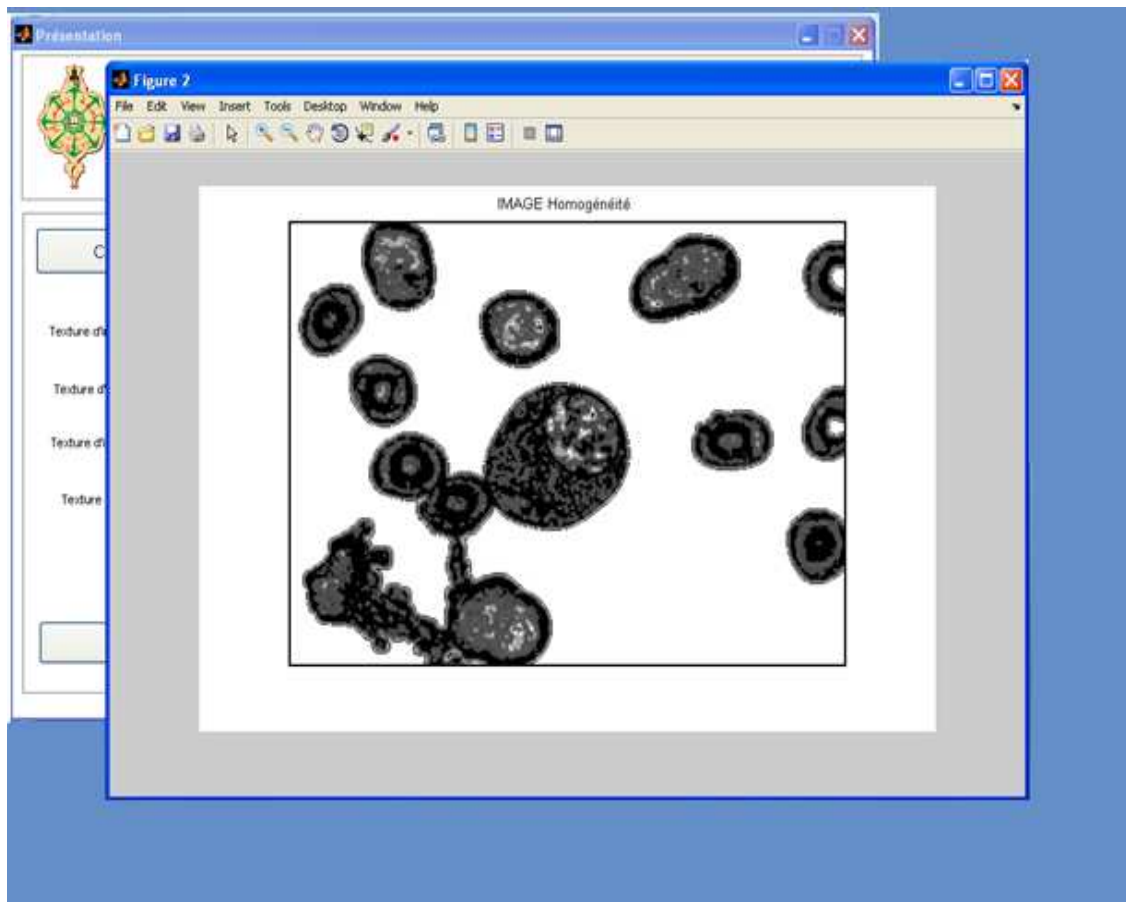


Figure 5.10 texture selon l'homogénéité

5.9.4 Texture d'image selon l'attribut Energie

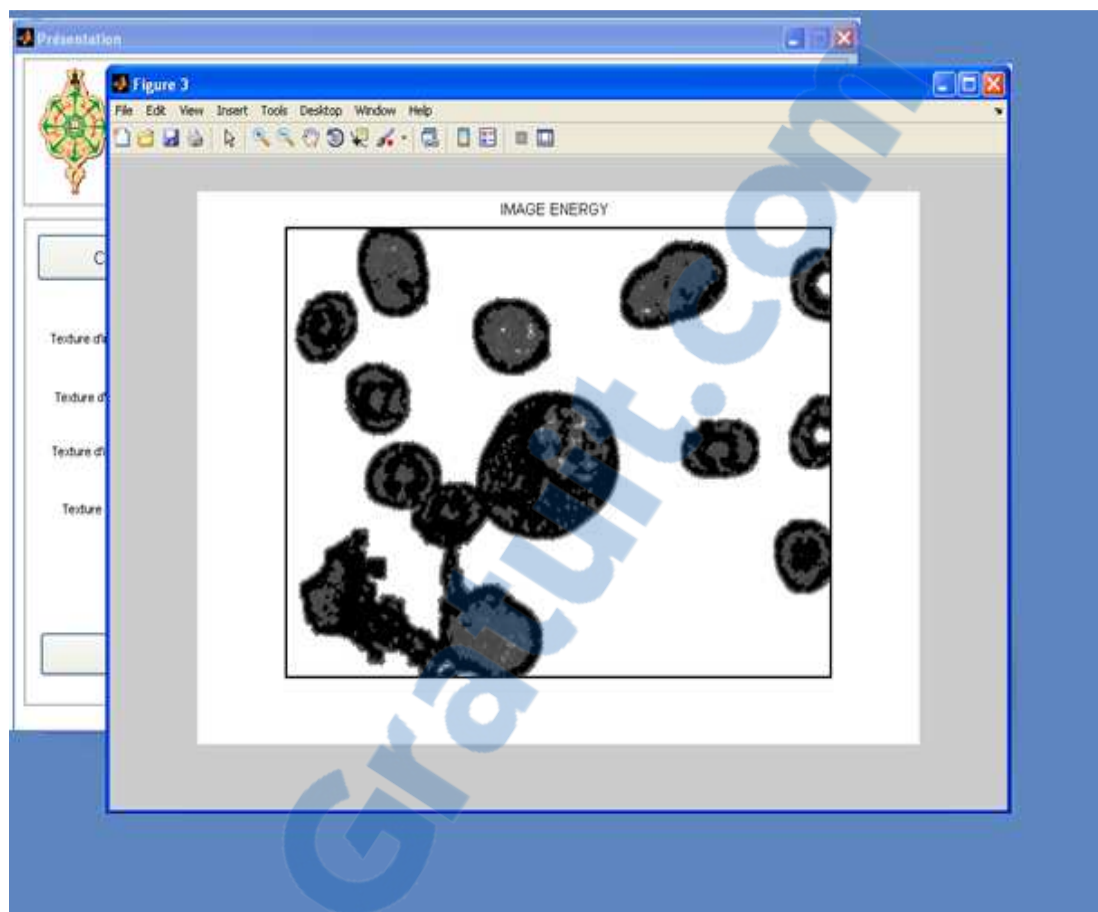


Figure 5.11 texture selon l'énergie

5.9.5 Texture d'image selon l'attribut Entropie

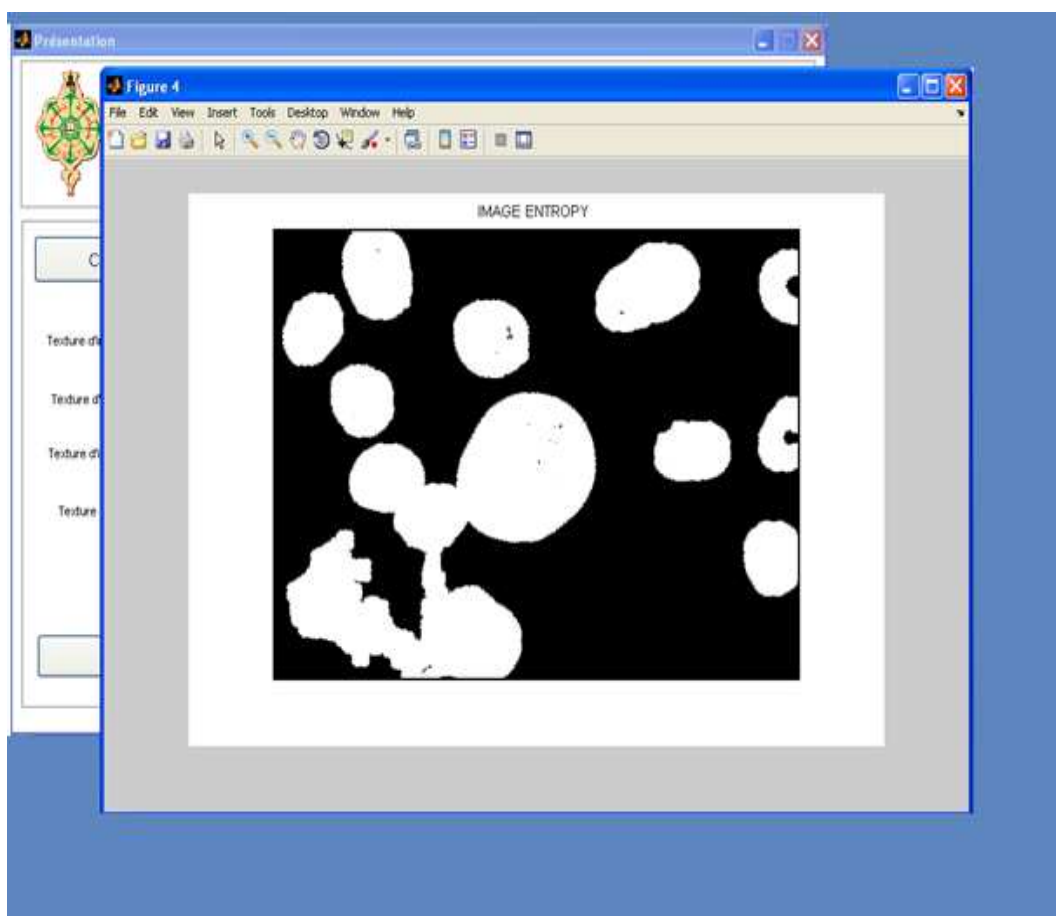


Figure 5.12 texture selon l'entropie

5.9.6 Segmentation par SVM

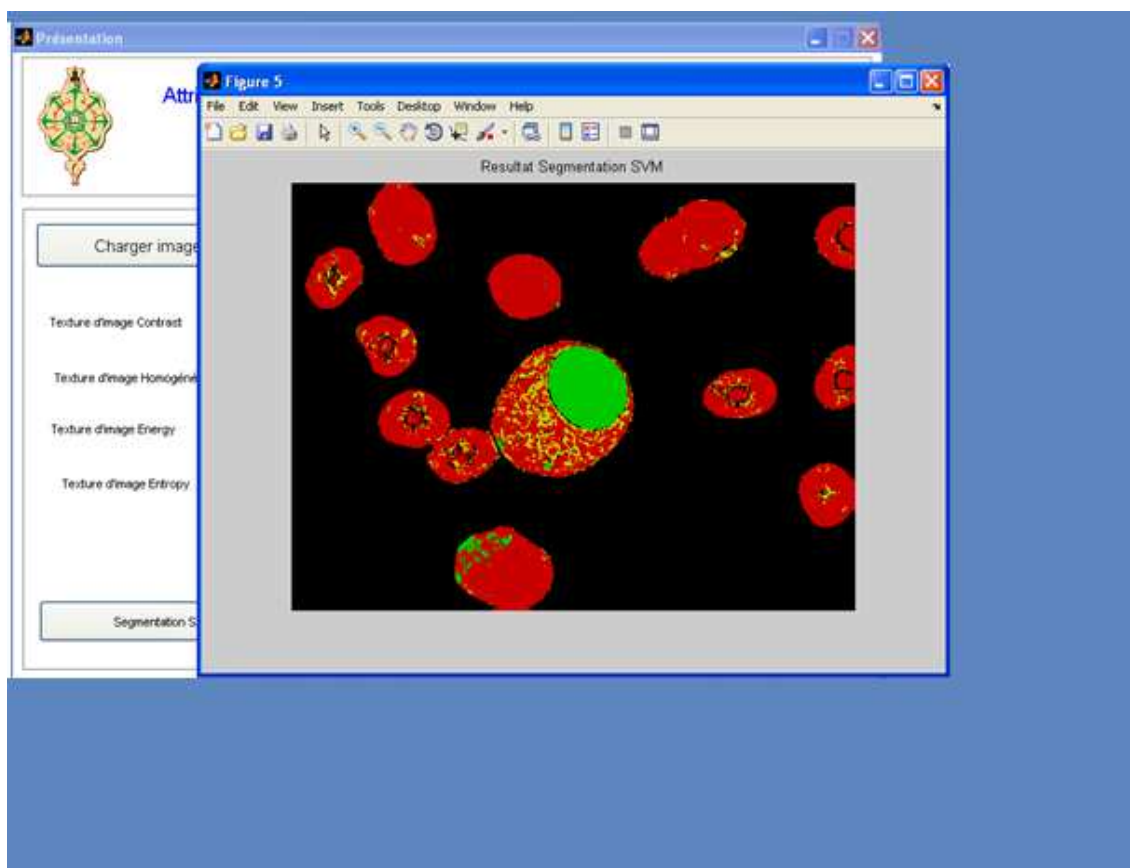


Figure 5.13 segmentation par SVM

5.10 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté notre méthode de travail qui consistait à extraire les attributs de textures codée sur le niveau de gris, en se basant sur les matrices de cooccurrence.

Nous avons utilisé dans notre étude les indices d'Haralick, le classifieur SVM que nous avons créé était construit de 14 caractéristique.

Nous avons aussi proposé quelque solution pour les confusions rencontrées au niveau de la segmentation d'images pour le cytoplasme et les globules rouge.

L'objectif était donc de mettre en valeur l'efficacité de la matrice de cooccurrence avec l'approche de création d'un classifieur à base des attributs texture et le niveau de gris.

Conclusion générale

Dans ce mémoire, nous avons développé un modèle de segmentation d'images microscopiques basé sur un apprentissage supervisé.

Dans un premier temps, nous avons commencé par découvrir l'hématologie cellulaire, en montrant l'importance de l'analyse et la quantification microscopique, et en parachevant nos connaissances dans ce domaine par un apprentissage de la cytomorphologie des cellules médullaires et sanguines.

Nous avons exploré et exploité par la suite les différentes méthodes de traitement d'images dans toutes ses formes.

Dans le but de mieux faire appréhender la notion des textures, il nous a semblé intéressant de bien expliquer les différentes typologies et notions de celle-ci.

Nous avons procédé par la suite à une explication très bien détaillé sur les différentes méthodes de segmentation, et la caractérisation basée sur l'extraction d'attributs statistiques, et de texture ainsi qu'un brève aperçu sur la classification et ses paramètres.

Les résultats obtenus ont été très convaincants et encourageants, ce qui nous permettra de poursuivre l'étude et essayer d'améliorer la méthode préconisée.

Perspectives

- Nous pouvons envisager, comme perspectives :
- utiliser une approche hybride qui tient compte de la texture et de l'information couleur.
- Utilisation de méthodes de sélection et de combinaison d'attribut pertinents
- Ajouter des méthodes de réductions de dimension comme le (LDA,MMD...)

Références Bibliographiques

- [1] Larousse-Médical 2013.
- [2] Mourtada Benazzouz: analyse intelligente des images médicales : application aux images microscopiques de cytologie. Thèse Doctorat, abou bekr belkaid tlemcen. 2014
- [3] E. delabesse,J. corre,L. ysebaert,P. laharrague,G. laurent : séméiologie hématologique . février 2010
- [4] Belarbi.H,Barka.w :cryptage des coefficients selectifs d'une image JPEG.memoire de fin d'étude.2010.
- [5] Soltani mokhtar :analyse d'image numerique. JPEG.memoire de fin d'étude.2009.
- [6] fransisco nivando bezerra :opérateurs topologique pour le traitement d'image en niveaux de gris. Thèse Doctorat,université marne la vallé.2001
- [7] Porebski Alice. Classification d'images couleur texturées, juin 2006. Rapport de master.
- [8] I.BAGHLI. Fusion de segmentation d'images cytologiques par svm dans différents espaces couleur. Mémoire pour l'obtention du diplôme de Master en Informatique, Juillet 2011.
- [9] dictionnaire le petit robert.
- [10] T.E. Radjab. Détection de défauts de surface par analyse de texture en temps réel. PhD thesis, INP de Grenoble, novembre 1985.
- [11] BELISSON ANDY ,A. and LE VIGOUROUX ,S(2007).Analyse et Synthèse de Textures.4-16
- [12] T. Matsuyama, S.-I. Miura, and M. Shirai Nagao. Structural analysis of natural textures by fourier transformation. Computer Vision, Graph. and Image Proc., 24:347–362, 1983.
- [13] F.M. Vlnrotter, R. Nevatia, and K.E. Price. Structural analysis of natural textures. IEEE Trans. on Pat. Anal. and Mach. Intel., 8(1):76–89, january 1986.
- [14] H-B. Kim and R-H. Park. Extracting spatial arrangement of structural textures using projection information. Pattern Recognition, 25(3):237–245, 1992.
- [15] V.V. Starovoitov, S.-Y. Jeong, and R.-H. Park. Investigation of texture periodicity extraction. In Visual Communications and Image Processing, pages 870–881, 1995

[16] A. Gagalowicz. Vers un modèle de textures. PhD thesis, Université Pierre et Marie Curie Paris VI, mai 1983.

[17] Sg. Ferryanto. A kolmogorov-smirnov type statistic for detecting structural changes of textures. *Pattern Recognition Letters*, 16:247–256, march 1995.

[18] W.K. Pratt, O.D. Faugeras, and A. Gagalowicz. Applications of stochastic texture field models to image processing. *IEEE Proceedings*, Vol. 69, pages 542–550, may 1981.

[19] M.tuceryan et al 1998 : ‘‘Texture Analysis ‘’,pp.207-248 ? World scientific publishing co, USA.

[20] Rousselle,j-j(2003).*LES CONTOURS ACTIFS,UNE METHODE DE SEGMENTATION application a l’imagerie médicale*, Université François Rabelais de Tours.thèse.

[21] L. Van Gool, P. Dewaele, and A. Oosterlinck. Texture analysis. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 29:336–357, 1985.

[22] J.S. Weszka, C.R. Dyer, and A. Rosenfeld. A comparative study of texture measures for terrain classification. *IEEE Trans. on Sys., Man and Cyber.*, 6(4):269–285, april 1976.

[23] R.W. Connors and C.A. Harlow. A theoretical comparaison of texture algorithms. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2(3):323–341, may 1980.

[24] A. Pikaz and A. Averbuch. An efficient topological characterization of gray-levels textures, using a multiresolution representation. *Graphical Models and Image Processing*, 59(1):1–17, january 1997.

[25] M. Unser. Sum and difference histograms for texture classification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8(1):118–125, january 1986.

[26] Z. Wang, A. Guerriero, and M. De Sario. Comparison of several approaches for the segmentation of texture images. *Pattern Recognition Letters*, 17:509–521, may 1996.

[27] V. Atalay, E. Gelenbe, and N. Yalabik. Texture generation with the random neural network model. In *Artificial Neural Networks*, pages 111–116, june 1991.

[28] F. Tomita, Y., and S. Tsuji. Description of textures by a structural analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 4(2):183–191, march 1982.

[29] Meziane, A., 2002 : Digital images segmentation : a state of art of the different methods. *Revue d’Information Scientifique et Technique*, 12(1). (Cité page 20.)

[30] Haralick, R. M., K. Shanmugam, and I. H. Dinstein, 1973 : Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 6, 610–621.

- [31] Benomar, A., M. Benazzouz : Segmentation d'images microscopiques basée sur les attributs textures. BIOMEIC'12, Tlemcen (Algérie).
- [32] Hanifi Majdoulayne : Extraction de caractéristiques de texture pour la classification d'images satellites ,Thèse Doctorat,2009 .
- [33] Mohamadally.H,Fomani.B : SVM : Machines a Vecteurs de Support ou Separateurs a Vastes Marges. BD Web, ISTY3 ,Versailles St Quentin, France
- [34] Pappas, T. N., 1992 : An adaptive clustering algorithm for image segmentation. IEEE Transactions on Signal Processing, **40**(4), 901–914. (Cité page 31.)
- [35] Park, S. H., I. D. Yun, and S. U. Lee, 1998 : Color image segmentation based on 3-d clustering : : morphological approachfn1. Pattern Recognition, **31**(8), 1061–1076. (Cité page 31.)
- ,,,v cd_rkjugèhbnj Panda, D. P. and A. Rosenfeld, 1978 : Image segmentation by pixel classification in (gray level, edge value) space. IEEE Transactions on Computers, **100**(9), 875–879. (Cité pages 30 et 31.)
- [37] Vandenbroucke, N., L. Macaire, and J.-G. Postaire, 2003 : Color image segmentation by pixel classification in an adapted hybrid color space. application to soccer image analysis. Computer Vision and Image Understanding, **90**(2), 190–216. (Cité page 31.)

Résumé

L'anatomie cytologique est une spécialité médicale qui est devenue de nos jours très exigée. Un médecin expert en cytologie pathologique investigate une lame contenant des cellules, essaye de sectionner soigneusement et chiffrer les différentes classes de cellules. Afin de l'aider à effectuer sa tâche, nous proposons une segmentation de texture par classification pixéllaire qui se base sur les Support Vector Machine (SVM), notre technique permet de faire une sélection d'attributs de texture d'Haralick extrait des matrices de cooccurrence, sur des images d'apprentissage codées en niveau de gris. ce travail permet d'obtenir des précisions égales à 85.21% pour le noyau et 53.23% pour le cytoplasme.

Abstract

Cytological anatomy is a medical speciality that has become very demanded nowadays. A medical expert investigates a pathological cytology slide containing cells, trying to cut carefully and quantify the different classes of cells. To help him carry out his task, we propose a texture segmentation by-pixel classification is based on Support Vector Machine (SVM), our technique can make a selection of attributes extracted from method of Haralick texture matrices co-occurrence, on learning coded images in grayscale. This work provides equal information to 85.21% for the core and 53.23% in the cytoplasm.

ملخص

التشريح الخلوي هو تخصص طبي أصبح في وقتنا الحاضر جد مطلوب. الطبيب الخبير في علم أمراض الخلايا يحلل صفيحة تحتوي على الخلايا، يحاول تقسيم و إحصاء مختلف أقسام هذه الخلايا بعناية من أجل مساعدته على أداء مهمته. نقترح تقسيم النسيج عبر تصنيف بيكسيلي الذي يعتمد على خوارزمية كورت و فبناك، تقنياتنا تتيح انتقاء مجموعة نسيج هاراليك، المستخرجة من مصفوفات المتعددات على صور تعليمية مشفرة في المستوى الرمادي، هذا العمل يسمح لنا بالحصول على نتائج دقيقة تساوي 85.21 % بالنسبة للنواة و 53.23 % بالنسبة للسيتوبلازم.