

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la A Recherche Scientifique

Université Mouloud Mammeri De Tizi-Ouzou



Faculté de Génie Electrique et d'informatique  
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

**Mémoire de Fin d'Etudes**  
**Master Académique**  
Spécialité : **Electronique biomédicale**

**Thème**

**Segmentation d'images couleur par analyse  
d'histogrammes bidimensionnels 2D**

*Proposé et dirigé par :*

*M<sup>r</sup>. BITAM ABDELMADJID*

*Présenté par :*

*M<sup>elle</sup>. HASSANI SOUAD*

*M<sup>elle</sup>. ISSAOUN TINHINANE*

**Promotion 2016/2017**

Résumer: les méthodes d'analyse d'histogramme sont souvent considérées comme des méthodes de segmentation d'image privilégiées. Ces méthodes reposent sur l'exploitation de l'histogramme monodimensionnelle de l'image qui caractérise la distribution des niveaux de gris. Cependant les performances de ces méthodes se dégradent lorsque les images à soulever sont trop bruitées. Afin d'éviter ce problème des méthodes plus robustes basées sur l'histogramme bidimensionnelle ont été proposées. Contrairement à un histogramme monodimensionnel, construit en tenant compte que de niveau de gris d'un seul pixel. L'histogramme bidimensionnelle tient compte à la fois de niveau d'un pixel et de l'information locale. Dans ce cas un couple de seuils doit être déterminé. Cependant cette extension nécessite un temps de calcul très élevé.

## Remerciements

*Nous remercions le bon DIEU de nous avoir donné le courage et la force de mener au terme de notre travail.*

*Nous tenons à remercier notre encadreur M. **BITAM ABDELMADJID** de L'(UMMTO) pour ses directives précieuses, et pour la qualité de son suivi ce travail*

*Ainsi nous remercions les membres de jury qui nous feront l'honneur en acceptant de juger notre travail.*

*Enfin, un grand merci à tous les enseignants du département Electronique de l'UMMTO qui ont participé à notre formation durant tout notre cycle universitaire ainsi à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce modeste travail.*

# DEDICACE

*J'ai toujours **pensé** faire ou **offrir** quelque chose à mes parents SAID et DAHBLIA sans oublier Yemma FATIMA en signe de reconnaissance pour tout ce qu'ils ont consenti comme efforts, rien que pour me voir réussir, et voilà, l'occasion est venue.*

*A ceux qui m'ont donné la **vie**, symbole de beauté, et de fierté, de sagesse et de patience.*

*A ceux qui sont la source de mon **inspiration** et de mon **courage**, à qui je dois de l'**amour** et de la **reconnaissance**.*

*A mes trois frères MOHAMMED, DJAFFAR et NACER*

*A ma belle-sœur DEHBIA*

*A mon fiancé FARID AIT MEDJBER*

*A mes beaux-parents Yemma OUARDIA et Papa MESSAOUD*

*A tous mes oncles et tantes ainsi que mes cousins et cousines*

*A toi ma binôme, TINHINANE*

H.SOUAD

## Dédicaces

*Je dédie ce modeste travail:*

*A ma très chère mère **DJOUHER***

*A mon cher père **MOUHAMED***

*Qui ont beaucoup sacrifié pour moi*

*A toute ma famille*

*A mes camarades et à toutes personnes m'ayant  
aidé d'une manière ou d'une autre.*

**I. TINHINANE**

# Table de matières

<b>Introduction générale.....</b>	<b>1</b>
-----------------------------------	----------

## **Chapitre 1: Généralités sur la Bio-Informatique:**

1.1 Préambule .....	3
1.2 Imagerie médicale .....	3
1.2.1 Les intérêts de l'imagerie médicale .....	4
1.2.2 Les grands types d'imagerie .....	4
1.2.2.1 Radiographie.....	4
1.2.2.2 Échographie .....	5
1.2.2.3 Le scanner .....	6
1.2.2.4 L'imagerie par résonance magnétique .....	7
1.2.2.5 la scintigraphie.....	8
1.3 L'analyse automatique des images médicales .....	8
1.4 La bioinformatique .....	9
1.5 La microscopie optique .....	9
1.5.1 La microscopie en lumière transmise .....	10
1.5.2 La microscopie à fluorescence.....	10
1.5.3 La comparaison entre la microscopie en lumière transmise et la microscopie a fluorescence .....	11
1.6 Anatomie et la cytologie pathologique.....	12
1.6.1 L'anatomie pathologique .....	12
1.6.2 Définition de la cytologie.....	12
1.6.3 Les cellule sanguine.....	13
1.6.3 .1 Les globules rouges .....	13
1.6.3.1.1. Définition.....	13
1.6.3.1.2 Fonction des globules rouges .....	14
1.6.3.2 Les globules blancs.....	14

1.6.3.2.1 Les lymphoïdes (agranulocytes).....	15
a- Les lymphocytes .....	15
b- les monocytes.....	16
1.6.3.2.2 Les polynucléaires .....	16
a-Les neutrophiles .....	17
b-Eosinophiles .....	18
c-Basophiles .....	19
1.6.3.3 Les plaquettes .....	19
1.6.3.4 Le plasma ou sérum .....	20
1.6.4 Le frottis sanguin .....	21
a-Réalisation d'un frottis sanguin .....	21
b-Coloration.....	22
1.6.5 Structure d'un système informatique de rescreening .....	22
1.7 Discussion .....	24

## **Chapitre 2 : Les images couleurs**

2.1. Préambule .....	25
2.2. Lumière et couleur .....	26
2.2.1. L'Œil.....	26
2.2.2. Source lumineuse.....	27
2.2.3. Mesure de la couleur .....	28
2.3. Les espaces de représentation de la couleur.....	29
2.3.1. Les systèmes primaires.....	29
2.3.1.1 Le système RVB (RGB).....	30
2.3.2 Les systèmes luminance-chrominance.....	32
2.3.2.1 Les systèmes perpétuellement uniformes .....	32
2.3.2.2 les systèmes antagonistes .....	33
2.3.2.3 autres systèmes luminance-chrominance .....	33
2.3.3. Les systèmes perceptuels .....	34
2.3.3.1. Le système de cône hexagonal HSV (Hute, Saturation, value(TSL)).....	34
2.3.3.2. Le système de coordonnées triangulaires HSI .....	35

2.3.4. Systèmes d'axes indépendants .....	35
2.4. Image numérique .....	36
a) Image matricielle .....	36
b) Image vectorielle .....	37
2.4.1. Image numérique noire et blanc .....	37
2.4.1.1 Image binaire .....	37
2.4.1.2. Image en niveaux de gris .....	38
2.4.2 Image numérique couleur .....	39
2.4.3. Caractéristiques d'une image numérique.....	40
1. Luminance .....	40
2. Contraste.....	41
3. Résolution.....	41
4. Similarités.....	41
5. L'Homogénéité.....	42
6. Bruit.....	42
2.5 Discussion .....	43

### **Chapitre 3 : Méthodes de segmentation d'images couleur**

3.1. Préambule .....	44
3.2. Définition de la segmentation d'image .....	44
3. 4. Techniques de segmentation .....	45
3.4.1 approche contour.....	47
3.4.2 approche région.....	48
3.4.2.1 croissances de régions .....	48
3.4.2.2 Fusion des régions .....	49
3.4.2. 3 Division en régions.....	50
3.4.2.4 Segmentation par division/fusion (Split and merge).....	51
3.4.2.5 Segmentation par classification.....	52
3.4.2.5.1 Classification supervisée .....	53
3.4.2.5.2 Classification non supervisée .....	56
a) Algorithme K-means .....	56

b) Algorithme Fuzzy c-means .....	58
c) Algorithme Estimation-Maximisation (EM) .....	58
3.4.2.4 Segmentation par seuillage d'histogramme.....	59
A. la méthode d'Otsu .....	60
B. la méthode de Fisher .....	61
C. la méthode de kapur .....	62
D. la méthode MIN-MAX .....	62
3.5 Discussion .....	63

## **Chapitre 4 : Segmentation d'Images Couleur par Analyse d'Histogrammes bidimensionnels**

4.1. Algorithme de segmentation .....	64
4.2 Affichage de l'image dans un espace couleur .....	66
4.3 Détermination des histogrammes couleur 2D .....	68
4.4 Extraction et comparaison des classes couleurs à partir des histogrammes 2D .....	73
4.5 Test d'arrêt .....	76

## **Chapitre 5 : Tests et Résultats**

5.1. Résultats de segmentation obtenus à partir de l'image de cytologie .....	77
5.2. Résultats de segmentation obtenus à partir de l'image « cellule sanguine ».....	80

<b>Conclusion générale .....</b>	<b>83</b>
----------------------------------	-----------

**Liste des figures**

**Bibliographie**

## Introduction générale

Les progrès de l'électronique et le développement des outils informatiques de plus en plus performant ont permis l'apparition de nouvelles voies dans des domaines de recherche très variés : imagerie par résonance magnétique (IRM), imagerie médicale multi-spectrale, images industrielles, de robotiques, aériennes, etc.). Le développement de techniques de traitement d'images ont permis l'apparition de la bio-informatique. Ce domaine de recherche multi-disciplinaire est constitué par l'ensemble des concepts et des techniques nécessaires à l'interprétation informatique de l'information biologique.

L'analyse des cellules sanguines dans les images microscopiques constitue l'une des applications majeures de la bio-informatique dans le domaine médical. L'analyse peut fournir des informations utiles concernant la santé des patients, dans le but est de détecter des cellules anormales ou suspectes afin d'établir un diagnostic.[1]

L'une des étapes les plus importantes d'analyse d'images est la segmentation qui est souvent décrite comme la séparation fond / objets. Elle consiste à diviser l'image en plusieurs régions disjointes présentant des caractéristiques uniformes et homogènes. Plusieurs méthodes de segmentation d'image couleur ont été proposées durant ces dernières décennies dont certaines sont basées sur des histogrammes unidimensionnels. Elles consistent à délimiter les niveaux de gris des objets en déterminant les seuils de l'image. Cependant, les images médicales sont souvent de nature multispectrale, où la couleur peut apporter une information supplémentaire afin de segmenter ce type d'images.[4]

Ainsi, nous avons développé un algorithme de segmentation d'images couleur par analyse d'histogrammes bidimensionnels dans un espace couleur. L'algorithme ainsi développée a été appliquée à la segmentation des images cytologiques.

Ce mémoire est scindé en quatre chapitres :

Le premier chapitre intitulé « introduction à la bio-informatique » sera consacré à l'acquisition des images cytologiques et à la présentation de la cellule sanguine.

Le deuxième chapitre dédié aux « images couleurs » sera consacré à la présentation de quelques notions sur la couleur, ainsi que les différents systèmes qui permettent de la

représenter. Nous décrirons également, dans ce chapitre, les différentes méthodes de prétraitement opérant sur l'image afin d'extraire les informations les plus pertinentes.

Dans le troisième chapitre, nous présenterons un état de l'art sur les principales techniques de segmentation d'images couleur.

Dans le quatrième chapitre nous présenterons l'algorithme de segmentation d'images couleur par analyse d'histogrammes bidimensionnels 2D.

Dans le dernier chapitre sera consacré à la présentation des résultats obtenus par application de l'algorithme sur des images de cytologie multi-spectrale.

A la fin, nous terminerons ce mémoire par une conclusion.

## Chapitre 1

### Généralités sur la Bio-Informatique

#### 1.1 Préambule

L'informatique et ses applications en biologie s'est imposé comme une discipline primordiale, les solutions offertes ont boosté un développement technologique considérable en matière de communication, téléphonie et bien d'autre domaine, et spécialement la médecine moderne et l'imagerie médicale. Cette dernière est présente quotidiennement sous différentes forme de notre vie familiale et professionnelle ; cela a entraîné un redoublement de prospection et d'investigation dans le traitement d'images cytologiques.

La pathologie donne un fondement scientifique pour la médecine clinique et sert de lien entre les sciences de base et les soins au patient. Parmi ces domaines, nous trouvons l'hématologie qui est une spécialité médicale consacrée à l'étude du sang.il existe trois grands types de cellules sanguines, à savoir, les globules rouges, les globules blancs, les plaquettes.

#### 1.2. Imagerie médicale

L'imagerie médicale est un ensemble de techniques consistant à mettre en image différentes régions ou différentes organes de l'organisme. Il existe plusieurs types d'imageries médicales qui sont plus ou moins adaptées en fonction des zones à étudier.

L'imagerie médicale est assurément une discipline qui s'est améliorée ces dernières années. La première image médicale est une image radiographique en utilisant des rayons X, elle été rejointe par d'autres technologies tout au long du XXe siècle, telles l'échographie, le scanner...etc.

L'objectif est de créer une représentation visuelle intelligible des os, des tissus et des organes, elle offre aujourd'hui une vue imprenable sur ces mêmes organes en pleine action et permet de visualiser jusqu'au métabolisme cellulaire.

### **1.2.1 Les intérêts de l'imagerie médicale**

L'imagerie médicale a révolutionné la médecine, et devient incontournable dans de nombreuses situations non seulement établir un meilleur diagnostic, mais aussi évaluer la sévérité d'une pathologie et tester l'efficacité d'un traitement.

### **1.2.2 Les grands types d'imagerie**

Il existe quatre types d'imagerie médicale qui reposent sur l'utilisation des rayons X, des ultrasons, du champ magnétique ou de la radioactivité naturelle ou artificielle.

#### **1.2.2.1 Radiographie**

Le principe de la radiologie repose sur l'utilisation des rayons X, en enregistrant sur un film l'image projetée de transparence aux rayons X d'une région anatomique.

La sortie est une impression sur un film photographique des différentes densités d'un organe, le film sera plus ou moins noirci selon l'organe radiographie : les os apparaîtront blancs, les tissus mous seront dans différents tons de gris et l'air sera noir.

La radiographie est souvent utilisée en orthopédie, en rhumatologie et en orthodontie pour étudier les traumatismes osseux, les déformations du squelette ou les implantations dentaires. Elle permet également d'observer des anomalies sur certains organes comme des infections bactériennes ou virales ou encore des tumeurs au niveau des poumons ou des seins (mammographie).

### 1.2.2.2 Échographie

L'échographie est une technique d'imagerie employant des ultrasons, il permet l'étude de multiples de l'abdomen, du petit bassin du cou (thyroïde, ganglions, foi, rate, pancréas....) mais aussi des vaisseaux (artères et veines) des ligaments et du cœur. Elle recherche des anomalies qui pourraient atteindre ces organes (tumeurs, infections, malformation) et peut parfois guider un prélèvement en profondeur.

Au cours grossesse, elle permet d'étudier la vitalité et le développement du fœtus, de dépister des anomalies ou encore de déterminer le sexe de l'enfant.

Son principe consiste à appliquer une sonde (comme un stylo). Cette sonde émet des ultrasons qui traversent les tissus puis lui sont renvoyés sous forme d'un écho. Ce signal, une fois recueilli va être analysé par un système informatique qui retransmet en direct une image sur un écran vidéo.

L'appareil d'échographie s'appelle un échographe, celui-ci est composé de quatre éléments principaux qui sont :

- la sonde reliée à l'appareil par un câble. Elle émet les ultrasons et reçoit le signal après son passage à travers les tissus.
- l'écran vidéo sur lequel les images sont visionnées en direct.
- le système informatique.
- le panneau de commande, composé de multiples touches et applications.



**Figure 1.1** : photo d'échographe

### 1.2.2.3 Le scanner

Le scanner ou tomodensitométrie dans le langage scientifique est une technique d'imagerie médicale qui permet d'étudier différentes parties du corps humain, comme notamment cerveau, la cage thoracique, l'abdomen ou bien encore les os. Il permet de rechercher des anomalies qui ne sont pas visibles sur des radiographies de bases ou encore sur l'échographie et de mettre en évidence des infections, une hémorragie, des kystes ou bien encore des tumeurs, des ganglions. Grâce au scanner on peut localiser avec précision un organe par rapport à un autre, et aussi définir le trajet d'un vaisseau.

Le scanner est un examen qui utilise le procédé des rayons X, son principe consiste à réaliser des images en coupes fines du corps de la personne. A l'inverse d'être fixe, le tube de rayons x va tourner autour de la personne et grâce à un système informatique puissant ; on obtient par la suite des images. Dans la plupart des cas, afin d'obtenir une meilleure qualité, un produit de contraste à base d'iode est utilisé. Ce produit peut être injecté à la personne qui passe l'examen par voie intraveineuse, ou bien encore par avalement.

La salle d'examen de scanner est composé de :

- une machine qui se compose d'un anneau à l'intérieur duquel se trouve le tube à rayons X et d'une couchette sur laquelle la personne est allongée qui pénètre dans le centre de l'anneau.
- un pupitre de commande dans lequel se trouve le personnel médical qui est séparé du reste de la salle d'examen par une vitre blindée.

Pendant l'examen, la personne est allongée sur une couchette, le plus souvent sur le dos. Le produit de contraste est ensuite injecté puis quelques secondes après, les clichés sont réalisés.



**Figure1.2** : Image d'un scanner.

### 1.2.2.4 L'imagerie par résonance magnétique

L'IRM étudie avec une grande précision de nombreux organes tels que le cerveau, la colonne vertébrale. Les articulations et les tissus mous. L'IRM est d'une grande utilité lorsqu'une analyse très fine est nécessaire et que certaines lésions ne sont pas visibles sur les radiographies standards, le scanner ou l'échographie.

Cette technique d'imagerie permet de faire des images en coupes dans différents plans et de reconstruire en trois dimensions la structure analysée.

Il permet de faire plusieurs recherches par exemples :

- au niveau du cerveau : des infectieuses ou inflammatoires ; des anomalies des vaisseaux, ainsi que des tumeurs.
- au niveau de la colonne vertébrale : la hernie discale.
- au niveau des articulations : des lésions ligamentaires ou méniscales.

Ce type utilise un champ magnétique (aimant) et des ondes radio. Aucune radiation ionisante n'est émise. Son principe consiste à réaliser des images du corps humain grâce aux nombreux atomes d'hydrogène qu'il contient. Placés dans un puissant champ magnétique, tous les atomes d'hydrogènes s'orientent dans la même direction : ils sont alors excités par des ondes radio durant une très courte période. A l'arrêt de cette simulation, les atomes restituent l'énergie accumulée en produisant un signal qui est enregistré et traité sous forme d'images par un système informatique.

Dans la salle d'examen d'IRM, on trouve :

- la machine d'IRM qui se compose d'un tunnel formé d'un aimant à l'intérieur duquel le lit d'examen va entrer ainsi que des antennes adaptées à la région à explorer.
- le pupitre de commande derrière lequel se trouve le personnel médical est séparé de la machine par une vitre protectrice.

Cet examen est pratiqué par un radiologue, le patient doit enlever tout objet métallique qu'il possède sur lui, celui-ci est allongé sur un lit. Une antenne est placée au niveau de l'organe à visualiser puis le patient entre automatiquement dans l'appareil. Une injection de produit de contraste peut être réalisée afin d'améliorer la qualité des images. L'examen est sans danger ainsi que l'injection du produit de contraste.

### 1.2.2.5 la scintigraphie

La scintigraphie est une technique d'exploration qui permet de diagnostiquer des maladies. C'est une méthode d'imagerie médicale qui procède par l'administration, dans l'organisme, d'isotopes radioactifs afin de produire une image médicale par la détection des rayonnements émis par ces isotopes après captation par les organes à examiner.

On injecte au patient : c'est l'association d'une molécule vectrice et d'un marqueur radioactif. la molécule vectrice se localise de façon sélective sur une structure particulière de l'organisme (un organe, un secteur liquidien, une lésion). le marqueur radioactif sert "d'émetteur" et renseigne sur sa localisation. Il émet un rayonnement gamma qui va être détecté par un détecteur externe appelé gamma-caméra c'est une caméra à scintillation qui donne les scintigraphies.

La scintigraphie s'effectue à différents niveaux :

- au niveau des os (scintigraphie osseuse).
- au niveau des os (scintigraphie osseuse)

Existe-t-il une technique supérieure aux autres? Loin d'être en concurrence les unes avec les autres, chaque modalité d'imagerie apporte une information différente et complémentaire.

## 1.3 L'analyse automatique des images médicales

L'analyse par ordinateur des images médicales peut non seulement aider les médecins dans le diagnostic des maladies, mais représente un outil puissant pour la thérapeutique. Parmi ce que permet l'utilisation de l'informatique en imagerie médicale on trouve :

- l'extraction des formes et leur texture.
- la comparaison entre deux images du même patient pour détecter une anomalie.
- la superposition d'images prises par différentes sources (modalités) pour en constituer une image qui peut fournir des informations pour le diagnostic.
- la construction d'atlas anatomiques et fonctionnels.
- la prise d'une séquence d'images permet de montrer le mouvement d'un organe et faire des mesures dessus.

## 1.4 La bioinformatique

La bioinformatique est une discipline scientifique que l'on considère comme multi-disciplinaire. A savoir qu'elle nécessite la collaboration de plusieurs champs d'études. Les deux principaux étant la biologie et l'informatique, d'où son nom. On peut ainsi y trouver des biologistes, des informaticiens, mais aussi des médecins, des mathématiciens ou encore des physiciens.

Pour les besoins de notre application, nous avons choisi des images multispectrales cytologiques microscopiques

## 1.5 La microscopie optique

Parmi les techniques utilisées pour l'investigation des échantillons biologiques, la microscopie est un privilège qui permet d'observer visuellement les phénomènes microscopiques. Outre l'observation qualitative, l'analyse des images microscopiques permet d'extraire un grand nombre de caractéristiques quantitatives telles que le dénombrement des objets, leur forme et leur localisation.

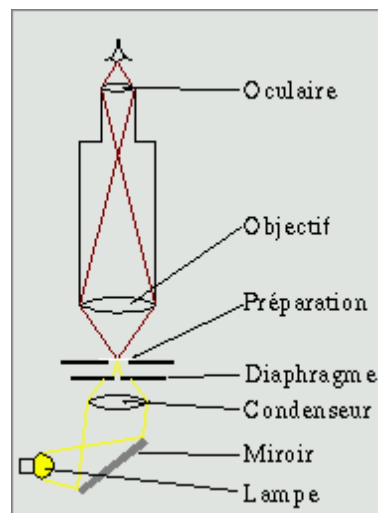
La microscopie a contribué à la connaissance et à la compréhension des phénomènes biologique, notamment la localisation des structures intracellulaires et des protéines, la différenciation des organismes, grâce à la microspectrométrie et au développement de technique de micromanipulation. Aujourd'hui, les microscopes sont devenus des outils ergonomiques et facilement manipulables, tandis que la plupart des techniques de préparations des échantillons sont standardisées et aisément réalisables en laboratoire.

La microscopie optique est la microscopie la plus couramment utilisée pour observer les structures à l'échelle du micromètre. Dans le but d'améliorer la perception des échantillons biologiques, différentes modalités ont été conçues pour observer les échantillons par lumière transmise, par contraste de phase, par changement de polarité de la lumière, par fluorescence, etc. les deux techniques les plus utilisées sont la microscopie en lumière transmise et la microscopie a fluorescence.

### 1.5.1 La microscopie en lumière transmise

La microscopie à transmission est le mode d'observation le plus simple. Il s'agit d'observer les rayons lumineux qui traversent l'échantillon. Utilisant initialement la lumière du jour, aujourd'hui la source lumineuse est généralement une ampoule à bulbe de faible voltage ou une lampe halogène qui émet une lumière blanche.

Les zones apparaîtront plus ou moins claires en fonction de l'absorption partielle ou totale de la lumière par les différentes régions de l'échantillon. Comme les tissus vivants sont essentiellement constitués d'eau, ils apparaissent translucides et sont malheureusement peu perceptibles de cette manière.



**Figure 1.3 :** Schéma d'un microscope optique en lumière transmise

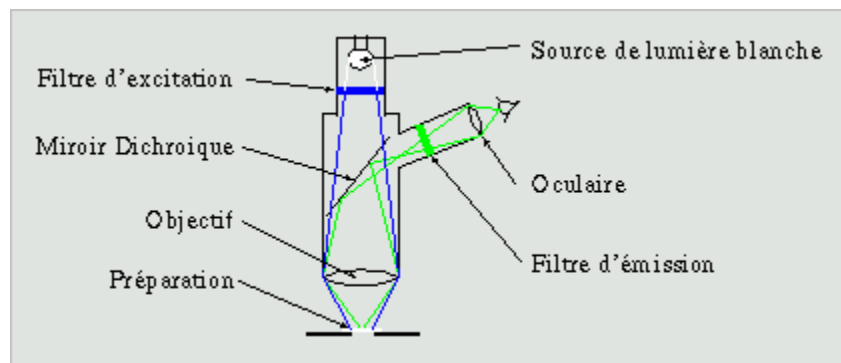
### 1.5.2 La microscopie à fluorescence

La microscopie à fluorescence est devenue très rapidement un autre moyen d'explorer les phénomènes biologiques. En effet, elle permet de visualiser des spots lumineux qui marquent des éléments biologiques dont la taille peut être inférieure à la limite de détection de la microscopie optique.

La microscopie à fluorescence, utilise la propriété de certaines substances, appelés fluorophores, à émettre une radiation dans le spectre du visible quand on les éclaire avec des

radiations de longueurs d'onde plus courtes. la source lumineuse n'est généralement pas une lampe qui donne un spectre continu, mais plutôt une lampe à mercure (Hg), à xénon (Xe) ou un mélange des deux gaz (HgXe) qui ont des pics principaux à certaines longueurs d'onde. Pour certaines applications, le laser offre une lumière monochromatique plus adaptée.

La fluorescence à lumière réfléchie, appelée épifluorescence est la plus communément utilisée en recherche biomédicale. Bien que la trajectoire de la lumière d'excitation et celle de la lumière émise passent toutes deux à travers l'objectif, leurs longueurs d'ondes sont distinctes, ce qui permet de stopper sélectivement les longueurs d'onde par des filtres.



**Figure 1.4 :** Schéma d'un microscope optique à fluorescence.

### 1.5.3 La comparaison entre la microscopie en lumière transmise et la microscopie à fluorescence :

Les deux techniques de microscopie les plus utilisées, la microscopie en lumière transmise et la microscopie à fluorescence, partagent quelques avantages communs, tels que la stabilité mécanique qui permet de les utiliser dans des conditions environnementales ordinaires (température de la pièce, pression atmosphérique, ...etc.) et la facilité d'utilisation. Ces deux types de microscopie divergent sur plusieurs aspects :

- les protocoles de préparation des échantillons pour la microscopie à lumière transmise sont plus faciles à mettre en œuvre et moins coûteux que pour la fluorescence
- les échantillons colorés pour la microscopie à lumière transmise sont plus stables dans le temps et donc plus faciles à manipuler et à stocker,
- les fluorescences sont plus sensibles pour révéler la présence de molécules à faible concentration.

-les fluorophores permettent une localisation plus précise des processus dynamiques.  
Ainsi, l'une ou l'autre des méthodes sera choisie en fonction de l'objectif recherche

## **1.6 Anatomie et la cytologie pathologique**

### **1.6.1 L'anatomie pathologique**

L'anatomie pathologique est l'application aux cellules et aux tissus prélevés chez l'Homme de diverses méthodes d'analyse basées principalement sur la morphologie, à des fins de diagnostic, de pronostic et de meilleure compréhension des causes et mécanismes des maladies. La pathologie est l'étude et la science des maladies. La traduction littérale de pathologie en grec (pathos, logos) est : les mots de la souffrance. Le pathologiste étudie les causes et les conséquences de la maladie, comment la maladie affecte certains tissus ou cellules, la progression de la maladie dans le corps humain, comment la maladie se manifeste et enfin les méthodes pour surveiller la progression de la maladie. La pathologie donne un fondement scientifique pour la médecine clinique et sert de lien entre les sciences fondamentales et les soins au patient.

L'étude morphologique des lésions qui sont la cause ou la conséquence des maladies peut se faire :

- a l'œil nu : c'est l'anatomie pathologique macroscopique,
  - au microscope : on parle de l'histologie pathologique (histo signifie tissu en grec) où l'on examine des coupes de tissus colorées ou de la cytologie pathologique (cyto signifie cellule en grec) où l'on examine un étalement de cellules isolées
- Le domaine que nous allons étudier c'est la cytologie sanguine.

### **1.6.2 Définition de la cytologie**

C'est la science de l'observation des cellules, 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.

### 1.6.3 Les cellule sanguine

Le sang est composé de cellules sanguines en suspension dans le plasma. L'ensemble est contenu dans les vaisseaux sanguins. Le volume total du sang d'un adulte humain est de 5 litres. Les cellules en suspension représentent 45% du volume total, ce qui correspond à l'hématocrite. Il existe plusieurs types cellulaires :

- Les globules rouge ou hématies.
- les globules blancs ou leucocytes, se répartissent en Polynucléaires, monocytes et lymphocytes
- Les plaquettes.

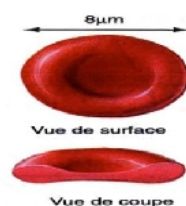
Les éléments figurés du sang ont durées de vie limitées ; il existe un équilibre dynamique entre leur production (l'hématopoïèse et la lymphopoïèse) et leur destruction.

L'hématopoïèse est la production des précurseurs sanguins (prolifération, différenciation et maturation) et se déroule dans les organes hématopoïétiques (moelle osseuse chez l'adulte, foie et rate chez l'embryon).la lymphopoïèse comprend la production des précurseurs lymphoïdes qui se passe au niveau de la moelle osseuse. Elle se termine par la maturation des lymphocytes dans le thymus pour les lymphocytes T et par la prolifération des cellules dans les organes lymphoïdes secondaires.

#### 1.6.3 .1 Les globules rouges

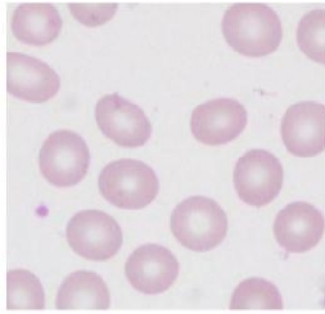
##### 1.6.3.1.1. Définition

Les globules rouges sont des cellules annuclées dont le constituant essentiel est une hémoprotéine de liaison de l'oxygène : l'hémoglobine (environ 14,5g/100ml).le rôle principal de ces cellules est d'assurer le transport de l'oxygène et du gaz carbonique entre les alvéoles pulmonaires et les tissus.



**Figure 1.5 :** Erythrocytes (Globules Rouges)

Des biologistes ont constaté que les globules rouge peuvent avoir des forme différentes : normale (discocyte), épineux (échinocyte), crénelé, codocyte, à fuseau, faucille, casque, pointu, indenté, poikilocyte, etc.



**Figure1.6** : Aspect des érythrocytes en microscopie optique

La durée de vie moyenne des érythrocytes est d'environ 120 jours. Une fois arrivés à la fin de leur vie, ils sont retenus dans la rate où ils sont phagocytés par les macrophages.

#### 1.6.3.1.2 Fonction des globules rouges

Le transport de l'oxygène et du gaz carbonique se fait par l'intermédiaire de l'hémoglobine .L'hémoglobine est formée de globine, protéine associée à quatre groupements hème .Chaque hème associe un noyau porphyrrique à un atome de fer ferreux.

On trouve également dans le sang circulant des réticulocytes, globules rouge jeunes possédant quelques mitochondries et des ribosomes (moins de 1% des globules rouges).

#### 1.6.3.2 Les globules blancs

Ces cellules participent aux défenses spécifiques de l'organisme. Ils se divisent en deux catégories : les granulocytes et les cellules lymphoïdes ou agranulocytes. Le terme granulocyte est dû à la présence de granules types de granulocyte, ce qui aide à 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. Ainsi, on distingue les

granulocytes entre les neutrophiles, les éosinophiles (ou acidophiles) et les basophiles, tandis qu'on distingue les cellules lymphoïdes entre les lymphocytes et les monocytes.

Chaque type de globule blanc est présent dans le sang en proportion différente

### 1.6.3.2.1 Les lymphoïdes (agranulocytes)

Ils ont un noyau compact et un cytoplasme transparent. il existe deux type de cellules lymphoïdes : les lymphocytes et les monocytes.

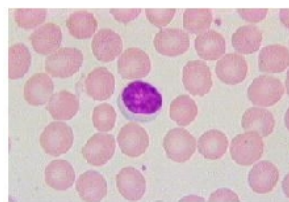
#### a- Les lymphocytes

Ce sont des cellules monoclonées, au rapport nucléo/cytoplasmique élevé. Leur durée de vie est variable, certains lymphocytes mémoires peuvent avoir une durée de vie très longue.



**Figure 1.7** :Lymphocyte

En microscopie optique, ce sont des cellules de petites tailles, environ 7 $\mu$ m de diamètre avec un noyau occupant la quasi-totalité de la cellule .Leur forme est régulière et arrondie. Il existe une petite frange cytoplasmique périphérique d'aspect mauve au MGG .Le noyau sphérique, dense.



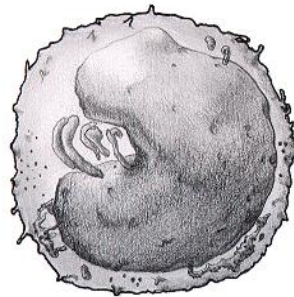
**Figure 1.8** : Aspect des lymphocytes en microscopie optique

Ces cellules sont responsables des réponses spécifiques immunitaires, elles assurent la défense contre l'attaque de micro-organismes pathogènes comme les virus, bactérie,

champignons et protistes. Les lymphocytes produisent aussi des anticorps et les disposent sur leurs membranes.

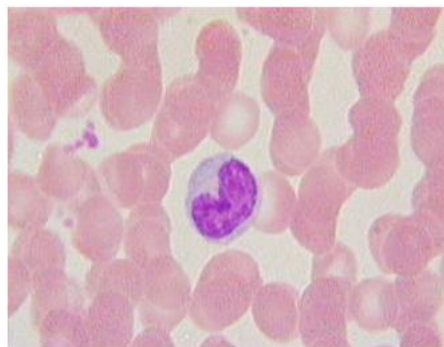
### **b- les monocytes**

Ces cellules ont une durée de vie dans le milieu sanguin très courte (environ 24 heures). Elles passent ensuite dans les tissus où elles se différencient en macrophages. Elles appartiennent au système mononucléé phagocytaire.



**Figure 1.9 :** Monocyte

Les monocytes sont les plus gros leucocytes, ils mesurent de 16 à 20  $\mu\text{m}$ . Ils ont un grand noyau réniforme ou en forme de fer à cheval, dans certains cas à deux lobes. Le cytoplasme est transparent, mais à l'apparence du verre dépoli.



**Figure 1.10 :** aspect des monocytes en microscopie optique.

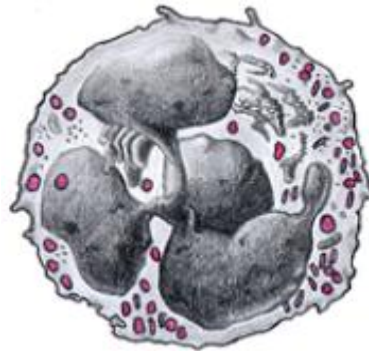
#### **1.6.3.2.2 Les polynucléaires**

Ce groupe de cellules possède des caractéristiques communes. Elles contiennent un noyau plurilobé. Les lobes sont reliés les uns aux autres par des ponts fins de chromatine. Dans le cytoplasme, il existe deux types de granulations : des granulations non spécifiques

primaire, riches en hydrolases et en peroxydases, communes à l'ensemble des polynucléaires et des granulations secondaires spécifiques à chaque groupe ayant des propriétés tinctoriales différentes. Dans la cellule mature, les granulations non spécifiques diminuent.

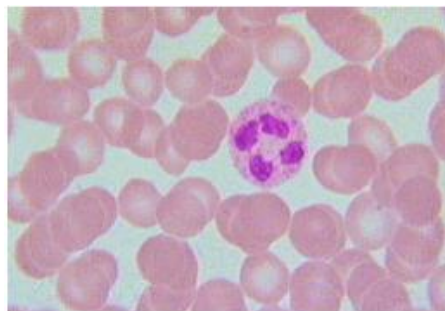
#### a- Les neutrophiles

Ce sont les polynucléaires les plus nombreux - 40 à 75 % de l'ensemble des globules blancs leur durée de vie est de l'ordre de 24 heures. Leurs granulations spécifiques sont neutrophiles.



**Figure1.11** : Neutrophile

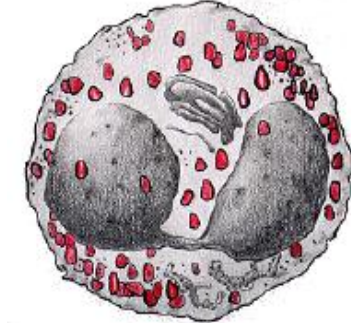
Ce sont des cellules d'environ 12  $\mu\text{m}$  de diamètre, le noyau est généralement trilobé mais le nombre de lobes varie de 2 à 5 lobes et est un indice de maturation de la cellule. le cytoplasme est transparent vu que ses granules sont minuscules et ont une légère teinte rosée.



**Figure 1.12** : Aspect des neutrophiles en microscopie optique

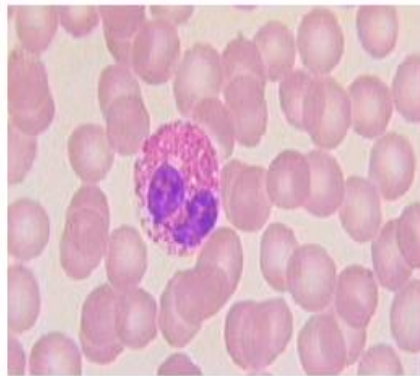
**b- Eosinophiles**

Attaquent les parasites et phagocytent les complexes antigènes-anticorps, ils sont assez rares dans le sang.



**Figure 1.13 :** Eosinophile

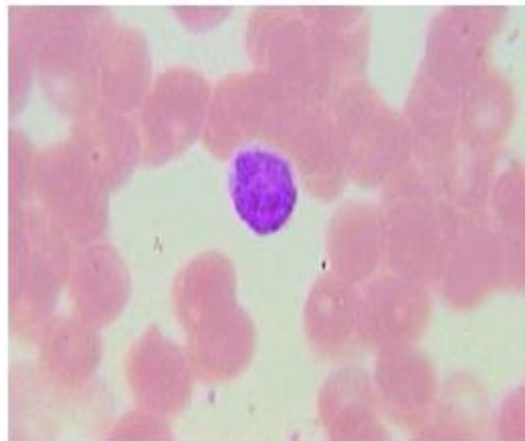
Leur taille est la même que celle des neutrophiles. Leur noyau comporte généralement deux lobes. Le cytoplasme est rempli de granules qui prennent une couleur rose orangé caractéristique.



**Figure 1.14 :** Aspect des éosinophiles en microscopie optique

### c- Basophiles

Sécrètent des substances anticoagulantes et vasodilatatrices comme l'histamine et la sérotonine malgré leur capacité phagocytaire, leur principale est de sécréter les substances qui servent à la médiation de la réaction d'hyper sensibilité. Les basophiles sont les leucocytes les plus rares, avec un taux de moins de 1%.



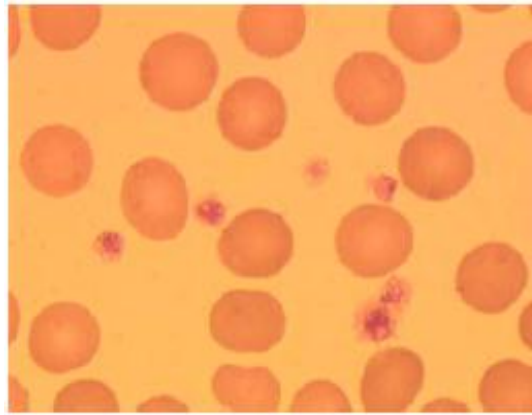
**Figure 1.15** : Aspect des basophiles en microscopie optique

#### 1.6.3.3 Les plaquettes

Les plaquettes sanguines ou thrombocytes sont des fragments cellulaires anucléés de 2 à 5  $\mu\text{m}$  de diamètre. On distingue deux zones : le centre de la cellule (chromomère) contenant des granulations et la périphérie (hyalomère) plus homogène

Elles jouent un rôle fondamental dans les phénomènes initiaux de coagulation. Feuillet externe de la membrane plasmique contient un épais glycolemme riche en molécules d'adhésion qui sont exprimées quand la plaquette est activée. Elles adhèrent ainsi au collagène quand il y a effraction de l'endothélium. L'actine et le système de microtubule provoquent une adhésion des plaquettes entre elles. Le faisceau de microtubules en dépolymérisant en filaments participe à l'agrégation des plaquettes. La couronne d'actine périphérique permet également, en se contractant, l'extrusion du contenu des granulations par le réseau canalaire, et provoque la synthèse de thromboxane à partir de l'acide arachidonique

contenu dans les phospholipides de la membrane plasmique. Le thromboxane libéré à une action vasoconstrictrice. Les substances excrétées provoquent l'adhérence des autres plaquettes.



**Figure 1.16 :** Les plaquettes sanguines

#### 1.6.3.4 Le plasma ou sérum

Le plasma est une partie liquide entrant dans la composition de certains tissus. Ce terme est néanmoins majoritairement utilisé pour désigner le plasma sanguin, c'est-à-dire la partie liquidienne du sang, et il représente environ 55% de son volume. Le plasma sert alors de moyens de transport pour les trois principaux types de cellules présentes dans le sang.

Il est principalement constitué d'eau (à 90%), mais contient aussi des nutriments, des lipides, des hormones, des facteurs de coagulation, des sels minéraux, des protéines et des déchets issus des différentes réactions de l'organisme. Le sang utilisé immédiatement après prélèvement n'est pas un produit stable. En dehors des vaisseaux sanguins (par exemple dans un tube de laboratoire), il coagule spontanément en quelques minutes, générant une masse semi-solide ressemblant à un gel compact et appelé coagulum. Le coagulum contient du plasma modifié, des cellules sanguines et de la fibrine, responsable en partie de sa structure. Si l'on centrifuge un coagulum, il perd sa structure et est séparé en une partie solide et une partie liquide. La partie solide est un agrégat compact de fibrine et de cellules sanguines. Le surnageant liquide, appelé sérum, est proche du plasma mais de composition différente car il a subi les modifications liées à la coagulation. Obtenir du plasma est plus simple, il suffit de

centrifuger du sang total pour séparer par gravité les cellules sanguines de leur liquide biologique, après ajout d'un anticoagulant est récupérer le surnageant.



**Figure 1.17** : Le plasma ou sérum

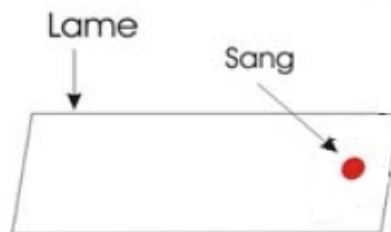
### 1.6.4 Le frottis sanguin

Il y a deux étapes à suivre pour observer au microscope la structure des cellules sanguines :

La réalisation d'un frottis sanguin et la coloration

#### a-Réalisation d'un frottis sanguin

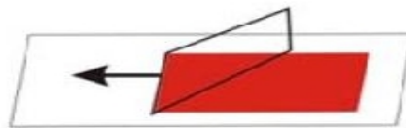
1. Dépôt d'une goutte de sang sur une lame de verre, il est important que le sang ne soit pas en quantité excessive, si non les globules rouges pourraient cacher les globules blancs (voir la figure)
2. Mise en contact de la lamelle avec le sang (voir figure).
3. Réalisation du frottis.



**Figure 1.18** : Une goutte de sang sur une lame de verre



**Figure 1.19 :** Mise en contact de la lamelle avec le sang



**Figure 1.20 :** Réalisation du frottis sanguin

### **b-Coloration**

Pour pouvoir observer et reconnaître les différents types de leucocyte, il faut d'abord les colorer. A cette fin, on utilise généralement le colorant MGG (May-GrünwaldGiemsa).

Le MGG est un mélange de colorants constitué à partir du bleu de méthylène et de l'éosine.

-Observation du frottis coloré au microscope optique.

## **1.6.5 Structure d'un système informatique de rescreening**

Les cellules, fixées et colorées, présentes sur une lame sont analysées par un cytopathologiste. Cette étape d'analyse d'une lame s'appelle le screening. Elle consiste en une analyse visuelle au microscope de toutes les cellules présentes sur une lame cytologique. Le but de cette étape est la détection de cellules anormales ou suspectes afin d'établir un diagnostic fiable et valide.

Les systèmes informatique de rescreening sont conçus pour opérer de façon postérieur au screening manuel. Mais ils peuvent éventuellement être utilisés pour fonctionner de manière antérieure, cependant les pathologistes ont une préférence pour le rescreening informatique. L'architecture des systèmes utilisés pour le rescreening de lames

de cytologie reste identique quel que soit le système employé et est constituée de trois étapes séquentielle :

- a. La segmentation : elle consiste à extraire des objets (les composantes cellulaires) à partir d'image couleur
- b. La caractérisation : elle fournit des caractéristiques des objets précédemment extraits. Ces données doivent être suffisamment pertinentes et précises pour décrire les objets.
- c. La classification : les cellules sont classées dans un type cellulaire grâce a une méthode classification (arbre de décision, réseaux de neurones, etc.). Cela consiste à déterminer le type de la cellule à classer et plus précisément à déterminer son caractère bénin ou malin.

## 1.7 discussion

Dans ce chapitre, nous avons parlé de la cytomorphologie des cellules sanguine(les globules blancs, les globules rouges, les plaquettes) de leur structure et fonctions dans le corps humain. Ensuite nous avons présenté les systèmes informatiques d'analyse d'images cytologiques avec ses différentes étapes (segmentation, étiquetage, classification) ; de façon générale.

Dans ce chapitre, nous remarquons l'importance des systèmes informatique d'analyse image cytologiques dans le domaine d'hématologie, parmi ces étapes de traitement, la segmentation des cellules sanguine joue un rôle exceptionnel en tant que première étape du processus de comptage de ces cellules

De fait, nous nous sommes intéressés à la segmentation d'image cytologique couleur auquel nous avons consacré notre étude.

## Chapitre 2

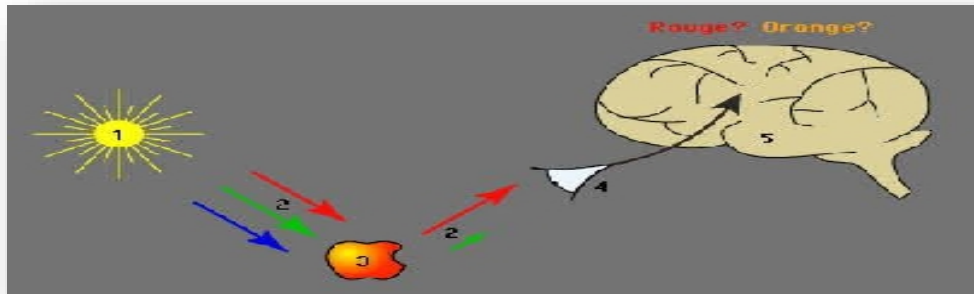
### Les images couleurs

#### 2.1. Préambule

Les couleurs trouvent leur origine dans la séparation de la lumière blanche naturelle en composantes absorbées et composantes réfléchies. Toute source lumineuse du spectre visible est composée d'un mélange d'ondes électromagnétiques cohérent (i.e. couleurs pures), dont la longueur d'onde est comprise entre  $0,4 \mu\text{m}$  (violet) et  $0,7 \mu\text{m}$  (rouge). Ces couleurs jouent un rôle important dans la détection des éléments en traitement des images couleur qui est devenu un important domaine d'étude et d'application. La représentation de l'espace couleur RGB à l'aide des coordonnées polaires peut parfois simplifier les choses en révélant des caractéristiques des images peu visibles en coordonnées cartésiennes. La littérature décrit plusieurs espaces de ce type (HSV, HSL..), mais ils ont en générale été conçue pour des applications graphiques et ne conviennent guère au traitement quantitatif.

## 2.2. Lumière et couleur

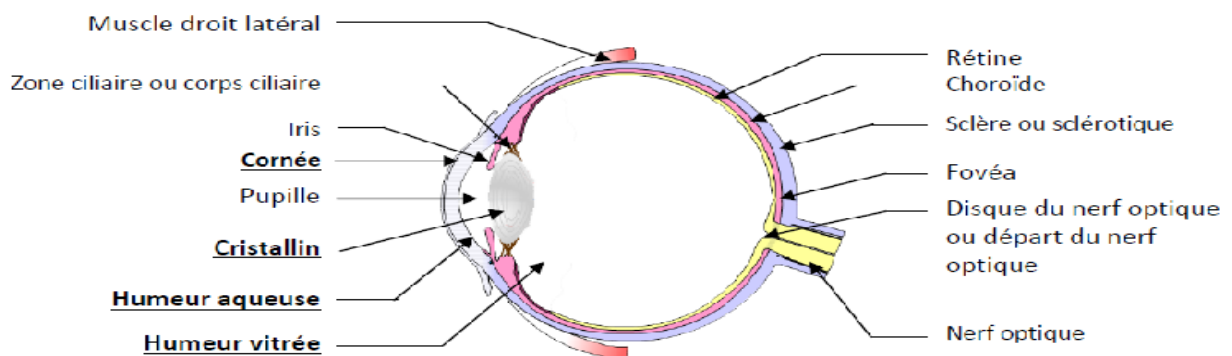
La perception humaine de la couleur est la réponse que nous donnons au stimulus de la couleur par l'intermédiaire de l'œil. Le système d'interprétation générale du phénomène de la perception humaine de la couleur est illustré par la **figure 2.1**. Cette figure représente les éléments nécessaires à la perception humaine de la couleur. [14]



**Figure 2.1** : perception humaine de la couleur.

### 2.2.1. L'Œil

L'œil est un organe sensoriel qui permet la perception visuelle du monde extérieur. La constitution de l'œil permet d'être sensible aux stimulations lumineuses et de les convertir en messages nerveux (signaux électriques)



**Figure 2.2** : coupe de l'œil humain

La lumière entre dans l'œil par la cornée, puis la pupille, traverse le cristallin puis l'humeur vitrée et se projette sur la rétine de l'œil (stimuler la rétine).

La cornée, qui sert de fenêtre extérieure à l'œil, constitue la première structure qui concentre la lumière entrant dans l'œil. La transparence de la cornée est due au fait qu'elle ne contient presque aucune cellule et aucun vaisseau sanguin.

En revanche, la cornée contient la plus forte concentration en fibres nerveuses de toutes les structures du corps humain, ce qui en fait un tissu extrêmement sensible à la douleur.

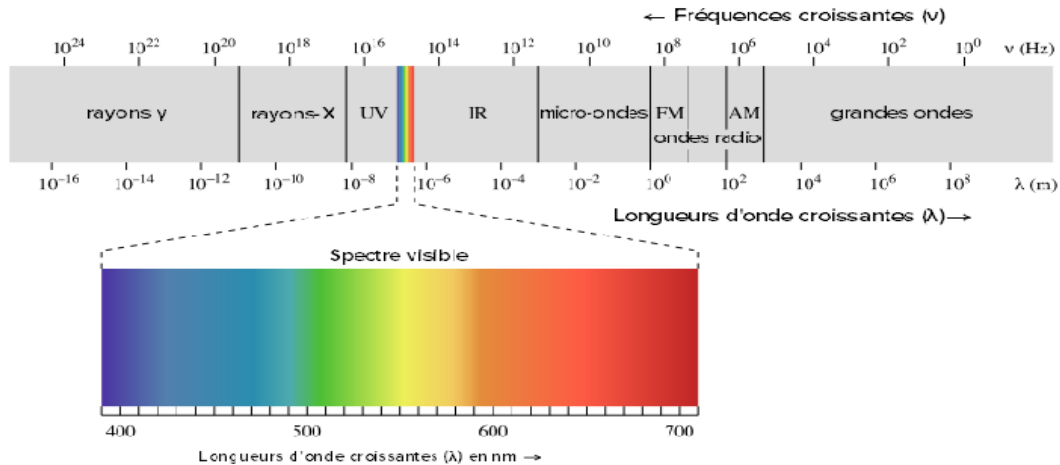
Certains constituants s'adaptent aux conditions d'observation :

- L'iris peut se dilater ou se contracter pour agrandir ou rétrécir la pupille, et ainsi laisser entrer plus ou moins de lumière.
- Le cristallin peut modifier son bombement grâce aux muscles ciliaires pour former sur la rétine une image nette. C'est le phénomène d'accommodation.
- La rétine est en continuité avec le **nerf optique**.

### 2.2.2. Source lumineuse

Depuis longtemps, la couleur est considérée comme un paramètre mesurable. Ceci est dû au fait que la couleur d'un objet quelconque est interprétée comme étant la lumière réfléchi par cet objet et reçu par l'œil d'un observateur. [15] ; [14].

On appelle lumière, la partie visible du spectre électromagnétique qui va des rayons cosmique aux ondes radars. Les rayons diffèrent selon leur longueur d'onde et l'énergie qu'elles transportent qui devient très grandes dans le cas des rayons cosmiques. La partie visible est comprise entre 0,4  $\mu\text{m}$  (violet) et 0,7  $\mu\text{m}$  (rouge) **Figure 1.15**. Toutes ces ondes sont de même nature (électromagnétique) et se déplacent avec la vitesse de lumière (300000km/s).



**Figure 2.3 :** Spectre des ondes électromagnétique.

La lumière visible consiste en les ondes électromagnétiques qui s'étendent entre les longueurs d'ondes 380nm et 780nm. La lumière blanche est composée de l'ensemble des radiations de la lumière visible. En effet, en faisant passer la lumière blanche à travers un dispositif, tel qu'un prisme de verre, on peut la décomposer en une figure nommée « spectre visible » qui est l'ensemble des radiations du visible.

### 2.2.3. Mesure de la couleur

Comme notre perception de la couleur dépend de l'interprétation établie par notre cerveau, cette perception est subjective. Cependant, de nombreuses applications industrielles nécessitent de mesurer de manière objective la couleur d'un matériau. C'est dans cette problématique que s'inscrit la colorimétrie, science de la mesure de la couleur.

En conséquence, trois couleurs primaires (RVB) ont été définie par la commission international de l'éclairage C.I.E. pour reproduire toutes les couleurs du spectre visible par synthèse additive. Cependant les couleurs peuvent être obtenues par un ensemble de trois autres couleurs, à savoir : le jaune,

## 2.3. Les espaces de représentation de la couleur

Dans le domaine de la couleur, plus d'une vingtaine de représentation de couleur coexistent, avec l'association de trois ou quatre valeurs de base selon le cas, comme par exemple (LAB, HSV, HLS, HIS, CMYK...etc). Ces représentations sont le plus souvent imposées par telle technologie, ce qui conduit d'ailleurs à les multiplier. Ainsi, le RGB des ordinateurs et des tubes de télévision, qui n'est pas bien adapté à la transmission hertzienne, se voit remplacé par le triplet YUV pour les standards de télévision européens, ou YIQ si l'on habite aux Etats-Unis. Mais comme RVB ou YUV qu'aux représentations en coordonnées polaires, de type "brillance, saturation, teinte", ce sont ces dernières que l'on propose à l'utilisateur pour faire ses réglages. On utilise finalement, dans les postes de télévision grand public.

Or lorsque nous nous proposons d'effectuer des traitements sur les images électroniques de couleur, de telles contraintes technologiques n'ont plus de raison d'être. On peut soit garder le triplet RGB, parce qu'il maintenant devenu un standard informatique, soit le remplacer par tout autre système qui lui corresponde de manière réversible, dès que cet autre système est mieux adapté à ce que l'on veut faire. Par rapport à un temps de calcul moyen en traitement d'image, l'étape qui consiste à quitter RGB, ou à y revenir, reste d'une durée le plus souvent négligeable.

Une couleur est généralement représentée par trois composantes. Ces composantes définissent un espace des couleurs. On peut citer l'espace CIE XYZ ou Yxy, ou encore l'espace lab. Selon l'espace de couleurs choisi pour représenter une image couleur, le nuage (ensemble) des couleurs n'auront pas la même répartition dans l'espace 3D. Les espaces couleurs classique, tels que le RVB, CIE XYZ, etc..., sont issus d'une approche purement physique, sans prise en compte de données psychophysiques.

Dans le cas d'autre espace de couleur, tels que l'espace Lab, l'approche physique est corrigée selon des données de la vision humaine [15].

### 2.3.1. Les systèmes primaires

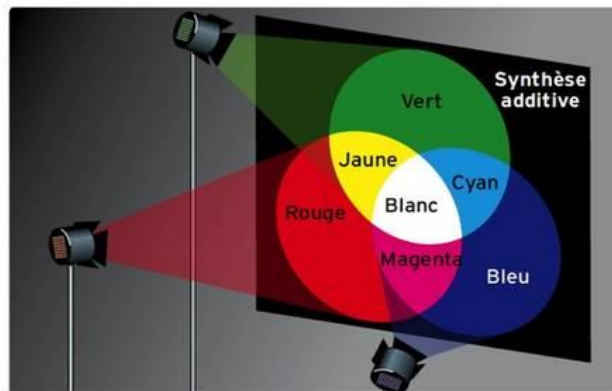
Les couleurs sont obtenues en utilisant des proportions définies des trois couleurs primaires. Les couleurs sont reproductibles par le principe de synthèse additive des couleurs

**figure 2.4** L'espace des couleurs est un espace tridimensionnel pour lequel les trois primaires  $P_1, P_2$ , et  $P_3$  représentent trois vecteurs non coplanaires qui constituent les vecteurs

directeurs de base. Ainsi toute couleur  $C$  peut être exprimée dans cette base selon l'équation suivante :

$$C = p_1 P_1 + p_2 P_2 + p_3 P_3 \quad (2.1)$$

Ce principe est l'origine de tous les systèmes de représentation de la couleur, dont les espaces de représentation RVB.

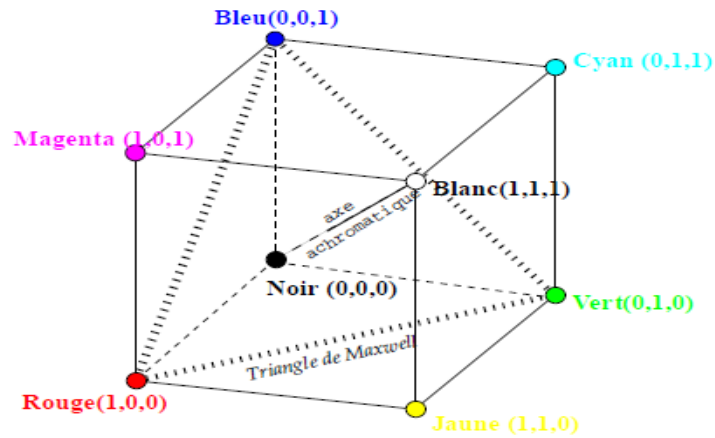


**Figure 2.4:** mélange additive des couleurs

### 2.3.1.1 Le système RVB (RGB)

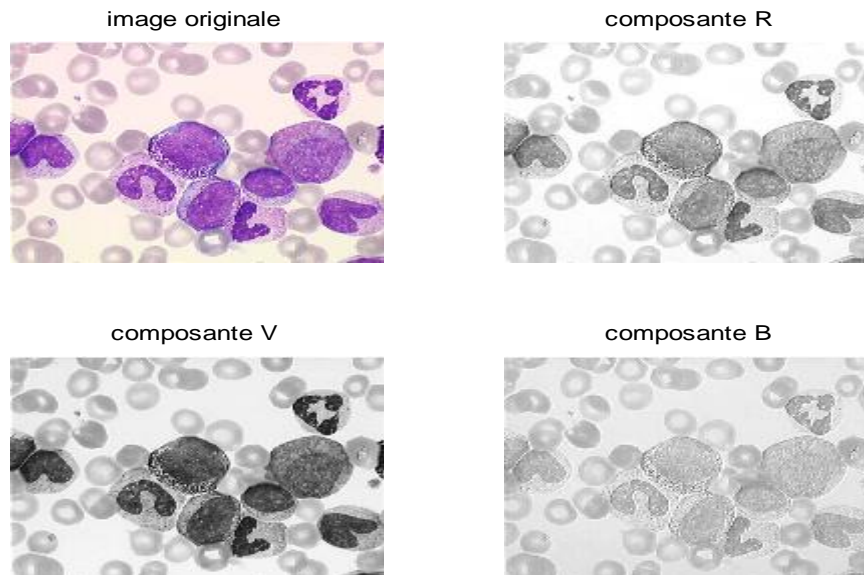
L'espace RVB est sans doute l'espace de couleurs le plus utilisé. Cependant, la définition de l'espace de représentation de la couleur qui dépend des primaires et du blanc de référence n'est pas unique. Des nombreux systèmes RVB ont été définis par différents organismes et sont utilisés dans d'autres domaines d'application que la colorimétrie. Et le plus utilisé des espaces RVB est celui introduit par la CIE (Commission Internationale de l'Eclairage).

Pour le modèle RVB, chaque couleur apparaît dans ses composantes spectrales primaires de rouge, vert et bleu. Ce modèle est basé sur un système de coordonnées cartésiennes. L'espace couleur est un cube dans lequel les couleurs rouge, vert et bleu occupent trois coins, les couleurs cyan magenta et jaunes occupent trois coins, le noir est l'origine et le blanc occupe le coin le plus loin de l'origine du cube des couleurs (Figure 2.5). Dans ce modèle, le niveau de gris s'étend du noir au blanc tout au long de la ligne qui relie ces deux points et les couleurs sont définies par des vecteurs à trois composantes



**Figure 2.5 :** la représentation spatiale du modèle RVB

La figure (1.7) donne les images composantes de l'image originale suivant les trois plans indépendants dans le modèle RVB.



**Figure 2.6:** L'image d'une cellule sanguine en codage RVB

### 2.3.2 Les systèmes luminance-chrominance

Ces systèmes possèdent une composante de luminance permettant de quantifier la luminosité et deux autres composantes de chrominance pour quantifier le caractère chromatique d'un stimulus de couleur.

Les composantes d'un système luminance-chrominance sont évaluées à partir des composantes trichromatiques (R, V, B), soit par une transformation linéaire définie en utilisant une matrice de passage, soit par une transformation non linéaire. Le type de transformation est lié à la nature même du système. Ainsi, nous distinguons différents types de systèmes luminance-chrominance :

- Les systèmes perpétuellement uniformes.
- Les systèmes de télévision qui permettent séparer l'information de chrominance de l'information de luminance pour la transmission des signaux de télévision.
- Les systèmes antagonistes qui reproduire le modèle de la théorie couleurs opposée de Hering.
- Autre systèmes luminance-chrominance.

### 2.3.2.1 Les systèmes perpétuellement uniformes

Nous ne pouvant parler d'uniformité de perception dans un espace de représentation de la couleur que si les deux conditions suivantes sont remplies :

- ❖ La distance euclidienne  $d(c_1, c_2)$  entre deux couleurs  $c_1$  et  $c_2$  est correct si et seulement si la valeur issue de cette distance se rapproche de la différence perçue par l'œil humain.
- ❖ La distance euclidienne  $d(c_i, c_1) = n \cdot d(c_i, c_2)$  est correct si et seulement si l'œil humain perçoit la couleur  $c_1$   $n$  fois plus éloignée de la couleur  $c_i$  que la couleur  $c_2$ .

### 2.3.2.2 les systèmes antagonistes

Cette famille de système de représentation de la couleur se base sur la théorie de couleurs opposées de Hering. Selon cette théorie, l'information couleur capée par l'œil est transmise au cerveau sous forme de trois composantes : une composante achromatique A, qui correspond à la composante de luminance et deux composantes de chrominance C1 et C2.

Faugeras propose en 1976 une modélisation du système visuel humain.

Les composantes A1, C1, C2, sont définies par le système d'équations suivantes :

$$A = a(\alpha \log(L) + b \log(M) + \gamma \log(S))$$

$$A = U_1(\log(L) - b \log(M))$$

$$A = U_2(\log(L) - \log(S))$$

Les grandeur L, M et S correspondent aux trois types de cônes de la rétine.

Dans le cadre de traitement d'image couleur, faugeras fournit les coefficients suivants :

$$a=22.6, \alpha=0.612, b=0.369, U_1=64, U_2=10$$

Gaebay propose un système qui s'applique directement sur le système RVB :

$$A = 1/3(\log(R) + \log(V) + \log(B))$$

$$C_1 = \sqrt[3]{\log(R) - \log(V)}$$

$$C_2 = \log(B) - (\log(R) + \log(V))/2$$

Certain auteur préfèrent des relations plus simple en supposant que la réponse des cones de la rétine est linéaire.

$$A = (R + V + B)/2$$

$$C_1 = \sqrt[3]{R - V}$$

$$C_2 = B - (R + V)/2$$

Ce système est connu sous le nom de Ballard de l'auteur note composantes de ce système (w, b, r, g, b, y)

### 2.3.2.3 autres systèmes luminance-chrominance

En étudiant les propriétés de différents systèmes luminance-chrominance, Carron passe du système (RVB) défini par une caméra à un système luminance luminance-chrominance noté

(Y ,Ch1,Ch2) dans lequel l'équation de luminance reste inchangée par rapport au système de Ballard.

$$\text{Ch1} = R - ((V+B) / 2)$$

$$\text{Ch2} = \text{racine de } 3/2 * (V-B)$$

### 2.3.3. Les systèmes perceptuels

Les espaces perceptuels repercent la couleur à travers trois entités : la teinte, l'intensité ou luminosité et la saturation.

#### 2.3.3.1. Le système de cône hexagonal HSV (Hute, Saturation, value(TSL))

Le principe de cette espace HSV est de caractériser les couleurs de façon plus intuitive, conformément à la perception naturelle des couleurs, en terme de :

❖ **Teinte**

Est un attribut de la sensation visuelle qui peut être décrit par les qualificatifs tels rouge, jaune. Elle correspond à la longueur d'onde dominante d'un stimulus de couleur.

❖ **Saturation**

Est une grandeur permettant d'estimer le niveau de coloration d'une teinte indépendamment de la luminosité. Elle représente la pureté de la couleur perçue comme vive, pale, terne.

❖ **Valeur**

C'est la mesure de l'intensité lumineuse de la couleur, qui doit varier entre le noir absolu et le blanc.

Le passage de l'espace RGB à l'espace HSV se fait par une transformation non linéaire suivante :

$$V = \frac{R+V+B}{3}$$

$$S = \frac{3 * \min(R,G,B)}{R+G+B}$$

$$H = \theta \text{ si } B \leq G \text{ et } 2\pi - \theta \text{ si } > G$$

$$\text{Avec } \cos^{-2} \left( \frac{(R-G)+(R-B)}{\sqrt{(R-G)^2+(R-B)(G-B)}} \right)$$

### 2.3.3.2. Le système de coordonnées triangulaires HSI

C'est le modèle de représentation de la couleur communément utilisée en traitement d'images couleurs. Sa modélisation est issue de la déformation du cube des couleurs RVB. En effet, il suffit d'imaginer le renversement du cube sur le coin représentant le noir. Ainsi, l'axe achromatique constituera l'axe des intensités I et la couleur sera définie par une position sur un palier circulaire ou la saturation S représente le rayon et la teinte H représente l'angle.

Les formules expriment la transformation de l'espace RVB à l'espace HSI sont données par :

$$I = \frac{R+V+B}{3}$$

$$S = 1 - \frac{3 * \min(R,V,V)}{R+V+B}$$

$$H = \arccos \frac{0,5 * (R-V) + (R-B)}{\sqrt{(R-V)^2 + (R-B)(V-B)}}$$

### 2.3.4. Systèmes d'axes indépendants

Le principal inconvénient du système RVB est que c'est trois composantes sont fortement corrélées. Chaque composante possède une information de luminance. Des auteurs ont donc cherché à développer des systèmes de représentation où chaque une des composantes serait décorrélée et pourraient être traitées indépendamment. Une solution a donc consistée à utiliser

l'analyse en composantes principale (ACP) c'est-à-dire appliquer la transformation de Karhunen-loève.

Les deux systèmes les plus utilisées sont :

- Le système d'Ohta qui est introduit un nouveau espace nommé  $I_1 I_2 I_3$  sont définie par :

$$I_1 = \frac{R+V+B}{3} ; I_2 = \frac{R-B}{2} ; I_3 = \frac{2V-B-R}{4}$$

Avec  $I_1$  correspond à la composante luminance.  $I_2$  et  $I_3$  représente respectivement les oppositions bleu-rouge et magenta-vert

- Le système  $H_1 H_2 H_3$  de braquelaire et brun dont composantes sont définies par :

$$H_1 = R + V$$

$$H_2 = R - V$$

$$H_3 = B - \frac{R+V}{2}$$

## 2.4. Image numérique

On désigne sous le terme d'image numérique toute image (dessin, icône, photographie...) acquise par des convertisseurs analogiques numériques, créée, traitée ou stockée sous forme binaire (suite de 0 et de 1).

On distingue deux types d'images numériques: les images matricielles, et les images vectorielles:

**a) Image matricielle**

Une image matricielle est une image numérique dans un format de données qui se compose d'un tableau de pixels ou de points de couleur. Elle est caractérisée par sa résolution, qui définit le niveau de gris de détails visibles dans l'image, Plus il y a de pixels, plus il y a de détails fins visibles (figure 1.1).



**Figure 2.7:** image matricielle

**b) Image vectorielle**

Une image vectorielle est composée d'objets géométriques individuels (segments de droite, polygones, arcs de cercle, etc.) définis chacun par divers attributs de forme, de position, de couleur,...

**2.4.1. Image numérique noire et blanc****2.4.1.1 Image binaire**

C'est une image dont les pixels ne peuvent avoir que les valeurs 0 et 1. Le 0 correspond à un pixel noir et 1 à un blanc. Le niveau de gris est donc codé sur un seul bit.

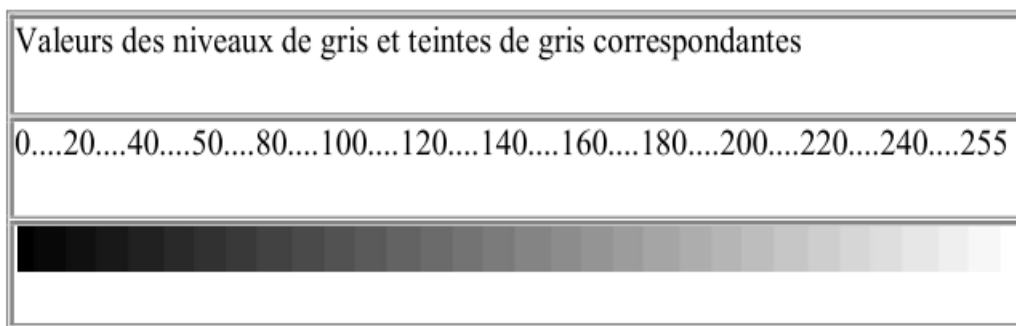


**Figure 2.8:** Image binaire

#### 2.4.1.2. Image en niveaux de gris

Une image en niveaux de gris est une image dont chaque pixel est codé sur 8 bits, ce qui permet d'avoir  $2^8$  (256) valeurs possible pour la représentation d'un pixel (voir figure 1.1). Par convention, le blanc correspond à la valeur « 255 » et le noir à la valeur « 0 ». Les images en niveau de gris sont fréquemment utilisées dans plusieurs domaines de l'imagerie à cause de la simplicité d'implémenter des algorithmes de traitement ou d'analyse des images (voir figure 1.3).

[KAD 99]



**Figure 2.9:** Palette des niveaux de gris



**Figure 2.10:** Image réelle en niveau de gris.

### 2.4.2 Image numérique couleur

Ces images sont en général codées en utilisant le codage des trois couleurs fondamentales (Rouge, vert, bleu), on parle alors d'images RVB. (Cela correspond au codage des téléviseurs couleur français). Ce sont donc des images tri-modales. Chaque couleur est codée sous forme d'un octet, d'où :

Image RVB {  
Composante rouge, intensité de 0 à 255.  
Composante vert, intensité de 0 à 255.  
Composante bleu, intensité de 0 à 255.

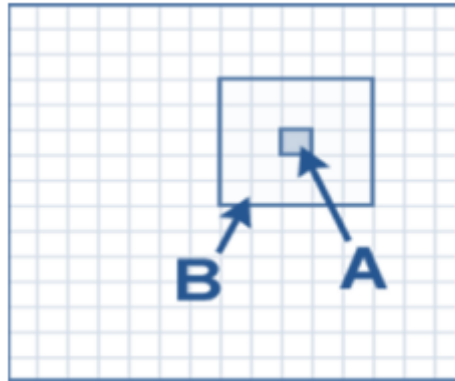
On code ainsi  $2^{24}=16\ 777\ 216$  couleurs différentes.

Il existe d'autres techniques de représentation de la couleur pour les images couleur en passant d'un espace 3D, l'espace RVB, à un autre espace 3D défini par une autre base telle que les espaces colorimétriques HSV, H1 I2 I3....

### 2.4.3. Caractéristiques d'une image numérique

L'image numérique est constituée d'un ensemble de points appelés pixels (PICTure Élément) qui représente ainsi le plus petit élément constitutif d'une image numérique, l'ensemble de ces pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions constituant l'image.

Les pixels du voisinage sont donc ceux qui entourent le pixel en question, une fenêtre à dimension impaire (3\*3,5\*5..etc.).[10]



**Figure 2.11** : Le voisinage B (5\*5) du pixel A

#### 1. Luminance

Valeur numérique qui donne la luminosité ou brillance d'un pixel dans une image. Elle est définie comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par son air [FRU --].

La luminance d'une image numérique en niveau de gris est définie comme la moyenne des pixels de l'image :

$$\text{Lum}(\mathbf{I}) = \frac{1}{m \cdot n} \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} I(x, y)$$

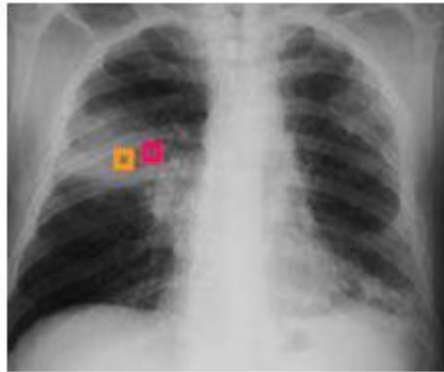
m : nombre de colonnes, n : nombre de lignes et  $I(x, y)$  : la valeur di niveau de gris dans le point (x, y).

## 2. Contraste

Le contraste est une propriété intrinsèque à une image, qui permet de quantifier la capacité de distinguer deux régions distinctes, le contraste  $C$  est mesuré par :

$$C = \frac{L_{max} - L_{min}}{L_{max} + L_{min}}$$

Où :  $L_{max}$  et  $L_{min}$  désignent les degrés de luminosité des deux régions en question.



**Figure 2.12:** Image montrant le contraste

## 3. Résolution

La résolution est le produit du nombre de pixels en ligne par le nombre de pixels en colonne [ANW 01].

## 4. Similarités

La similarité est à la base de tout système de comparaison des pixels d'images, il s'agit de définir une fonction de similarité entre les intensités lumineuses des pixels. Il existe de nombreuses fonctions de similarité par exemple la distance euclidienne et celle de Manhattan [GOS 05].

### 5. L'Homogénéité

C'est un prédicat qui se base souvent sur des critères statistiques (moyenne, variance).

Soit I une image et A une région de l'image I :

L'estimation de la moyenne de I sur A est :

$$\mu(A) = \frac{1}{|A|} \sum_{(x,y) \in A} I(x,y)$$

Avec |A| le cardinal de A ; L'estimation de la variance de A est :

$$\sigma^2(A) = \frac{1}{|A|-1} \sum_{(x,y) \in A} (I(x,y) - \mu(A))^2$$

Le critère d'homogénéité entre deux régions A et B est vrai si :

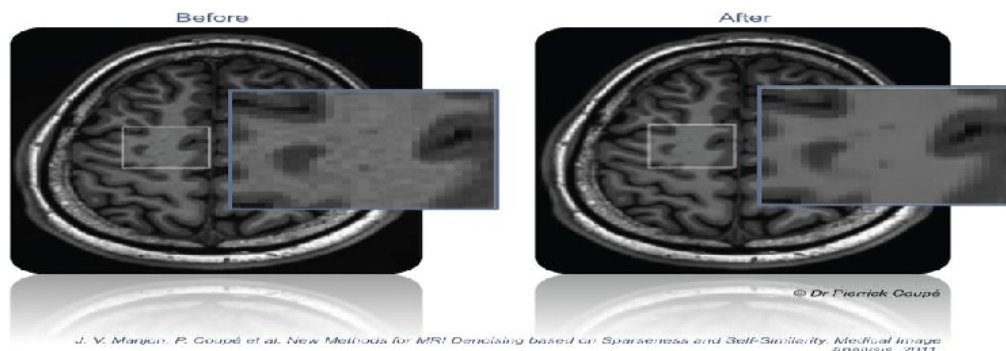
$$|\mu(A) - \mu(B)| < a \min(\sigma(A), \sigma(B))$$

Où a est un paramètre défini par l'utilisateur.

### 6. Bruit:

Le bruit dans une image est une anomalie lors de l'acquisition, de stockage ou de transmission de l'image, et donnant lieu à une incohérence dans un voisinage de pixels. La

Figure 1. 8 montre l'image bruitée et l'image après réduction du bruit.[AUB 06]



**Figure 2.13:** Image bruitée" et le résultat après réduction de bruit

## 2.5 Discussion

Dans ce chapitre, nous avons décrit le principe de la perception humaine de la couleur. Nous avons également présenté les principaux systèmes de représentation qui permettent de voir la couleur. Ces systèmes sont fondés sur des couleurs primaires et des fonctions colorimétriques, chacun ayant des propriétés particulières. A la fin du chapitre, nous avons défini l'image numérique couleur, et nous avons donné ces différentes caractéristiques. Dans le chapitre suivant, nous présenterons les principales méthodes de segmentation existantes.

## Chapitre 3

### Méthodes de segmentation d'images couleur

#### 3.1. Préambule

L'analyse d'images a pour but l'extraction de l'information contenue dans une image. Une telle analyse donne une description structurelle de l'image. Celle-ci peut prendre la forme d'une image ou d'une structure de données permettant la description de l'image.

L'analyse de l'image fait appel à la segmentation où chaque pixel de l'image est associée à un label en s'appuyant sur l'information portée (niveaux de gris, couleur, texture).

#### 3.2. Définition de la segmentation d'image

La segmentation d'image est une étape primordiale du traitement d'image qui a pour but de rassembler des pixels en suivant des critères pré-définis. Les pixels sont ainsi regroupés en régions homogènes.

**Définition mathématique de la segmentation**

La segmentation est définie par Zucker de la manière suivante [Zucker, 1976] :

Segmenter une image  $I$  en  $n$  régions, revient à partitionner en  $n$  sous-ensembles  $R_1, R_2, \dots, R_n$  tel que :

1.  $\bigcup_{i=1}^n R_i = I$  avec  $R_i \cap R_j = \emptyset, i \neq j$  (3.1)
2.  $R_i$  est constituée de pixels connexes et compacte pour toute  $i$ .
3.  $P(R_i) = \text{vrai}$  pour toute  $i$ .
4.  $P(R_i \cup R_j) = \text{faux}$  pour toute  $i, j$ ,  $R_i$  et  $R_j$  adjacentes dans  $I$ .

La première condition indique que chaque pixel de l'image doit appartenir à une région homogène distincte  $R_i$  et l'union de toutes les régions forme l'image entière. La deuxième condition définit la région comme un ensemble de pixels qui doivent être connexes. Cette condition est vraie pour chacune des régions obtenues. La dernière condition implique la non réalisation de ce même prédicat pour la réunion de deux régions adjacentes.

**3. 4. Techniques de segmentation :**

On peut distinguer deux grandes approches de segmentation d'image :

- l'approche Contour : segmentation fondée sur l'extraction des contours des objets de l'image.
- l'approche région : segmentation fondée sur l'extraction des Régions homogènes de l'image.

Ces deux approches duales peuvent être regroupées en quatre classes principales :

1. La segmentation fondée sur les régions (en anglais : region-based segmentation). On y trouve par exemple : la croissance de région (en anglais : region-growing), et la division /fusion (en anglais : split and merge).
2. La segmentation fondée sur les contours (en anglais : edge-based segmentation),
3. La segmentation fondée sur la classification
4. La segmentation basée sur le seuillage (thresholding) de l'histogramme en utilisant l'intensité des pixels de l'image.

Le schéma de la **figure 3.1** nous donne une classification de ces différentes méthodes :

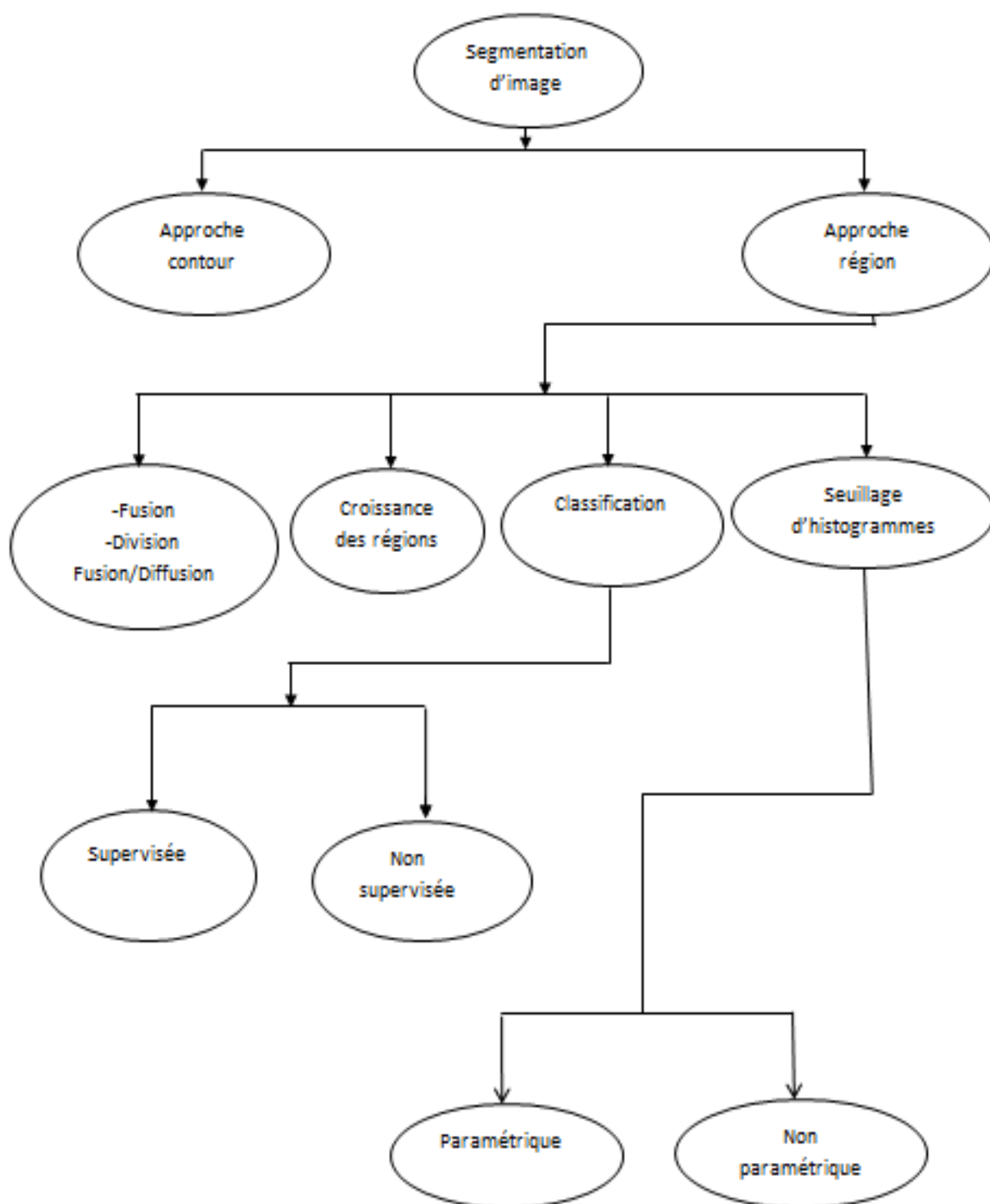


Figure 3.1: approches de la segmentation d'image.

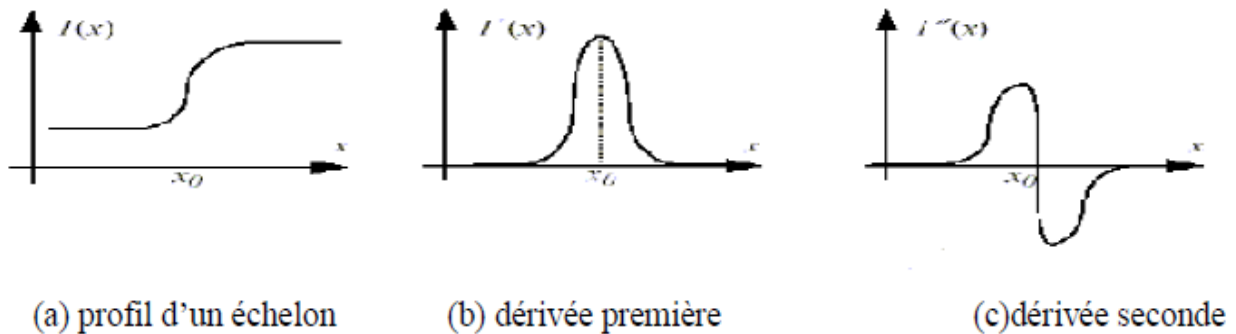
### 3.4.1 approche contour

Il s'agit dans cette approche de rechercher les contours qui délimitent les objets de l'image. Un contour est un ensemble de pixels formant une frontière entre deux ou plusieurs régions voisines. Il est défini par une variation rapide du niveau de gris.

Il existe plusieurs méthodes de segmentation basées sur l'approche contours qu'on peut regrouper en deux catégories : les méthodes dérivatives et les méthodes basées sur le filtrage.

Les méthodes dérivatives sont les plus utilisées dans la détection des transitions d'intensités. Elles consistent à calculer la dérivée en chaque point de l'image afin de mettre en évidence les variations de niveau de gris. On peut classer les méthodes dérivatives en deux groupes selon qu'on utilise la dérivée première (approche gradient) ou la dérivée seconde (approche laplacien). Un exemple de ces deux approches est donné par la **figure 3.2**.

Le changement de l'amplitude « saut d'amplitude » dans le signal échelon correspond à une variation locale du niveau de gris.



**Figure 3.2** : dérivée première et seconde d'un contour de type «saut d'amplitude ».

Cette transition dans le signal correspond à un maximum(ou à un minimum) local de la dérivée première et un passage par zéro de sa dérivée seconde. La norme de la dérivée première ou le passage par zéro de la dérivée seconde permettent l'identification et le seuillage d'une zone de transition dans l'image. Parmi les opérateurs gradients les plus connus, on trouve les masques de Robert [16]. De Sobel[17]. De Kirsh [18].

Les méthodes dérivatives sont faciles à implémenter, rapides en termes de temps de calcul et donnent généralement de bons résultats sur des images non bruitées. Elles restent cependant sensibles aux petites variations non significatives des niveaux de gris (bruit) et produisent des contours discontinus qu'il faut ensuite fermer.

Les méthodes basées sur le filtrage permettent de détecter des contours fermées.

Parmi ces filtres, on trouve : les filtres de Canny[19], de Deriche [20] et de Shen et Castan.[21][22]

### 3.4.2 approche région

Contrairement à la segmentation d'image par l'approche contour, la segmentation d'image par région consiste à décomposer l'image en régions homogènes [23].

Dans l'approche région on trouve les méthodes qui tiennent compte de la connexité des pixels (croissance de régions, fusion et division de régions) [25] ; et les méthodes basées uniquement sur l'information du niveau de gris.

#### 3.4.2.1 croissances de régions

Ce type de segmentation permet de sélectionner un ensemble de pixels de l'image, appelé germes (seeds), autour duquel on fait croître une région. Les régions sont construites en associant successivement à chaque germe les pixels qui lui sont connexes et qui vérifient un critère de similarité. La croissance s'arrête lorsque tous les pixels ont été traités. Tremeau et Borel proposent un algorithme de segmentation qui combine une croissance de régions suivi d'un processus de fusion de régions. Cet algorithme procède par un balayage séquentiel de l'image et considère le premier pixel comme un germe. Il tente alors de faire croître ce germe le plus longtemps possible en y agrégeant les pixels voisins.[26]

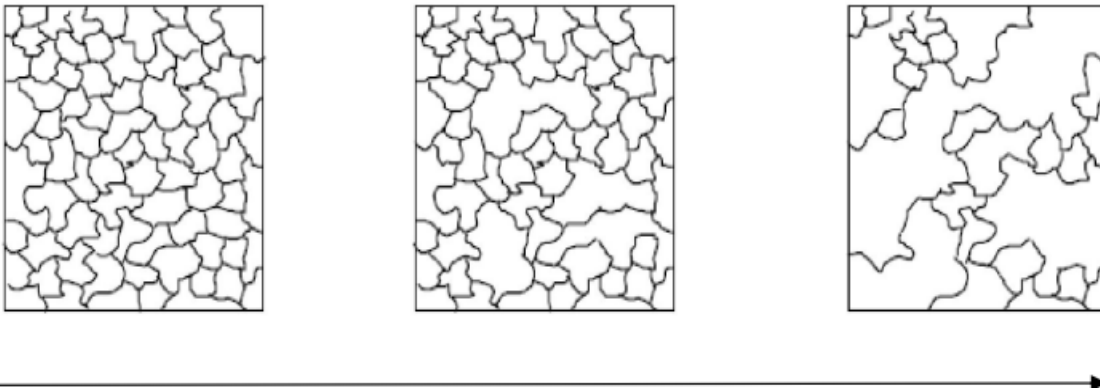
Le problème fondamental associé à cette approche est lié à la définition du critère d'homogénéité et au choix des pixels germes de départ utilisé dans le processus de croissance de régions. Une mauvaise sélection des pixels de départ peut entraîner des phénomènes de sous segmentation ou de sur segmentation.

### 3.4.2.2 Fusion des régions

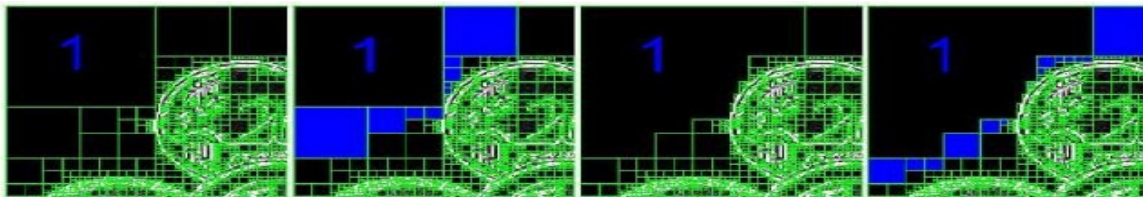
Initialement chaque pixel de l'image constitue une région élémentaire, la méthode proposée consiste à fusionner progressivement les régions connexes qui satisfont un certain critère d'homogénéité. Un des critères les plus simples est l'écart entre les valeurs moyennes des pixels dans deux régions. Si cet écart est inférieur à un certain seuil, on peut fusionner les deux régions.[28]

L'ordre dans lequel sont réalisées les fusions influe naturellement sur le résultat. Il convient de commencer par fusionner les régions les plus proches qui satisfont le plus ce critère voir (**figure 3.3**).

Le résultat est une image où tous les pixels d'une région sont marqués de la même valeur. Le plus naturel est de prendre pour chaque région la valeur moyenne de ses pixels dans l'image d'origine. On pourra aussi produire un coloriage selon le numéro de la région voir(**figure 3.4**).



**Figure. 3.3:** Modélisation de la fusion de régions sur un exemple (image non réelle).



Agrégation itérative des blocs similaires au bloc 1

**Figure 3.4:** Exemple d'application réelle de l'algorithme de fusion.

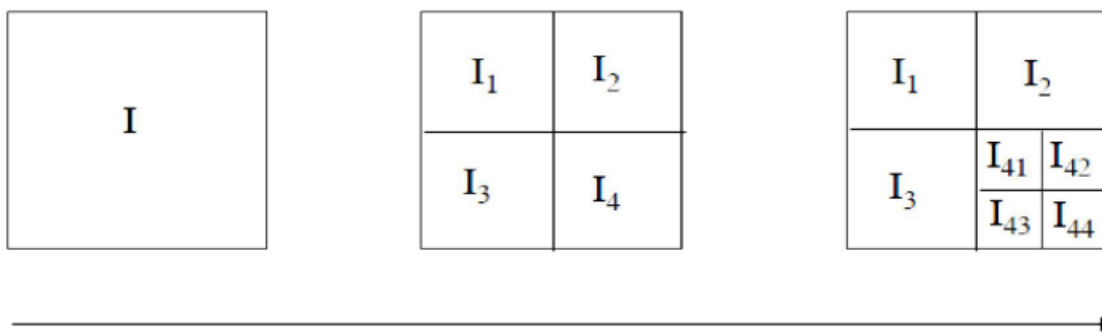
Cette méthode dépend du choix des régions du départ et du seuil d'acceptation (degré de similarité) qui peuvent influencer sur le résultat final de la segmentation. De plus, elle peut mener à une sous segmentation ce qui veut dire que l'image résultante contient des régions non homogènes ; qui doivent être segmentées.

### 3.4.2. 3Division en régions

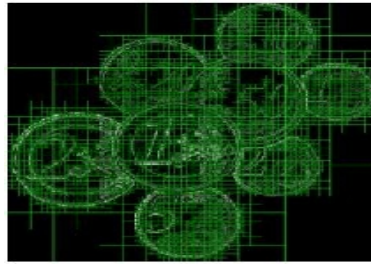
Le procédé est de considérer l'image de départ comme une seule et même région qui n'est pas homogène. L'image (**figure 3.5**) qu'on va subdiviser récursivement en plus petites régions tant que ces régions ne sont pas suffisamment homogènes [17]. On pourra aussi produire un coloriage selon le numéro de la région voir (**figure 3.6**).

Cette méthode dépend du seuil de division qui est difficile à ajuster et qui dépend de la nature de l'image à segmenter. Un mauvais choix du seuil de divisions donne : soit une sur-segmentation quand les objets d'intérêt sont divisés en plusieurs régions ; ou une sous segmentation quand le nombre de région est insuffisant pour effectuer la segmentation.

Ce problème peut être éliminé en associant les deux approches fusion de région et division de région pour obtenir une bonne segmentation de l'image.



**Figure 3.5:** Représentation de la Division de région.



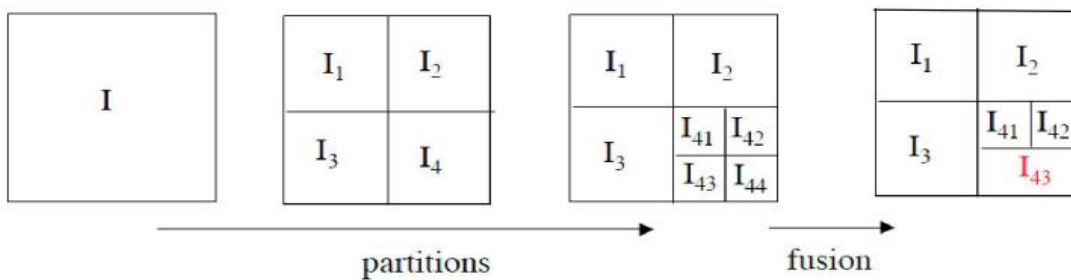
Résultat final de la décomposition

**Figure 3.6:** Exemple illustrant la méthode de division en région.

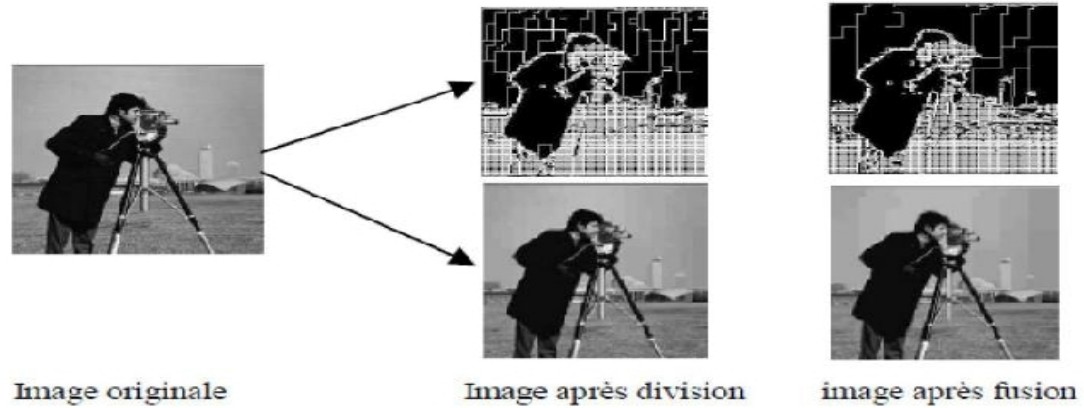
**3.4.2.4 Segmentation par division/fusion(Split and merge):**

Cette méthode est la combinaison entre les deux méthodes (Split and Merge). La méthode split est appliquée en premier lieu. Cette dernière est suivies du processus de fusion de régions afin d'éliminer la sur-segmentation engendré (des blocs jointifs et similaires qui composent le même objet).

La **Figure 3.7 et 3.8** illustrent un exemple d'application de la méthode division/fusion.



**Figure 3.7:** Représentation de la segmentation par Split and Merge.



**Figure 3.8:** Exemple de l'application de Split and Merge.[27]

Cette approche représente cependant quelques inconvénients :

Les régions obtenues ne correspondent pas, généralement aux objets représentés dans l'image.

- ✓ Les limites des objets obtenus sont habituellement imprécises et ne coïncident pas exactement aux limites des objets de l'image.
- ✓ Il est difficile d'identifier des critères pour agréger les pixels ou pour fusionner et diviser les régions.

### 3.4.2.5 Segmentation par classification

Ce type de méthode considère une région comme un ensemble de pixels connexes appartenant à une même classe. Elles supposent donc que les pixels qui appartiennent à une même région possèdent des caractéristiques similaires et forment un nuage de points dans l'espace des attributs couleurs ou multispectraux. La classification consiste à retrouver ces nuages de point qui correspondent aux classes des pixels présentes dans l'image.

La classification peut se faire de deux manières :

- ❖ la première dite supervisée suppose l'existence de certains pixels dont l'appartenance aux classe est connue a priori, elle très peu utilisée en segmentation car elle nécessite l'intervention de l'utilisateur.

- ❖ La seconde dite non supervisée (clustering), vise à regrouper automatiquement des pixels de l'image en classe sans aucune connaissance préalable sur l'appartenance des pixels aux classes.

Les techniques de segmentation par classification ne prennent pas en compte la disposition spatiale des pixels et ne considèrent que le vecteur de caractéristique, elles identifient les classe de pixels présente dans l'image et affectent à chaque pixel une étiquette indiquant la classe à laquelle il appartient. Ainsi les pixels appartenant à une classe peuvent former plusieurs régions non adjacent dans l'image mais partageant les mêmes priorités. Une segmentation en régions n'est obtenue qu'après analyse de la connexité des pixels dans l'image étiquetée.

#### 3.4.2.5.1 Classification supervisée

La classification supervisée est une classification qui demande une intervention préalable d'un spécialiste qui se charge d'instruire le système. En d'autre termes, la classification supervisée requière une connaissance à priori du nombre de classes et de leurs natures. Cette connaissance est issue de la phase d'apprentissage.

- **Phase d'apprentissage :**

Un ou plusieurs échantillons (images références) des différentes classes d'objets recherchés sont introduits, dans le but d'instruire le système, il faut pouvoir repérer visuellement les différentes classes ou disposer d'une vérité terrain. Une vérité terrain est un ensemble de données garanties exactes sur les objets observés. C'est un outil, aussi bien, d'apprentissage que de validation de classification.

- **Phase de classification :**

A partir des différentes classes apprises lors de la phase d'apprentissage, il s'agit d'affecter chaque objet à ces différentes classes déjà créés. Chaque objet est affecté à la classe qui lui est le plus similaire.

On peut citer *l'Algorithme des K-Plus Proches Voisins* qui est un algorithme de raisonnement à partir de cas, dédié à la classification. Le but de cet algorithme est de prendre des

décisions en se basant sur un ou plusieurs cas similaires déjà résolus en mémoire. Dans ce cadre, il ne construit pas de modèle à partir d'un échantillon d'apprentissage, mais c'est l'échantillon d'apprentissage associé à la fonction de distance et la fonction de choix de la classe en fonction des classes de voisins les plus proches, qui constituent le modèle.

- **Principe de l'algorithme des K-plus proches voisins :**

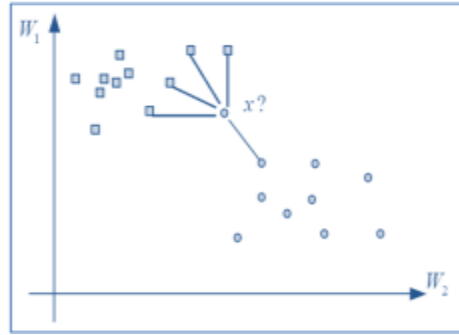
Dans une image, lorsqu'un nouveau pixel à classer arrive. Ses K plus proches voisins sont alors considérés : on observe leur catégorie et celle qui revient le plus parmi les voisins est assignée au pixel à classer. Souvent, on pondère les voisins par la distance qui les sépare du nouveau pixel.

Ce principe est donné par :

- ✓ Choix d'un entier K (souvent  $K=\sqrt{n}$ ) ;
- ✓ Calcul des distances (ex: distance euclidienne, c'est la distance la plus populaire);
- ✓ Retenir les K observations pour lesquelles ces distances sont les plus petites (les k plus proches voisins d'un cas de référence ;
- ✓ Compter les nombres de fois où ces K observations apparaissent dans chacune des classes (déterminer les classes correspondantes).
- ✓ Choisir la classe la plus représentée.

Ces étapes sont résumées comme suit:

Si nous prenons une base d'apprentissage de 20 éléments, dès que nous recevons un nouvel élément que nous souhaitons classifier, l'algorithme calcule sa distance à tous les éléments de la base. Si cette base comporte 20 éléments, alors il va calculer 20 distances et donc obtenir 20 nombres réels. Si  $K = 5$  par exemple, il cherche alors les 5 plus petits nombres parmi ces 20 nombres qui correspondent donc aux 5 éléments de la base qui sont les plus proches de l'élément que nous souhaitons classifier. La classe attribuée à l'élément à classifier est la classe majoritaire parmi ces 5 éléments. Donc, pour le pixel x à classer, après avoir examiné sa distance à tous les échantillons et sélectionner les 5 plus proches échantillons, x sera affecté à la classe  $w_1$  :



**Figure 3.9:** Principe de classification par K-plus proches voisins

❖ **Algorithme des KPPV :**

Les étapes de l'algorithme des K-PPV sont données par le tableau suivant

<p><b>Paramètre :</b> le nombre K de voisins</p> <p><b>Donnée :</b> un échantillon de N pixels classés en <math>C = c_1, c_2, \dots, c_n</math> classes</p> <p><b>Entrée :</b> un pixel Y</p> <p><b>Pour</b> chaque pixel Y qui arrive <b>faire</b></p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Déterminer les K plus proches pixels de Y en calculant les distances</li> <li>2. Combiner les classes de ces K pixels en une classe C</li> </ol> <p><b>Fin Pour</b></p> <p><b>Sortie :</b> la classe de Y est <math>C(Y)=C</math></p>
---

**Table 1 :** Algorithme des K-plus proches voisins

❖ **Choix du nombre K :**

Le choix du paramètre K dans la règle des KPPV a une influence directe sur le résultat de la classification. Une faible valeur de K va donner une bonne résolution (définir des frontières compliquées entre classes) mais très sensible au bruit sur les pixels vecteur à classer. Une valeur grande de K aura un comportement inverse, lissant les frontières mais peu sensible au bruit. Ce nombre est souvent choisi comme étant la racine du nombre d'échantillon total [15].

### ❖ Distance :

Le choix de la distance est primordial au bon fonctionnement de la méthode. En premier, une distance doit avoir quatre propriétés pour tous les pixels  $x$ ,  $y$  et  $z$  [15] :

- $D(x, x) = 0$
- $(x, y) \geq 0$
- $D(x, y) = D(y, x)$
- $D(x, y) \leq D(x, z) + D(z, y)$

Puis, ce choix se fait en fonction des connaissances préalables du problème. Il est possible de choisir la distance en faisant varier cette distance et, pour chacun des choix, estimer l'erreur réelle. On choisit alors la distance donnant la meilleure erreur réelle estimée.

#### 3.4.2.5.2 Classification non supervisée

Comme méthode de classification non supervisée, on peut citer l'algorithme K-means, l'algorithme Fuzzy C-means, et l'algorithme d'Estimation-Maximisation(EM).

##### a) Algorithme K-means

Les k-means (k-moyennes) sont notamment utilisées en apprentissage non supervisé où l'on divise des observations en  $k$  partitions. Le partitionnement en k-means est une méthode de partitionnement de données et un problème d'optimisation combinatoire. Étant donné des points et un entier  $k$ , le problème est de diviser les points en  $k$  groupes, souvent appelés clusters, de façon à minimiser une certaine fonction. On considère la distance d'un point à la moyenne des points de son cluster; la fonction à minimiser est la somme des carrés de ces distances.

Il existe une heuristique classique pour ce problème, souvent appelée méthode des k-means, utilisée pour la plupart des applications. Le problème est aussi étudié comme un problème d'optimisation classique, avec par exemple des algorithmes d'approximation.

L'idée principale est de définir  $K$  centroides, un pour chaque classe  $\{C_k\}_{1 \leq k \leq K}$ . Chaque classe  $C_k$  est ainsi caractérisée par son centre noté  $u_k$  et le nombre d'élément.

L'algorithme k-means dans sa formulation originale cherche à minimiser une fonction de coût global défini par :

$$J = \sum_{k=1}^k \sum_{(x,y), i \in C_k} (f(x,y) - u_k)^2 \quad (3.2)$$

Où  $f(x,y)$  représente le niveau de gris du pixel de coordonnées  $(x,y)$ .

Il se déroule selon les étapes suivantes :

1. Initialisation de chaque centre  $u_k$
2. Pour chaque pixel  $(x,y)$ , calculer la distance  $d(f(x,y), u_k)$  aux différents centres de classe

$u_k$ , et affecter à la classe la plus proche  $C_l = \text{argmin}_k d(f(x,y), u_k)$  avec

$$d(f(x,y), u_k) = |f(x,y) - u_k| \quad (3.3)$$

3. Mise à jour de nombre de pixels et des centres  $u_k$  des classes ;

$$U_k = \frac{\sum_{(x,y) \in C_k} f(x,y)}{N_k} \quad (3.4)$$

4. Arrête si  $N_k = N_{k-1} \quad \forall (x,y) \in C_k$  si non retour à l'étape 2

Le principe inconvénient de cette méthode est que la classification finale dépend du choix de la partition initiale. Le minimum global n'est pas obligatoirement atteint, on est seulement certain d'obtenir la meilleure partition à partir de la partition de départ choisie.

De nombreuses variantes peuvent être rencontrées. Par exemple, au lieu de calculer le centre des classes, après avoir affecté tous les pixels, les centres de gravité peuvent être calculés immédiatement après chaque affectation. La méthode des k-means a été généralisée sous l'appellation de la "méthode des nuées dynamique". Au lieu de définir une classe par un seul point (son centre de gravité), elle est définie par un groupe de points (noyau de classe).

Un autre algorithme proposé dans la littérature et qui est issu de l'algorithme K-means est l'algorithme **ISODATA**[11]. L'avantage de ce dernier est qu'il permet de regrouper les pixels sans connaître a priori le nombre exact de classe présentes dans l'image. Ce nombre pourra être modifié au cours des itérations.

**b) Algorithme Fuzzy c-means**

Cette algorithme nécessite la connaissance préalable du nombre de classe et génère les classes et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance (compris entre 0 et 1) à une classe donnée. La classe à laquelle est associé un pixel est celle dont le degré d'appartenance sera le plus élevé.

L'algorithme Fuzzy c-means possède les même inconvénient que l'algorithme K-means a savoir la sensibilité à la répartition initiale et le choix de nombre de classes.

L'algorithme utilise l'ensemble des pixels  $A = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  ou  $x_i$  est un vecteur de trois composantes (exemple de RVB), et le nombre de régions  $C$ . les valeurs des degrés d'appartenance sont regroupées dans une matrice  $U = [u_{ik}]$  pour  $1 < i < n, 1 > k > C$  ou  $u_{ik}$  désigne le degré d'appartenance du pixel  $i$  a la classe  $k$ .

Il se déroule selon les étapes suivantes :

1. Choix le nombre de classe  $C$ .
2. Initialiser la matrice de partition  $U$ , ainsi que le centre de classe  $C_k$ .
3. Choix le seuil  $\epsilon$ .
4. Faire évoluer la matrice de partition et les centre suivant les deux équations :

$$u_{ik} = 1 / \left( \sum_{j=1, C} (d_{ik} / d_{ij})^{2/(m-1)} \right) \quad (3.5)$$

Ou  $d_{ij} = ||x_i - c_j||$ , est une norme (distance Euclidienne par exemple).

$$c_k = (\sum_i (u_{ik})^m \cdot x_i) / (\sum_i (u_{ik})^m) \quad (3.6)$$

5. Test d'arrêt :  $|j^{(t+1)} - j^t| < \epsilon$ .

**c) Algorithme Estimation-Maximisation (EM)**

Les méthodes de classification non supervisée citées précédemment sont qualifiées de méthodes déterministes car elles n'utilisent pas les notions de statistique.

D'autres méthodes de classification non supervisée ont été proposées dans un cadre statistique.

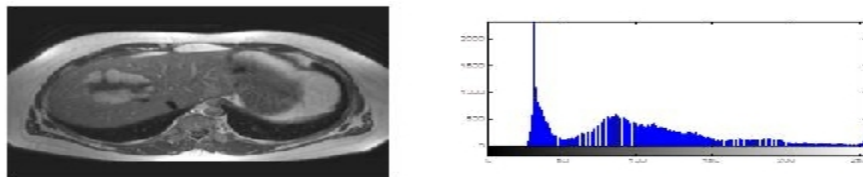
Le principe de ces méthodes consiste à estimer la fonction de densité de probabilité a l'ensemble de données à classer et assimiler chaque mode de cette fonction a une classe. Sous l'hypothèse

paramétrique, ces méthodes consistent à fixer, a priori, un modèle aux fonctions de densités de probabilités conditionnelles de chaque classe. La fonction densité de probabilités en un point est alors composée d'un mélange de  $K$  composantes ou fonctions de densité de probabilités conditionnelle pondérées par leurs probabilités a priori.

Les paramètres du modèle relatifs à chaque classe et les probabilités a priori des classes constituent les paramètres du mélange que l'on cherche à identifier à partir de l'ensemble des observations à analyser. L'estimation de ces paramètres est assurée, généralement, par l'algorithme itératif proposé par Dempster, Laird et Rubin et connu sous le nom de « estimation-maximisation (EM) ». [12]

#### 3.4.2.4 Segmentation par seuillage d'histogramme

Le seuillage de l'histogramme est une technique de segmentation qui permet d'extraire les objets du fond de l'image. C'est une courbe illustrant l'importance d'apparition d'un niveau de gris dans une image (figure 2.). En abscisses, sont représentés les niveaux de gris et en ordonnées les nombres de pixels concernés par ces niveaux.



**Figure 3.10:**Image originale avec histogramme

Dans le cas le plus simple, les pixels de l'image sont classés en deux classes : les pixels du fond et les pixels de l'objet.

Soit l'image  $I$ , supposons que  $I(x,y)$  représente le niveau de gris d'un pixel de coordonnées  $(x,y)$ ,  $0 \leq x \leq M$ ,  $0 \leq y \leq N$  et  $S$  est le seuil choisi. Les pixels de l'objet sont ceux dont le niveau de

gris est inférieur à  $S$  et les pixels dont le niveau de gris est supérieur à  $S$  appartiennent au fond. L'image segmentée  $G$  est définie pour chaque pixel de coordonnées  $(x, y)$  par :

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } I(x, y) > s \\ 0 & \text{si } I(x, y) \leq s \end{cases}$$

Le seuillage est dit global s'il dépend uniquement du niveau de gris de l'image, le seuillage est dit local, s'il dépend également des propriétés locales de l'image

Dans le premier cas, le seuil  $S$  est unique et définit pour tous les pixels de l'image : alors que dans le deuxième cas, il est défini localement pour chaque pixel de l'image. Le problème de seuillage revient alors à chercher le seuil optimale en se basant sur un certain critère donné.

Les méthodes de seuillage globales peuvent être réparties en deux grandes catégories :

- **les méthodes paramétriques** : ces méthodes supposent que les niveaux de gris des différentes classes de l'image suivent une certaine fonction de densité de probabilité. Généralement, ces fonctions de densités de probabilité sont supposées suivre un modèle Gaussien. En partant d'une approximation de l'histogramme de l'image par une combinaison linéaire de gaussiennes, les seuils optimaux sont localisés à l'intersection de ces dernières. Le problème de seuillage paramétrique consiste alors à estimer les paramètres de chaque distribution, en utilisant l'algorithme **EM**.
- **les méthodes non paramétriques** : ces méthodes permettent de trouver le seuil de segmentation sans aucune estimation de paramètres. Généralement, ces méthodes sont basées sur l'optimisation de critères statistiques.

Parmi les méthodes non paramétriques les plus utilisées on trouve les méthodes d'**Otsu**[32], **Fisher** [33], **Kapur** [34], et la méthode **MIN-MAX**. [35]

### A. la méthode d'Otsu

Elle tente de segmenter l'image en deux classes en maximisant un critère de séparabilité entre classes  $C_0$  et  $C_1$  (objet et fond) à partir d'un seuil  $S$ . Ces deux classes sont désignées en fonction du seuil :

$C_0 = \{0, 1, \dots, S\}$  et  $C_1 = \{S+1, \dots, L-1\}$  Où  $L$  est le nombre de niveaux de gris.

Soit : la variance interclasse, :la variance interclasse et la variance totale le seuil optimum  $S^*$  peut être déterminé en maximisant un des trois critères suivants :

$$\lambda = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_w^2} \qquad \eta = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_t^2} \qquad \kappa = \frac{\sigma_t^2}{\sigma_w^2}$$

Ces trois critères sont équivalents, mais le plus simple à utiliser est

Le seuil optimum  $S^*$  est défini par  $S^* = \text{argmax}()$

Cette expression mathématique signifie que  $S^*$  est le seuil optimum qui maximise le critère.

Les variances précédentes sont définies par :

$$\sigma_t^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_t)^2 p_i \quad \text{avec} \quad \mu_t = \sum_{i=0}^{L-1} i p_i \quad (3.7)$$

$$\sigma_b^2 = p_s q (\mu_2 - \mu_1)^2 \quad \text{avec} \quad p_s = \sum_{i=1}^S h_i / N \quad ; \quad q = 1 - p_s \quad (3.8)$$

$$\mu_1 = \frac{\mu_t - \mu_s}{1 - p_t} \quad ; \quad \mu_2 = \frac{\mu_s}{p_t} \quad ; \quad \mu_s = \sum_{i=0}^S i p_i \quad (3.9)$$

$h(i)$  : étant l'effectif d'apparition de niveau du gris  $i$  dans l'image et  $N$  le nombre de pixels de l'image.

$p_i = \frac{h(i)}{N}$  Correspond à la probabilité d'apparition du niveau de gris.

### B.la méthode de Fisher :

La méthode de Fisher est très proche de la méthode d'Otsu.

Seul le critère d'optimalité change. Ainsi dans la méthode de Fisher, on utilise comme critère d'optimalité la minimisation de la somme des inerties des classes, calculé avec la formule suivante :

$$W(p) = \sum_{n=1}^{N_c} \sum_{x \in C_n} f(x) (x - G(C_n))^2 \quad (3.10)$$

- $G(C_n) = \frac{\sum_{x \in C_n} x f(x)}{\sum_{x \in C_n} f(x)}$  désigne le nombre de classes.
- $N_c$  désigne le nombre de classes.
- $f(x)$ , l'histogramme monodimensionnel de la composante couleur étudiée.

**C. la méthode de kapur :**

Cette méthode de seuillage consiste non pas à analyser les inerties des classes mais à analyser l'entropie d'un histogramme. Une méthode très répandue de ce type est la méthode de Kapur, basée sur la maximisation du critère entropique suivant :

$$\Psi(k_1, k_2) = \ln(\sum_{i=1}^{k_1} p_i) + \ln(\sum_{i=k_1+1}^{k_2} p_i) + \ln(\sum_{i=k_2+1}^L p_i) - \frac{\sum_{i=1}^{k_1} p_i \ln p_i}{\sum_{i=1}^{k_1} p_i} - \frac{\sum_{i=k_1+1}^{k_2} p_i \ln p_i}{\sum_{i=k_1+1}^{k_2} p_i} - \frac{\sum_{i=k_2+1}^L p_i \ln p_i}{\sum_{i=k_2+1}^L p_i} \quad (3.11)$$

- $k_1$  et  $k_2$ , les valeurs des seuils.
- $L$ , le nombre de niveau de gris.
- $p_i = \frac{n_i}{N}$ , avec :  $N = n_1 + n_2 + \dots + n_L$  et  $n_i$  et le nombre de pixels ayant niveaux de gris  $i$ .

**D. la méthode MIN-MAX**

La méthode min-max détermine la valeur des seuils directement à partir de l'exploration de l'histogramme monodimensionnels. La valeur d'un seuil est trouvée à partir du maximum de la fonction HDIF(n) est obtenue en considérant NMAX comme le nombre d'occurrence maximum de l'histogramme par la formule suivante :

Si  $n \leq NMAX$ ,

$$\text{Alors } HMAX(n) = \max_u \{H(u), u \in [0, n]\}. \quad (3.12)$$

Si non  $HMAX(n) = \max_u \{H(u), u \in [n+1, N]\}. \quad \text{Avec } n \in [0, N]$

### 3.5 Discussion

Nous avons présenté dans ce chapitre les principales méthodes de segmentation existantes. Celles-ci se présentent en deux grandes approches duales (contour et régions). Dans notre travail nous avons choisi l'approche région et en particulier le seuillage d'histogramme. Dans le chapitre suivant nous allons présenter l'algorithme de segmentation par seuillage d'histogrammes bidimensionnels 2D que nous avons mis en œuvre. Notre méthode sera appliquée à une image synthétique couleur et sur des images cytologiques.

## Chapitre 4

### Segmentation d'Images Couleur par Analyse d'Histogrammes bidimensionnels

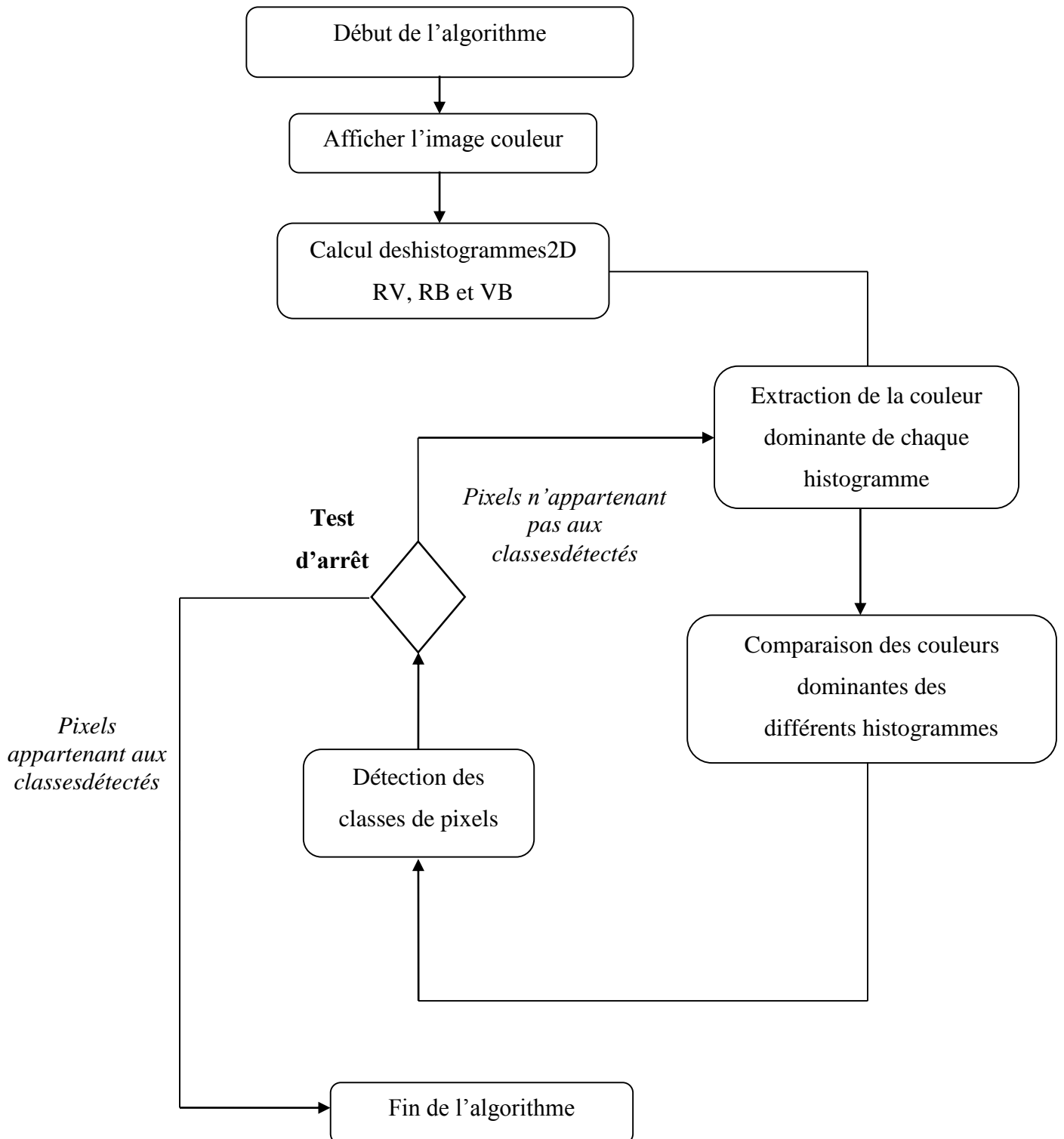
#### 4.1. Algorithme de segmentation

La méthode de segmentation que nous proposons est une méthode qui est basée sur l'analyse des histogrammes bidimensionnels (2D) des composantes couleurs dans un espace couleur. Pour les images couleurs, les sous-ensembles de bandes sont choisis comme étant les paires de bandes RV, RB et VB.

Le principe de cette approche est illustré par l'organigramme de la figure 4.1. A chaque itération, on recherche la couleur dominante la plus approprié pour soustraire les classes couleur de l'image. Le choix de la couleur dominante se fait à partir des histogrammes bidimensionnels de l'image. Les pixels des classes couleur appartenant au domaine modal caractérisant les régions étudiées sont ainsi extraits de l'image.

Si l'extraction est impossible, ou si tous les pixels de l'image ont été traités, l'algorithme s'arrête.

Le principe de cette approche est illustré par l'organigramme de la **figure 4.1**.

**Figure 4.1** : Algorithme de segmentation

## 4.2 Affichage de l'image dans un espace couleur

Afin d'illustrer les différentes étapes de notre algorithme, nous utiliserons une image synthétique couleur dans l'espace RVB représentée par la figure 4.2. L'image traitée est codée sur 24 bits. Cette image est de résolution  $349 \times 235$ , codée dans le système RVB.

Cette image contient trois classes couleur : la classe feuille (C1), la classe pomme (C2) et la classe arrière-plan de l'image (C3) (background). Cette image résulte de l'association, par synthèse additive, des trois composantes couleurs, rouge (R), verte (V) et bleue (B). Les images composantes rouge (R), verte (V) et bleu (B) sont des images 8 bits. Chaque composante couleur est codée sur 256 niveaux de gris.

Les images R, V, B des composantes couleur sont obtenues en utilisant l'algorithme suivant:

Début

Charger l'image couleur

Pour  $i=0$  à hauteur -image -1 faire

Pour  $j=0$  à largeur -image -1 faire

Début

Extraire la valeur de la composante  $C_R$  du pixel (i, j) ;

Extraire la valeur de la composante  $C_V$  du pixel (i, j) ;

Extraire la valeur de la composante  $C_B$  du pixel (i, j) ;

Fin ;

Fin.

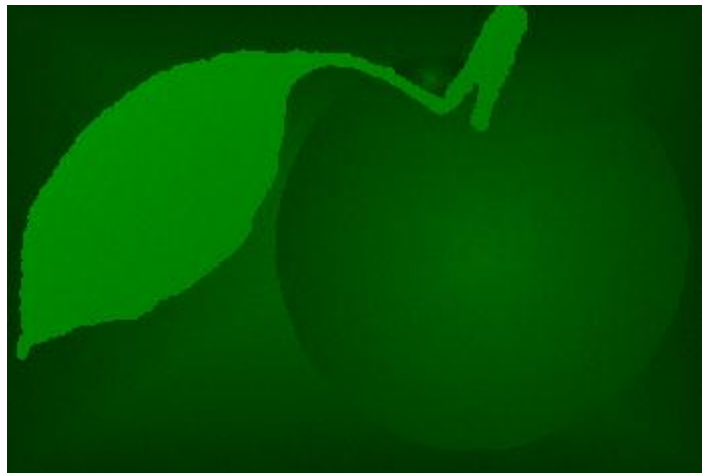


**Figure 4.2.** Image « pomme couleur » dans l'espace RVB

Les images des **figures 4.3, 4.4 et 4.5** montrent les images composantes rouge (R), verte (V) et bleu (B), respectivement de l'image 4.2.



**Figure 4.3.** Composante Verte de l'Image « pomme couleur »



**Figure 4.4.** Composante Verte de l'Image « pomme couleur »



**Figure 4.5.** Composante Bleu de l'Image « pomme couleur »

### 4.3 Détermination des histogrammes couleur 2D

L'histogramme d'une image est une courbe représentant la fréquence d'occurrence des pixels de l'image.

Dans le cas d'une image couleur RVB, l'histogramme peut être monodimensionnel si on prend en considération les trois composantes couleurs. Chaque composante est une image en niveau de gris, on obtient ainsi trois histogrammes monodimensionnels  $H_R$ ,  $H_V$  et  $H_B$ .

L'histogramme est bidimensionnel si on prend en considération deux composantes couleurs de l'espace colorimétrique. Ainsi, l'histogramme couleur 2D est un histogramme partiel qui utilise deux bandes couleur, à savoir, RV, RB et VB dans l'espace couleur RVB. Pour les images couleur RVB, l'histogramme  $H_{RV}$  donne le nombre d'occurrence qu'un couple de composante couleur  $(r,v)$  se répète dans l'image. L'histogramme  $H_{RB}$  donne le nombre d'occurrence qu'un couple de composante couleur  $(r,b)$  se répète dans l'image. L'histogramme  $H_{VB}$  donne le nombre d'occurrence qu'un couple de composante couleur  $(v,b)$  se répète dans l'image.

#### Calcul des histogrammes monodimensionnels :

Le calcul de l'histogramme monodimensionnel de chacune des composantes couleurs se fait comme suit :

Début

Charger les images R, V et B des composantes couleurs  $C_i : i=R, V, B$

Pour  $i=0$  à hauteur -image -1 faire

Pour  $j=0$  à largeur -image -1 faire

Début

$K_R$ =la valeur de la composante  $C_R$  du pixel  $(i, j)$  ;

$K_V$ =la valeur de la composante  $C_V$  du pixel  $(i, j)$  ;

$K_B$ =la valeur de la composante  $C_B$  du pixel  $(i, j)$  ;

$H[K_R] = H[K_R] + 1$  ;

$H[K_V] = H[K_V] + 1$  ;

$H[K_B] = H[K_B] + 1$  ;

Fin ;

Fin.

**Calcul des histogrammes bidimensionnels :**

Le calcul de l'histogramme bidimensionnel de chacun des plans couleurs se fait comme suit :

Début

Charger les images R, V et B des composantes couleurs  $C_i$  :  $i=R, V, B$

Pour  $i=0$  à hauteur –image -1 faire

Pour  $j=0$  à largeur –image -1 faire

Début

$K_R$ =la valeur de la composante  $C_R$  du pixel  $(i, j)$  ;

$K_V$ =la valeur de la composante  $C_V$  du pixel  $(i, j)$  ;

$K_B$ =la valeur de la composante  $C_B$  du pixel  $(i, j)$  ;

$H[K_R, K_V] = H[K_R, K_V] + 1$  ;

$H[K_R, K_B] = H[K_R, K_B] + 1$  ;

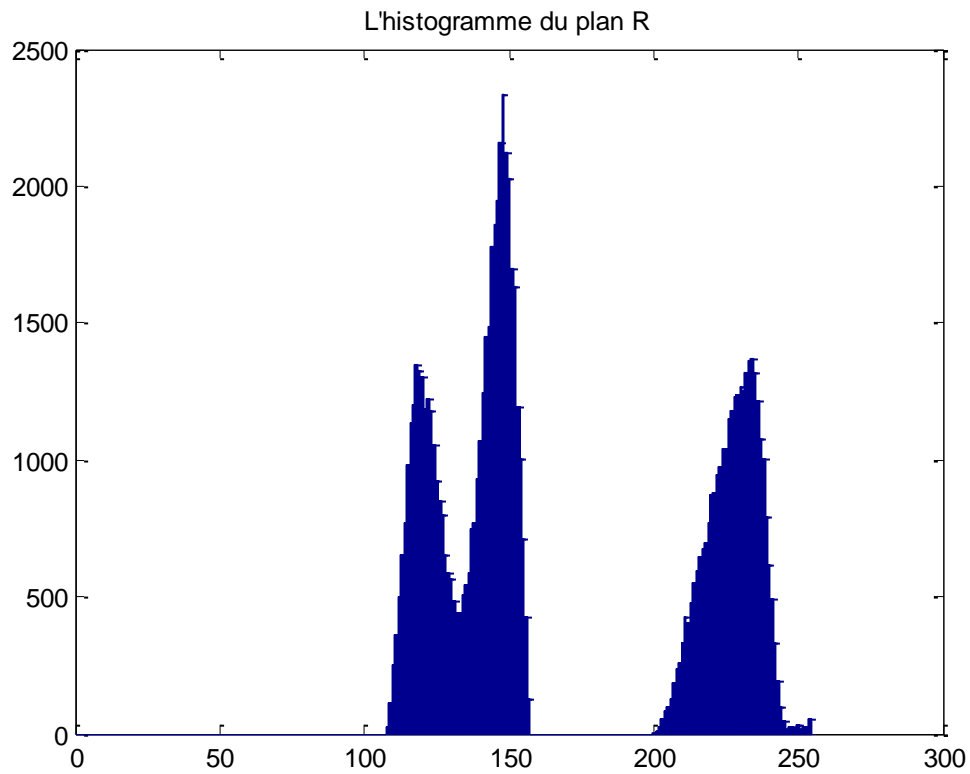
$H[K_V, K_B] = H[K_V, K_B] + 1$  ;

Fin ;

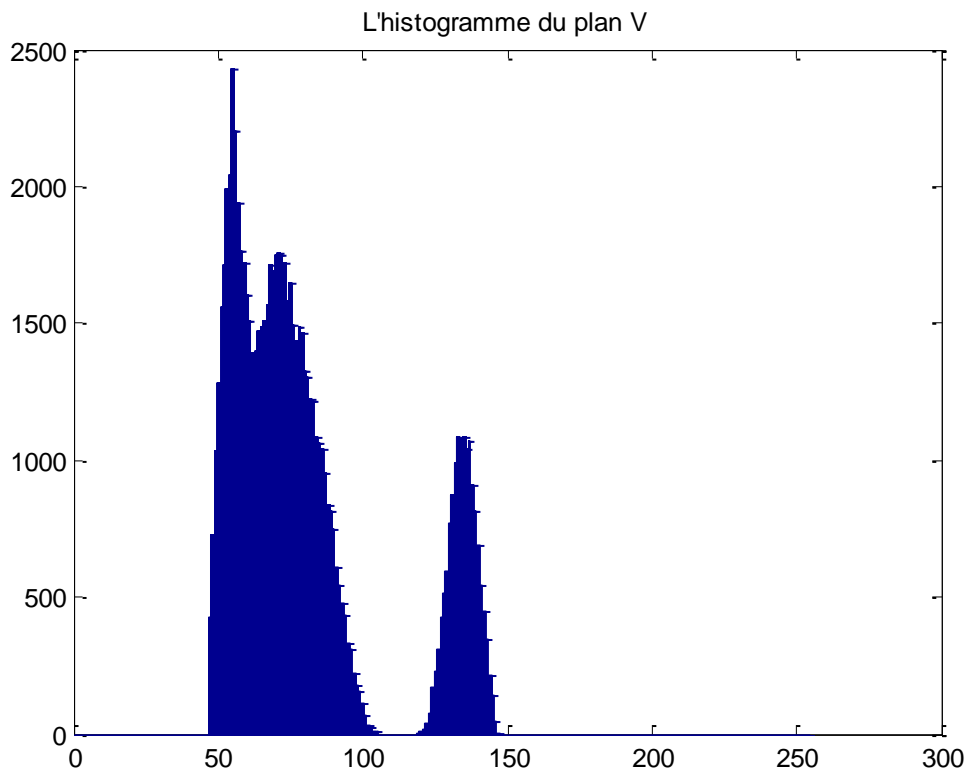
Fin.

**Les figures 4.6, 4.7 et 4.8** montrent respectivement les histogrammes monodimensionnels ( $H_R$ ), ( $H_V$ ) et ( $H_B$ ) de l'image de la figure 4.2 [Belgaid, S. ; 2015].

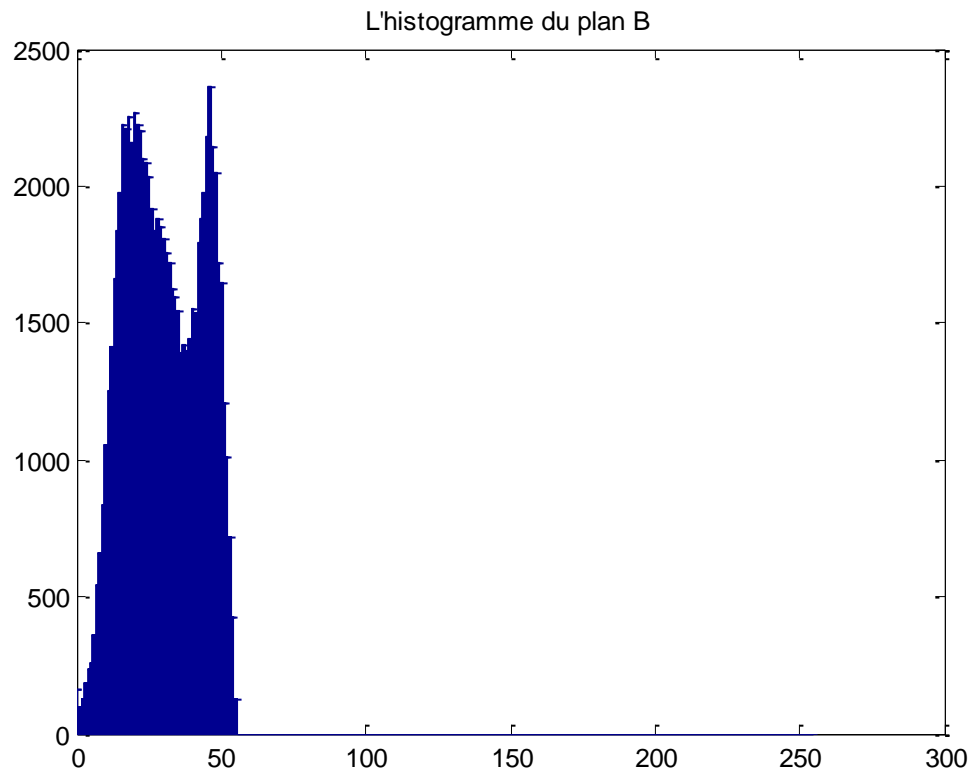
**Les figures 4.9, 4.10 et 4.11** montrent respectivement les histogrammes bidimensionnels ( $H_{RV}$ ), ( $H_{RB}$ ) et ( $H_{VB}$ ) de l'image de **la figure 4.2**.



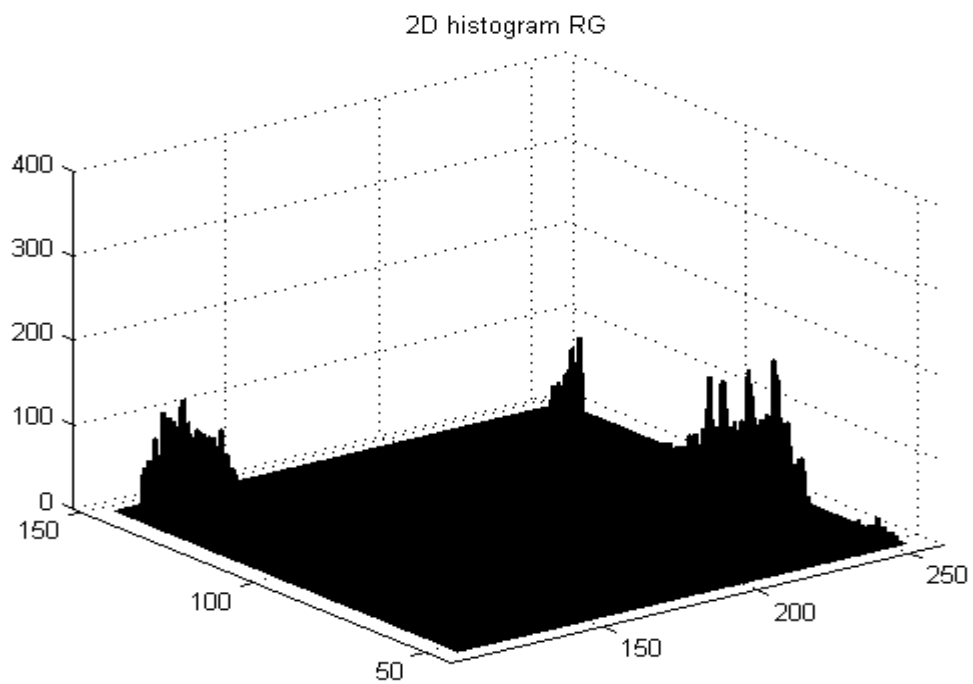
**Figure 4.6 : Histogramme de la composante Rouge.**



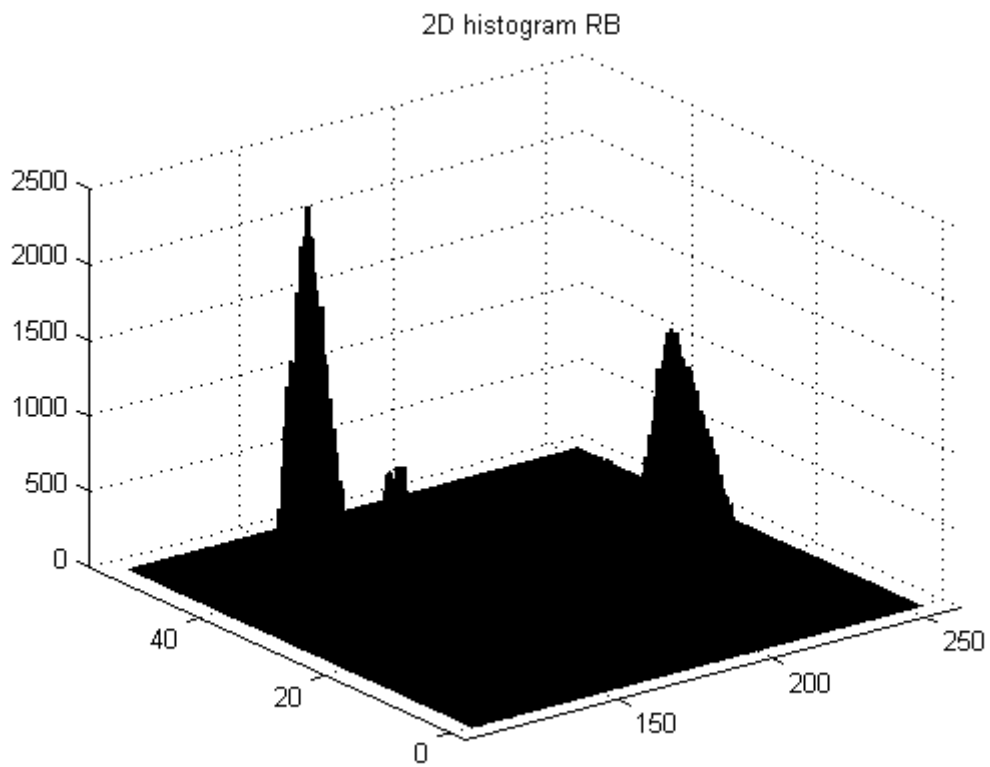
**Figure.4.7 : Histogramme de la composante Verte**



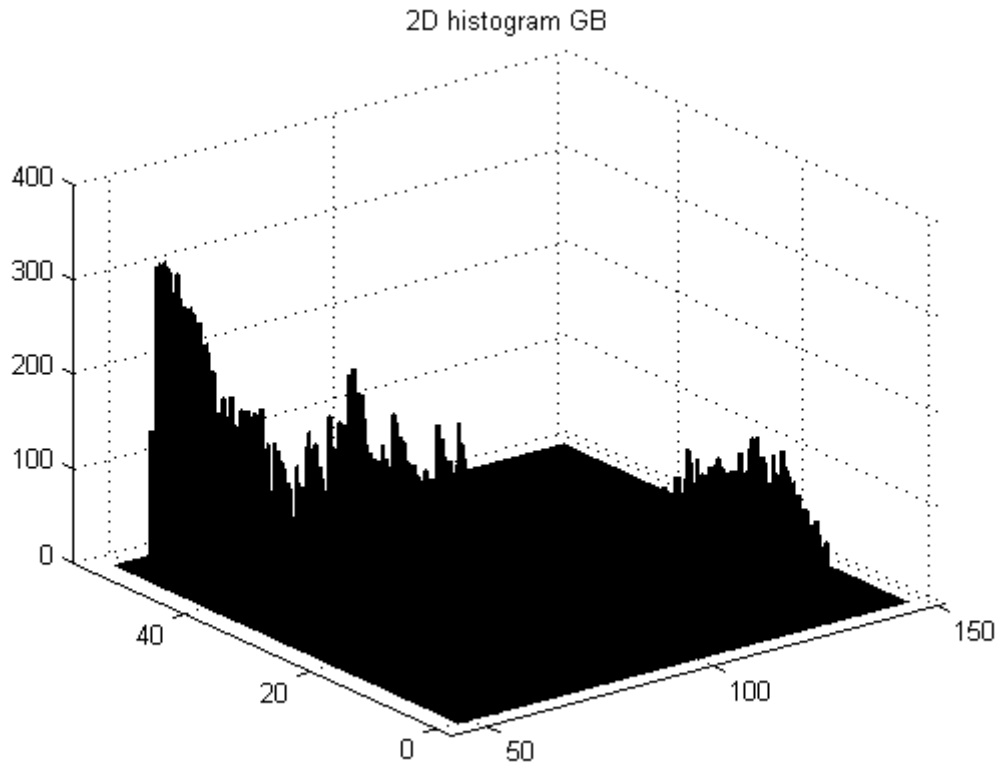
**Figure 4.8 :** Histogramme de la composante Bleue



**Figure 4.9 :** Histogramme bidimensionnel des composantes couleur Rouge et Verte de l'image pomme couleur





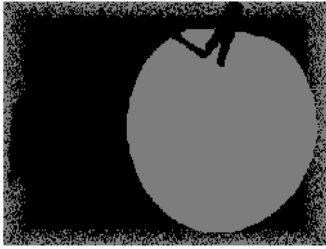
**Figure 4.10 :** Histogramme bidimensionnel des composantes couleur Rouge et bleue de l'image pomme couleur



**Figure 4.11** : Histogramme bidimensionnel des composantes couleur Vert et bleue de l'image pomme couleur

#### 4.4 Extraction et comparaison des classes couleurs à partir des histogrammes 2D

À chaque itération, on soustrait une classe couleur de l'image. On continue les itérations jusqu'à ce que toutes les classes couleur de l'image soient détectées. **La figure 4.12** donne les résultats de segmentation de l'image « pomme couleur » **les figure 4.13 et 4.14** donnent les histogrammes 2d à partir desquels nous avons extraits les classe de segmentation

Itération N <sup>0</sup>	Paires de bandes choisies	Classe exécréter	
1	Rouge-Vert		
2	Rouge-Bleu		

**Figure 4.12** : résultat de segmentation de l'image « pomme couleur »

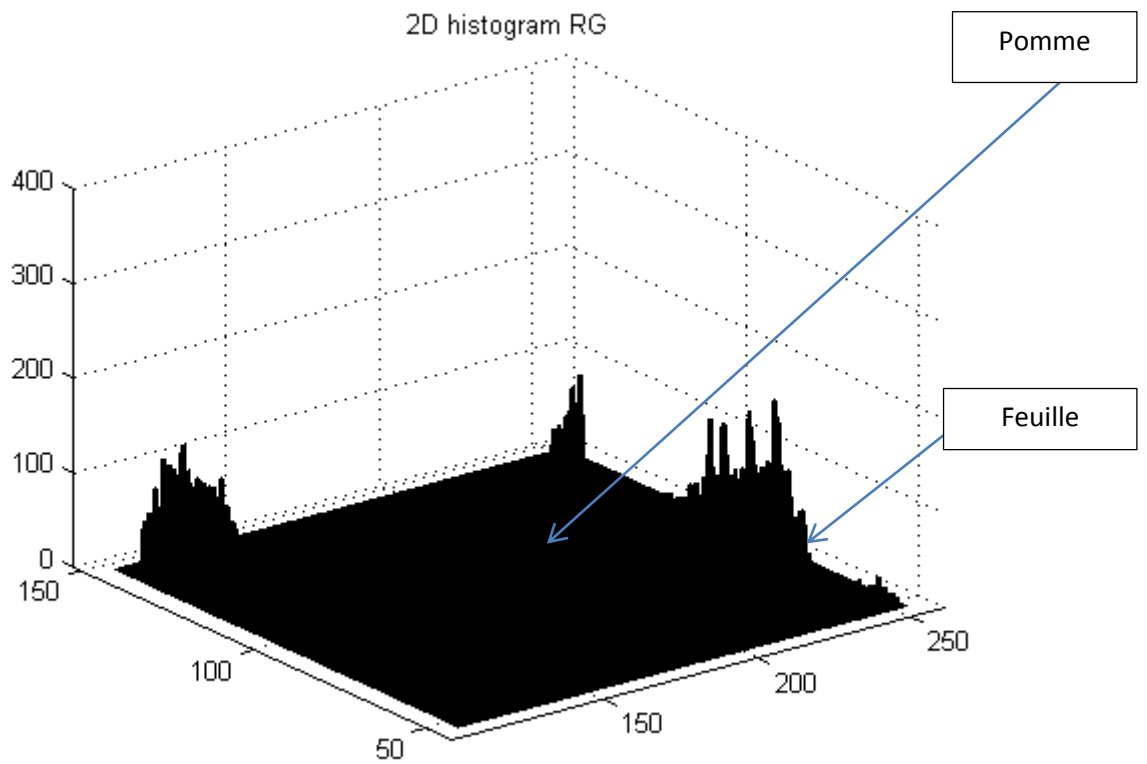


Figure 4.13 : L'histogramme 2d à partir de quel nous avons extraits les classes pomme et feuille

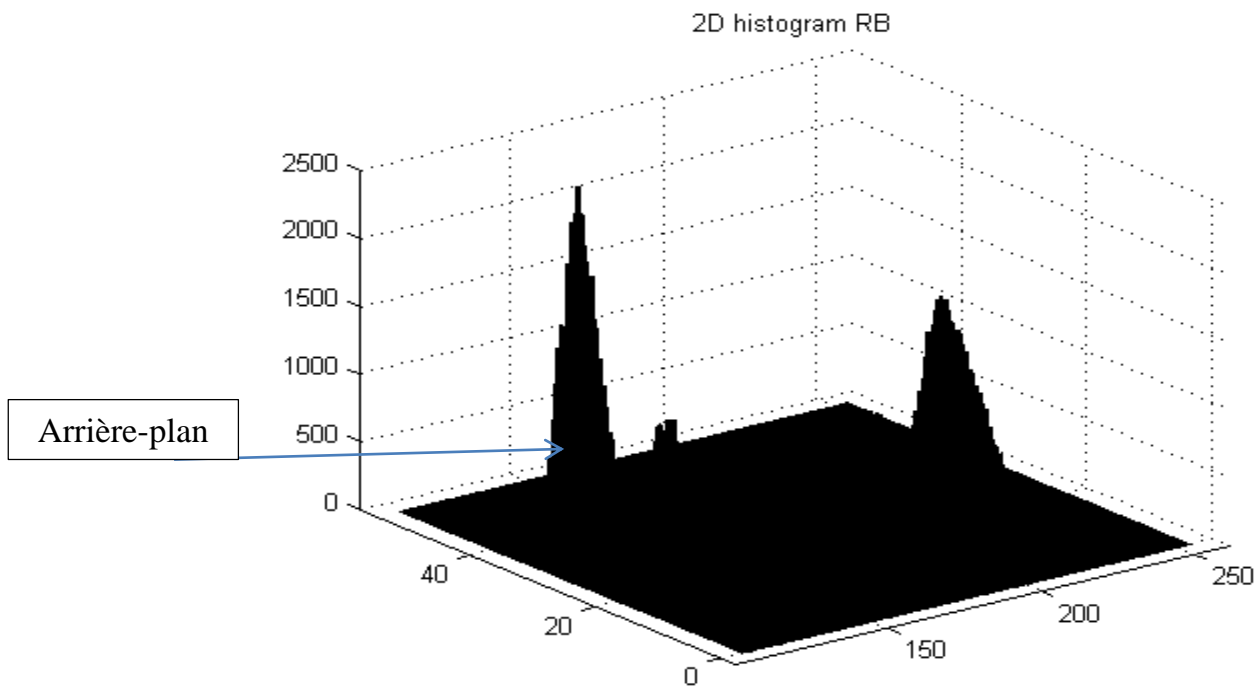


Figure 4.14 : L'histogramme 2d à partir de quel nous avons extraits le classe arrière-plan.

### 4.5 Test d'arrêt

Ce test permet de quitter l'algorithme suivant deux cas. Soit l'extraction est impossible, soit tous les pixels de l'image ont été traités.

Dans le chapitre suivant nous appliquerons l'algorithme de segmentation sur des images de cytologie multi-spectrales où nous comparerons les différents résultats obtenues.

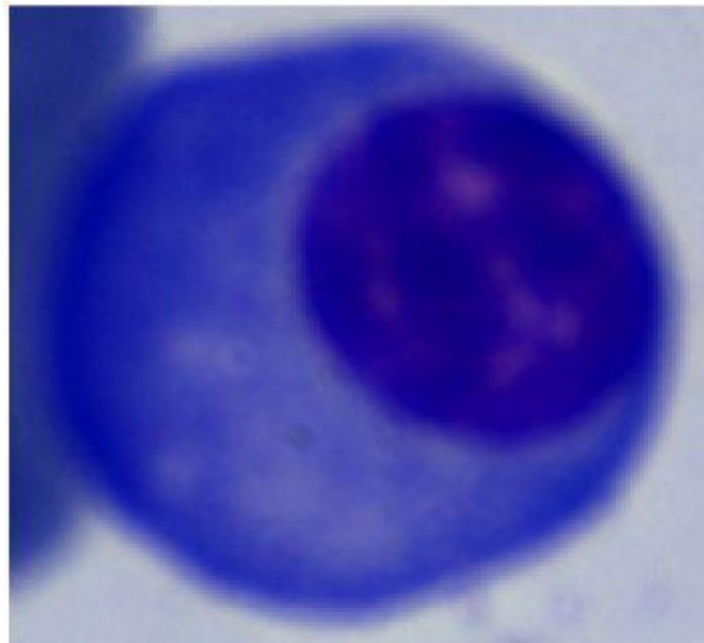
## Chapitre 5

### Tests et Résultats

#### 5.1. Résultats de segmentation obtenus à partir de l'image de cytologie



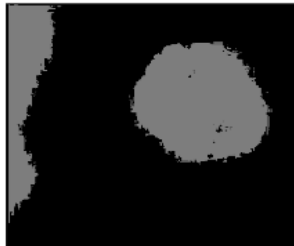
Afin de tester et d'évaluer les performances de la méthode décrite dans le chapitre précédent, nous l'avons testée sur l'image cytologique couleur «cellule globule blanc » [2] de **la figure 5.1**.

Cette image multispectrale est de résolution  $322 \times 356$ , codée dans le système RVB. Cette image contient trois classes couleur : la classe noyau, la classe cytoplasme et la classe plasma qui constitue l'arrière-plan de l'image (backgroun). Chaque composante couleur est une image 8 bits codée sur 256 niveaux de gris. Les deux classe noyau et cytoplasme ont des couleurs très proche donc difficile à discriminer en passant de bleu foncé au bleu moins foncé. Donc une mauvaise segmentation pourrait considérer ces deux régions comme une seule classe.



**Figure 5.1 :** Image cytologique couleur «cellule globule blanc ».

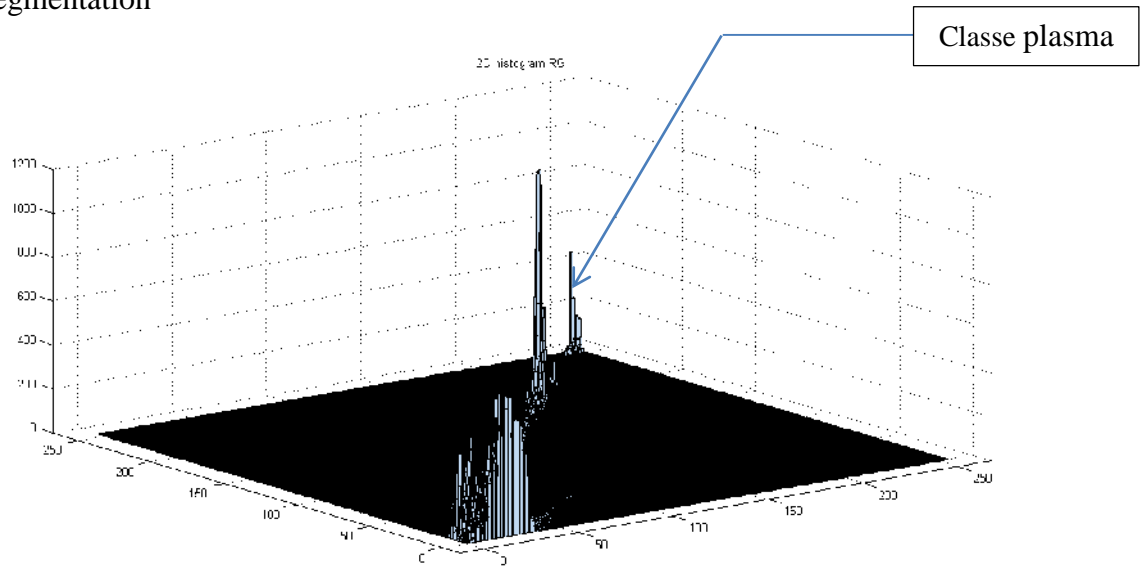
La **figure 5.2** montre les résultats de segmentation de l'image «cellule globule blanc ».

Iteration N°	Pairs de bandes choisies	Classes extraites	
1	Rouge-Vert		
2	Rouge-bleu		

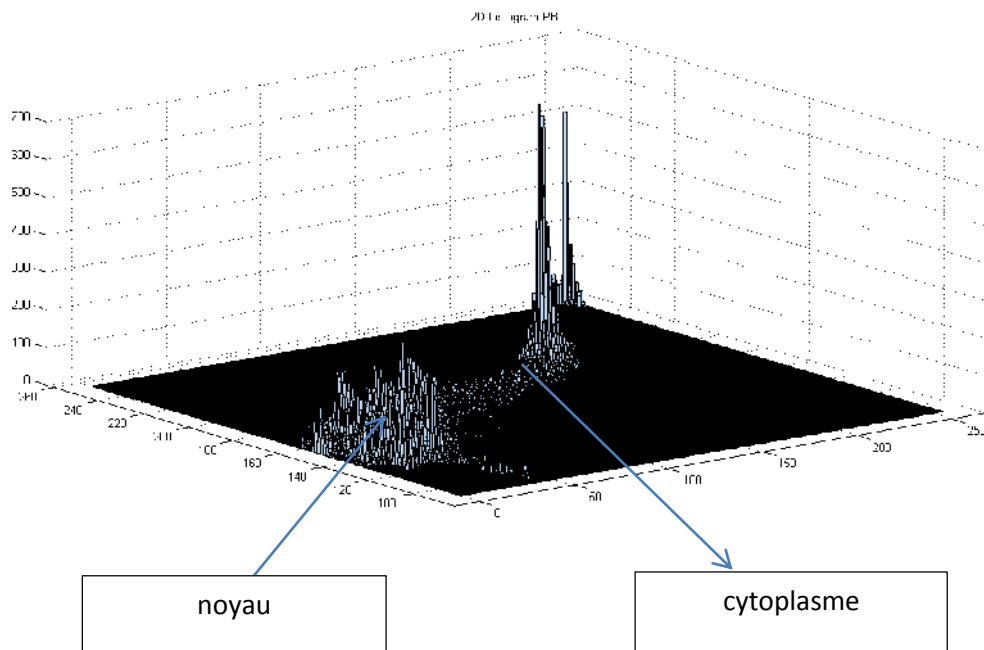
**Figure 5.2.** Résultat de segmentation de l'image «cellule globule blanc ».

Dans ce test, deux itérations ont été nécessaires pour extraire les quatre classes couleur de l'image. Chaque classe extraite correspond à une région de l'image, à savoir, noyau, le cytoplasme, les globules rouges et le plasma.

Les **figure 5.3 et 5.4** donnent les histogrammes 2D a partir des quels nous avons extraits les classe de segmentation



**Figure 5.3:** histogrammes 2D a partir des quels nous avons extrait la classe arrière-plan

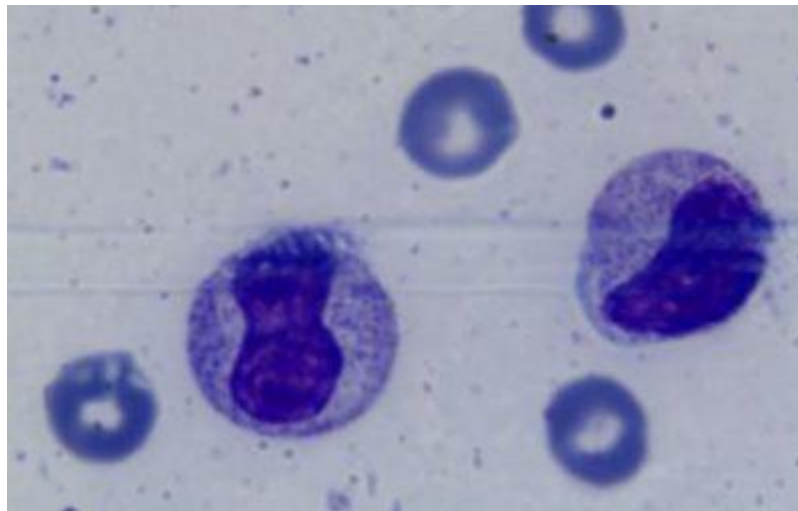


**Figure 5.4:** histogrammes 2D a partir des quels nous avons extraits le noyau et cytoplasme

## 5.2. Résultats de segmentation obtenus à partir de l'image « cellule sanguine »

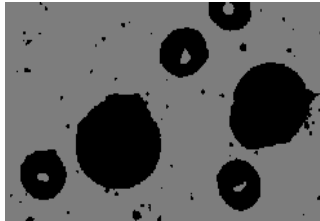



Afin de tester et d'évaluer les performances de la méthode décrite dans le chapitre précédent, nous l'avons testée sur l'image cytologique couleur «cellule sanguine» [13] de la **figure 5.5**.

Cette image multispectrale est de résolution 254×399, codée dans le système RVB. Cette image contient quatre classes couleur : la classe noyau, la classe cytoplasme, la classe globule rouge et la classe plasma qui constitue l'arrière-plan de l'image (background). Chaque composante couleur est une image 8 bits codée sur 256 niveaux de gris. Les deux classes noyau et globule rouge ont des couleurs très proche donc difficile à discriminer en passant de bleu foncé au bleu moins foncé. Donc une mauvaise segmentation pourrait considérer ces deux régions comme une seule classe.



La **figure 5.5** : Image d'une cellule sanguine.

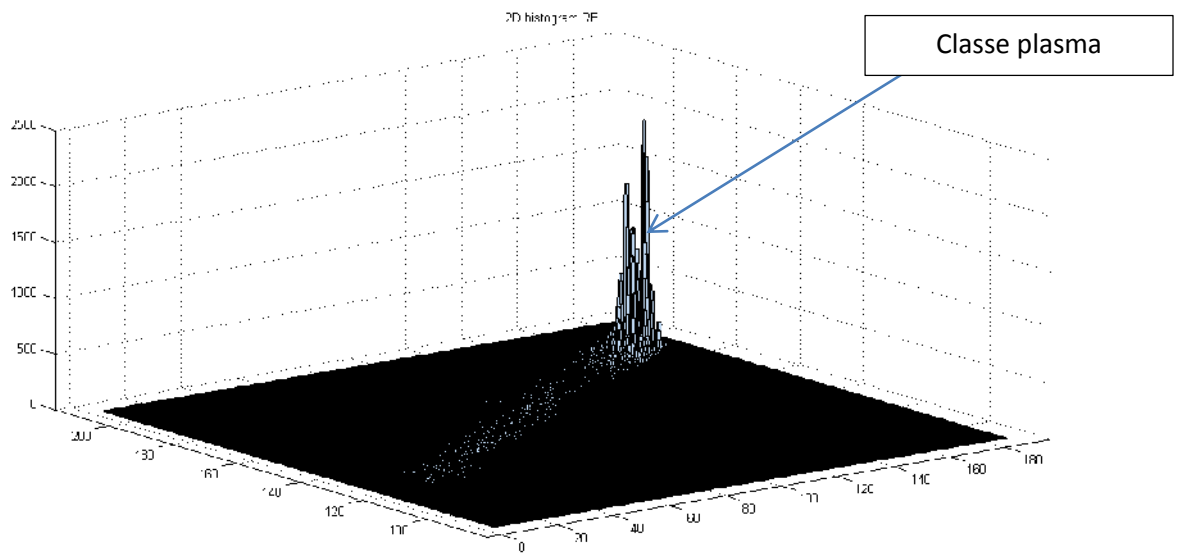
La **figure 5.6** montre les résultats de segmentation de l'image «cellule sanguine ».

Iteration N°	Composante choisie	Classes extraites	
1	Rouge-bleu		
2	Rouge-Verte		
			

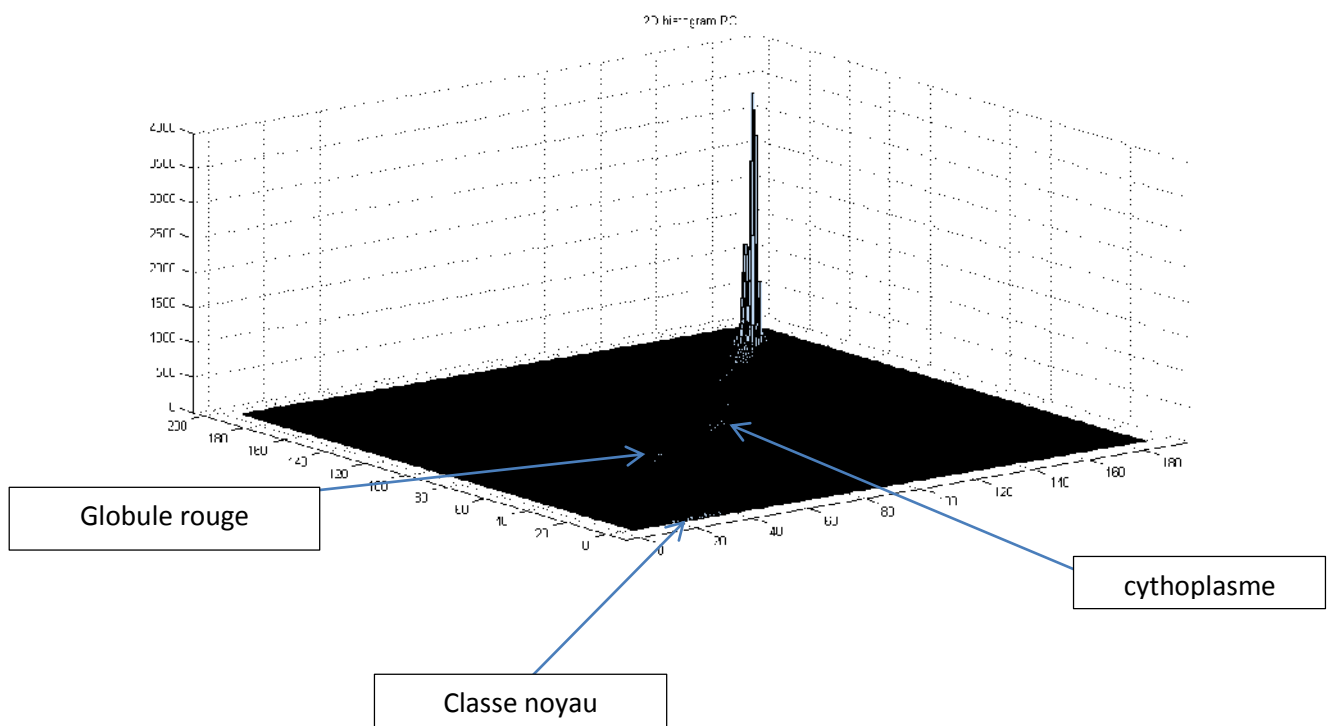
**Figure 5.6.** Résultat de segmentation de l'image «cellule sanguine ».

Dans ce test, deux itérations ont été nécessaires pour extraire les quatre classes couleur de l'image. Chaque classe extraite correspond à une région de l'image, à savoir, noyau, le cytoplasme, les globules rouges et le plasma.

Les **figure 5.7 et 5.8** donnent les histogrammes 2D a partir des quels nous avons extraits les classe de segmentation



**Figure 5.7:** histogrammes 2D a partir des quels nous avons extraits la classe arrière-plan (plasma)



**Figure 5.8:** histogrammes 2D a partir des quels nous avons extraits le noyau, le cytoplasme et les globules rouges.

## **Conclusion générale**

Le domaine dans lequel s'inscrit notre travail est la segmentation d'image qui est une étape très importante dans la plupart des systèmes de vision par ordinateur. Ce domaine est très large qu'on ne peut pas le cerner ou limiter à une approche ou une méthode particulière.

Dans notre travail, nous avons mis en œuvre un algorithme de segmentation d'images couleurs par analyse d'histogrammes bidimensionnels dans l'espace RVB. Le choix de la composante couleur la plus représentative se fait à partir des histogrammes bidimensionnels.

A chaque itération, les différentes régions appartenant au domaine modal, sont extraites en utilisant la technique de multi-seuillage d'histogrammes, en effet, le choix approprié de la composante couleur RVB permet de détecter les classe couleur rechercher.

En fin, Les résultats obtenus montre également que l'analyse récursive des différentes histogramme (association de plusieurs composantes couleurs) permet de mieux segmenter l'image couleur .

## Liste des figures

<b>Figure 1.1</b> : photo d'échographe .....	5
<b>Figure1.2</b> : Image d'un scanner.....	6
<b>Figure1.3</b> : Schéma d'un microscope optique en lumière transmise .....	10
<b>Figure1.4</b> : Schéma d'un microscope optique à fluorescence .....	11
<b>Figure 1.5</b> : Erythrocytes (Globules Rouges) .....	13
<b>Figure1.6</b> : Aspect des érythrocytes en microscopie optique.....	14
<b>Figure1.7</b> : Lymphocyte.....	15
<b>Figure 1.8:</b> Aspect des lymphocytes en microscopie optique.....	15
<b>Figure 1.9</b> : Monocyte.....	16
<b>Figure1.10</b> : aspect des monocytes en microscopie optique .....	16
<b>Figure1.11</b> : Neutrophile.....	11
<b>Figure 1.12</b> : Aspect des neutrophiles en microscopie optique .....	12
<b>Figure 1.13</b> : Eosinophile.....	18
<b>Figure 1.14</b> : Aspect des éosinophiles en microscopie optique .....	18
<b>Figure 1.15</b> : Aspect des basophiles en microscopie optique .....	19
<b>Figure 1.16</b> : Les plaquettes sanguines .....	20
<b>Figure 1.17</b> : Le plasma ou sérum.....	21
<b>Figure 1.18:</b> Une goutte de sang sur une lame de verre.....	21
<b>Figure 1.19</b> : Mise en contact de la lamelle avec le sang.....	22
<b>Figure 1.20</b> : Réalisation du frottis sanguin.....	22
<b>Figure 2.1</b> : perception humaine de la couleur.....	26

<b>Figure 2.2 :</b> coupe de l'œil humain .....	26
<b>Figure 2.3 :</b> Spectre des ondes électromagnétique.....	28
<b>Figure 2.4:</b> mélange additive des couleurs .....	30
<b>Figure 2.5 :</b> la représentation spatiale du modèle RVB .....	31
<b>Figure 2.6:</b> L'image d'une cellule sanguine en codage RVB .....	31
<b>Figure 2.7:</b> image matricielle .....	37
<b>Figure 2.8:</b> Image binaire .....	38
<b>Figure 2.9:</b> Palette des niveaux de gris .....	38
<b>Figure 2.10:</b> Image réelle en niveau de gris .....	39
<b>Figure 2.11:</b> Le voisinage B (5*5) du pixel A .....	40
<b>Figure 2.12:</b> Image montrant le contraste .....	41
<b>Figure 2.13:</b> Image bruitée" et le résultat après réduction de bruit.....	42
<b>Figure 3.1 :</b> Approche de la segmentation d'image .....	46
<b>Figure 3.2 :</b> dérivée première et seconde d'un contour de type «saut d'amplitude .....	47
<b>Figure 3.3:</b> Modélisation de la fusion de régions sur un exemple (image non réelle).....	49
<b>Figure 3.4:</b> Exemple d'application réelle de l'algorithme de fusion.....	50
<b>Figure 3.5:</b> Représentation de la Division de région .....	51
<b>Figure 3.6:</b> Exemple illustrant la méthode de division en région .....	51
<b>Figure 3.7:</b> Représentation de la segmentation par Split and Merge .....	52
<b>Figure 3.8:</b> Exemple de l'application de Split and Merge .....	52
<b>Figure 3.9:</b> Principe de classification par K-plus proches voisins.....	55
<b>Figure 3.10:</b> Image originale avec histogramme .....	59
<b>Figure 4.1 :</b> Algorithme de segmentation .....	65
<b>Figure 4.2.</b> Image « pomme couleur » dans l'espace RVB.....	67
<b>Figure 4.3.</b> Composante Verte de l'Image « pomme couleur .....	67
<b>Figure 4.4.</b> Composante Verte de l'Image « pomme couleur .....	67
<b>Figure 4.5.</b> Composante Bleu de l'Image « pomme couleur .....	68

<b>Figure 4.6 :</b> Histogramme de la composante Rouge .....	71
<b>Figure 4.7 :</b> Histogramme de la composante Verte .....	71
<b>Figure 4.8 :</b> Histogramme de la composante Bleue .....	72
<b>Figure 4.9 :</b> Histogramme bidimensionnel des composantes couleur Rouge et Verte de l'image pomme couleur.....	72
<b>Figure 4.10 :</b> Histogramme bidimensionnel des composantes couleur Rouge et bleue de l'image pomme couleur.....	73
<b>Figure 4.11 :</b> Histogramme bidimensionnel des composantes couleur Vert et bleue de l'image pomme couleur.....	74
<b>Figure 4.12 :</b> résultat de segmentation de l'image « pomme couleur » .....	75
<b>Figure 4.13 :</b> L'histogramme 2d a partir de quel nous avons extraits les classes pomme et feuille .....	76
<b>Figure 4.14 :</b> L'histogramme 2d à partir de quel nous avons extraits le classe arrière-plan .....	76
<b>Figure 5.1 :</b> Image cytologique couleur «cellule globule blanc.....	80
<b>Figure 5.2.</b> Résultat de segmentation de l'image «cellule globule blanc ».....	80
<b>Figure 5.3:</b> Histogrammes 2D a partir des quels nous avons extrait la classe arrière-plan .....	81
<b>Figure 5.4:</b> Histogrammes 2D a partir des quels nous avons extraits le noyau et cytoplasme ..	81
<b>figure 5.5 :</b> Image d'une cellule sanguine .....	82
<b>Figure 5.6.</b> Résultat de segmentation de l'image «cellule sanguine » .....	83
<b>Figure 5.7:</b> Histogrammes 2D a partir des quels nous avons extraits la classe arrière-plan(plasma) .....	84
<b>Figure 5.8:</b> Histogrammes 2D a partir des quels nous avons extraits le noyau, le cytoplasme et les globules rouges .....	84

## Bibliographie

- [1]: **M.L. Benomar** ; « segmentation d'images microscopiques de cytologie ».
- [2] : **M.BENAZZOUZ** ; « analyse intelligente des images médicales : application aux images microscopique de cytologie ».
- [3] : **belgaid s. 2015** ; segmentation d'image par seuillage non parametrique d'histogramme couleur, UMMTO.
- [4] : **S. touhami** ;« classification non supervisée de pixels d'images couleur par analyse d'histogrammes tridimensionnels ».
- [5] : **A. AMOUKRANE, M.ARAB 2014** ;« segmentation d'images couleurs par analyse d'histogrammes ». ummto
- [6] : **J. Serra** ; « espaces couleurs adaptés au traitement d'image », centre de morphologie mathématique, école des Mines de paris(serra@cmm.ensmp.fr).
- [7] : **C. Monet (1840-1926)** ; « représentation visuelle (de l'œil au cerveau) ».
- [8] : **A. Manzanera** : « la couleur ». Cours TERI-master 2 UPMC Paris 6.
- [9] : **O. Abdeli** ; « segmentation d'image par seuillage d'histogramme bidimensionnelle. »
- [10] : **A. Farid, L. Akli** : « Segmentation d'images par colonies d'araignées artificielles ».
- [11]: **k. Takahashi, H. Nakatani and K. Abe**; color image segmentation using ISODATA clustering method. 2<sup>nd</sup> Asian conf. On computer vision, vol. 1, pp. 523-527, 1995.
- [12]: **A. P. Dempster, N. M. Laird and Rubin**; Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. Journal of the Royal Statistical Society, vol. 39, pp.1-1977.
- [13]: **Bouklab. R ,2013** ; « développement d'un système de dénombrement de cellules sanguines », pour l'obtention du diplôme de master informatique université abou bekr belkaid de telemecen.
- [14] : **vandenbourcke .N, 2000** ; « segmentation d'image couleur par classification de pixels dans des espaces d'attributs colorimétriques adaptés » ; thèse de doctorat en automatique et informatique industrielle ; université de Lille 1, France.
- [15] : **Liu X. ,1991** ; « Analyse d'images couleur en composante indépendante par réseaux de neurones » ; thèse de doctorat en signal, image et parole ; Université de Grenoble.

- [16]: **L. G. Roberts**; Machine perception of three dimensional solids. In J.T. and al. Tipet, editor, optical and electro-optical Information Processing , Cambridge, 1965
- [17]: **I. Sobel**; Neighbourhood coding of binary images for fast contour following and general array binary processing.Computers graphics and images processing, 1978.
- [18]: **r. Kirsh**; Computer determination of the constituent structures of biomedical image. Computer and biomedical research. USA, 1971.
- [19]:**J. Canny**; A computational approach to edge detection. IEEE Trans. On pattern analysis and machine intelligence, 1986.
- [20]:**R. Deriche** :using canny's criteria to drive a recursively implemented optimal edge detector, International journal of computer vision (1987-1990).
- [21] : **J.shen and S. Castan**; An optimal linear operator for edge detection. In proc. IEEE computer society Conference on computer vision and pattern recognition, Miami Beach, Florida, USA, 1986.
- [22]:**S. Castan, J.Zhao et J.Shen** ; Une famille de detecteurs de contours base sur filter exponential optimal, 1989.
- [23] : **R.C.Gongalez, R.E.Woods** ; Digital image processing addison-wesley,Reading, M.A.1992.
- [24]: : **R.C.Gongalez, R.E.Woods** ; Digital image processing.Pearson prentice Hall, 2002.
- [25]:**Pavlidis , Y.T.Liow**; "Integrating region growing and edge detection" IEEE Trans. Pattern analysis and machine intelligence, 1990.
- [26]: **Jean Loïc Rose** ; «Croissance de région variationnelle et contraintes géométriques tridimensionnelles pour la segmentation d'image » thèse de Doctorat à l'Institut National des sciences appliquées de Lyon, Décembre 2008.
- [27]: **Ehrler F.** ; « Segmentation interactive pour la création d'images intelligentes basées sur les informations cachées », Thèse de Magistère au Département d'Informatique Stochastic Image Processing Group, université Genève, Février 2003.
- [28]: **Jean-Christophe Baillie** : cours de « segmentation » Module D9:traitement d'image et vision artificielle ENSTA, 2003.
- [29]: **Zouagi T** ; « Approche Fonctionnelle Générique de la Segmentation d'Images », Thèse pour l'obtention du titre de Docteur de L'institut National des sciences appliquées de Lyon, Ecole doctorale : électronique, électrotechnique et automatique, 2004.

- [30]: **Muñoz, X; Cufí, X; J. Freixenet and Martí, J;**(2000) A new approach to segmentation based on fusing circumscribed contours, region growing and clustering. P. 800-803, in Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing 2000 (ICIP'00). Vancouver, 10-13 septembre 2000, 1045 p.
- [31]: **Ito, N; Kamekura, R; Shimazu, Y; Yokoyama, T. and Matsushita, Y;**(1996).The Combination of Edge Detection and Region Extraction in Nonparametric Color Image Segmentation. Information Sciences, vol. 92, p. 277-294.
- [32]:**N. Otsu;** A threshold selection method for grey level histograms,IEEE Trans. On System, Man and Cybernetics, 1979.
- [33]:**W.D.Fisher ;** On grouping for maximum homogeneity, JASE, 1958.
- [34]: **E.J.N.Kapur,P.K.Shoo and A.K.C. Wong ;** A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram. Comput. Vision Graphics Image Process,vol 29,pp.273-285, 1985