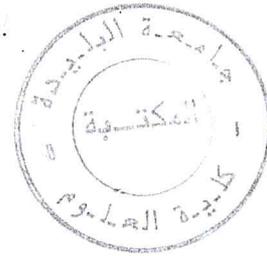


République Algérienne Démocratique et Populaire.  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique.

Université Saad Dahlab, Blida  
USDB.

Faculté des sciences.  
Département informatique.



**Mémoire pour l'obtention  
d'un diplôme d'ingénieur d'état en informatique.**

Option : Intelligence Artificielle

Sujet :

**SEGMENTATION D'IMAGES COULEURS :**  
**Application aux images cellulaires**

Présenté par:

M<sup>elle</sup> RAMOUL AMEL

M<sup>elle</sup> BOUKRIF SOUAD

Dirigé par:

M<sup>elle</sup> BENBLIDIA Nadjia

M<sup>elle</sup> REGUIEG F/Zohra

Promotion N° 03 / 2004 - 2005



## Remerciements

*Nous remercions avant tout le bon Dieu qui nous a aidé à réaliser ce modeste travail.*

*Nous tenons à remercier M<sup>lle</sup>. Benblidia Nadja et M<sup>lle</sup> Reguieg Zora pour nous avoir encadrées et pour leurs aide.*

*Nous remercions M<sup>eme</sup> le chef du département d'Informatique, tous les enseignants de la faculté des sciences de BLIDA et surtout ceux du département informatique.*

*Nous remercions les membres du jury pour nous avoir fait l'honneur de juger notre travail.*

*Un grand remerciement pour M<sup>eur</sup> R. Moussa pour son aide, ses conseils et sa disponibilité.*

*Nous remercions, de tout coeur, tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.*

*R. Amel & B. Souad*

# Dédicaces

*Je dédie ce travail :*

*A la mémoire de mon père qui a tant voulu me voir étudier et qui a tant voulu me voir à la hauteur, je prie Dieu de l'affecter aux jardins des délices et pardonner ses péchés, C'est lui L'absoluteur et Le Miséricordieux.*

*A la femme qui ma mise au monde ,qui m'a soutenue durant toutes mes études, qui a été a mes cotes dans le meilleur et dans le pire, qui a été toujours pour moi une source d'affection et d'amour*

*Ma Mère*

*A mes sœurs Fethia, Affaf et Naziha, a mon frère Mohamed, mes oncles, mes tantes, mes cousins et cousines sans oublier R. Omar.*

*Une dédicace spéciale pour mon neveu M. Zakaria et mon fiancé Youcef.*

*A mon binôme Souad et à toute sa famille.*

*A mes amies Fatma zohra et Hamida.*

*A toute la promotion d'informatique 2004 / 2005 en général et a Ratiba, Fatmazohra, Nesrine, Dalila, Mohamed, Ahmed et Brahim spécialement.*

*A Meur R. Moussa et M'hamed.*

*R. Amel*

# Dédicaces

*Je dédie ce mémoire à :*

*Mes très chers parents que je remercie infiniment pour tous leurs sacrifices, encouragements, conseils, et surtout leurs affections et amours.*

*Mes sœurs Lynda, Feirouz et ma rigotte Imane.*

*Mes frères Ahcene, Imad, Zouhir.*

*Ma belle sœur Karima et toute sa famille.*

*Mon beau frère S.Rabah ainsi que sa famille.*

*Mon ange Mehdi que j'adore.*

*Ma grande famille chacun par son nom et surtout ceux qui pensent à moi.*

*R. Amel et sa famille.*

*Meur R. Moussa*

*A tous mes amis de l'université et particulièrement H. Salima ,k.Selwa,*

*B.Tina, G.Wafa, M.Assia, B. Hamza, Z.Sofiane, B.Alilou,*

*A.KHeirEddine, D.Chakib et H.Bachir .*

**B.SOUAD**

## ملخص

نقترح في هذه المذكرة إحدى الطرق لتجزئة الصور الملونة المطبقة على صور الخلايا و التي تعتمد على المعلومة الإجمالية وكذا المحلية. هذه الطريقة تطبق خوارزمية التي تظهر المناطق المتماثلة في الصورة الملونة و ذلك بدراسة الرسم البياني للتجانس ثم للصبغة الموافق لكل منطقة متحصل عليها مسبقا و أخيرا تضم و توحد المناطق الجزئية لتجنب ما يسمى يفوق التقسيم. الغاية من طريقتنا تحديد الخلايا السليمة من الخلايا المصابة في الصور الخلوية الملونة بهدف مساعدة أخصائي أمراض الخلايا في تشخيصه.

## Résumé

Ce mémoire propose une méthode de segmentation d'images couleurs appliquée aux images cellulaires; qui considère aussi bien l'information globale que locale.

Cette méthode applique un algorithme qui détermine les régions uniformes dans une image couleur en étudiant l'histogramme d'homogénéité, puis analyse l'histogramme de la caractéristique hue (teinte) de chaque région obtenue préalablement et enfin fusionne les sous- régions pour éviter la sur segmentation.

Le but visé par notre méthode est de délimiter les cellules saines des cellules pathologique dans les images couleurs cytologiques afin d'aider le cytopathologiste dans son interprétation.

## Abstract

This paper proposes a method of color images segmentation which is applied on cells images, considering both global and local information.

This method applies an algorithm which determines uniform areas in a color image with studies the histogram of homogeneity else analysis a hue characteristic histogram of each beforehand region get, at last merges the sub regions for avoid up-segmentation.

Our purpose is to delimit the healthy cells of pathological cells in cytological color images in order to help cytopathos in his interpretation.

# TABLE DES MATIERES

INTRODUCTION GENERALE .....	01
<b>CHAPITRE I : Introduction à la vision humaine et aux espaces couleurs</b>	
I. Introduction.....	03
II. Définition des grandeurs chromatiques.....	04
III. Les modèles de la vision humaine.....	06
III. 1. Le modèle du tri-stimulus.....	06
III. 2. Le modèle des couleurs opposées.....	07
III. 3. Le modèle de Faugeras.....	07
III. 4. Le modèle de Pratt.....	08
IV. Les espaces couleur.....	08
IV. 1. L'espace couleur RVB.....	08
IV. 2. L'espace couleur XYZ.....	09
IV. 2.1. La transformation de RVB a XYZ.....	10
IV. 3. L'espace couleur $L^*u^*v^*$ .....	12
IV. 4. L'espace couleur $L^*a^*b^*$ .....	12
IV. 4.1. transformation de XYZ a $L^*a^*b^*$ .....	13
IV. 5. L'espace couleur HSL.....	14
V. Conclusion.....	15
<b>CHAPITRE II Notions générales sur la cytologie</b>	
I. Introduction a la cytologie.....	16
II. Généralités d'anatomie et de cytologie pathologiques.....	16
II.1. L'anatomie pathologique.....	16
II.2. Historique de la cytologie.....	17
II.3. Structure anatomique et cytologique.....	17
II.4. Les prélèvements en anatomie et cytologie pathologiques.....	20
II.5. Les colorations.....	22
II.6 Types cellulaires en cytologie des séreuses.....	23
III. Le screening.....	26

III.1 Le screening Manuel.....	26
III.2 Le screening automatique.....	28
III.3 Structure d'un système informatique de rescreening.....	28
IV. Conclusion.....	29
<b>CHAPITRE III Segmentation en régions d'images couleurs</b>	
I. Introduction.....	30
II. Méthodes de segmentation d'image couleur en régions.....	30
II. 1. Introduction.....	30
II. 2. Segmentation par analyse des propriétés spatiales.....	32
II.2.1. Segmentation par division de régions.....	32
II.2.2. Segmentation par croissance de régions.....	33
II.2.3 Segmentation par fusion de régions.....	33
II.2.4 Segmentation par division-fusion.....	34
II.2.5 Conclusion.....	34
II. 3. Segmentation par analyse des composantes couleur des pixels.....	35
II.3.1 Iso data.....	36
II.3.2 Analyse d'histogrammes multidimensionnel.....	36
II.3.3 Analyse d'histogrammes monodimensionnels.....	37
II.3.4 Conclusion.....	39
III. Méthode de segmentation couleur adoptée.....	40
III. 1. Etapes de la méthodologie.....	40
III. 2. Analyse d'Histogramme d'Homogénéité .....	41
III. 2.1 L'homogénéité et histogramme d'homogénéité.....	41
III.2.2 La détection des pics.....	42
III.2.3. Segmentation en régions d'homogénéité constante..	43
III. 3. Segmentation Hiérarchique à partir de la Teinte .....	44
III.3.1. Définition de la teinte.....	44
III.3.2. Segmentation hiérarchique.....	44
III. 4. Fusion des Régions .....	45

	III.4.1. Description CIE de la différence des couleurs.....	45
	III.4.2 Le critère de fusion.....	46
	IV. Conclusion .....	47
<b>CHAPITRE IV</b>	<b>Réalisation de la segmentation d'images cytologiques</b>	
	I. Introduction.....	48
	II. Présentation du logiciel SIC.....	49
	II.1. Interface du logiciel.....	49
	II.2. Les menus.....	50
	II.3. La barre des boutons.....	53
	III. Présentation des résultats.....	54
	III.1. Application de SIC à des images standard.....	54
	III.2. Application de SIC à des images cytologiques.....	62
	IV. Discussion des résultats.....	67
	<b>CONCLUSION GENERALE .....</b>	<b>68</b>

## *LISTE DES FIGURES*

<b>Figure 1.</b>	Le spectre des couleurs visibles.....	04
<b>Figure 2.</b>	Les largeurs de bande spectrale des cônes photorécepteurs.....	06
<b>Figure 3.</b>	Le modèle des couleurs opposées.....	07
<b>Figure 4 .</b>	Obtention des composantes du système de Faucher.....	08
<b>Figure 5 .</b>	La représentation spatiale du modèle <i>RVB</i> .....	09
<b>Figure 6.</b>	Variation du tri-stimulus <i>RVB</i> en fonction de la longueur d'onde...	10
<b>Figure 7.</b>	Variation du tri-stimulus <i>XYZ</i> en fonction de la longueur d'onde...	10
<b>Figure 8.</b>	La représentation spatiale du modèle $L^*a^*b^*$ .....	13
<b>Figure 9.</b>	Représentation spatiale du modèle <i>HSL</i> .....	14
<b>Figure 10.</b>	Représentation schématique de la cellule.....	18
<b>Figure 11.</b>	Epithélium pavimenteux stratifié.....	19
<b>Figure 12.</b>	Différents types d'épithélium suivant les organes.....	20
<b>Figure 13.</b>	Schéma des cavités séreuses du corps humain.....	21
<b>Figure 14.</b>	Quelques types cellulaires en cytologie des séreuses.....	25
<b>Figure 15.</b>	Le screening manuel sur une lame.....	27
<b>Figure 16.</b>	Image originale.....	33
<b>Figure 17.</b>	Image segmentée par la méthode de division de régions.....	33
<b>Figure 18.</b>	Image originale.....	34
<b>Figure 19.</b>	Graphe d'adjacence de régions de l'image de la figure 18.....	34
<b>Figure 20.</b>	Schéma de quelques méthodes de segmentation d'image couleur en régions.....	40
<b>Figure 21.</b>	Fenêtre principale de SIC.....	49
<b>Figure 22.</b>	Menu Fichier.....	50
<b>Figure 23.</b>	Menu Analyse d'histogramme.....	50
<b>Figure 24.</b>	Menu de la segmentation à partir de la teinte.....	51
<b>Figure 25.</b>	Menu Fenêtre.....	52
<b>Figure 26.</b>	Fenêtres en cascade.....	52
<b>Figure 27.</b>	Fenêtres en mosaïque.....	52
<b>Figure 28.</b>	La fenêtre à propos de SIC.....	53
<b>Figure 29.</b>	La barre des boutons.....	53

<b>Figure 30.</b>	Image maison.....	54
<b>Figure 31.</b>	Les images intensité, écart type , discontinuité, homogénéité de maison.....	55
<b>Figure 32.</b>	Histogramme d'Homogénéité.....	55
<b>Figure 33.</b>	Image segmentée à partir de l'analyse d'histogrammed'homogénéité	56
<b>Figure 34.</b>	Image Hue et ses histogrammes de 'maison'.....	56
<b>Figure 35.</b>	Image maison segmentée.....	57
<b>Figure 36.</b>	Image de fusion des régions.....	57
<b>Figure 37.</b>	Lena.....	58
<b>Figure 38.</b>	Les images intensité, écart type, discontinuité, homogénéité de Lena	58
<b>Figure 39.</b>	Histogramme d'Homogénéité.....	59
<b>Figure 40.</b>	Image segmentée à partir de l'analyse d'histogrammed'homogénéité	59
<b>Figure 41.</b>	Image Hue et ses histogrammes.....	60
<b>Figure 42.</b>	Image Lena segmentée.....	61
<b>Figure 43.</b>	Image de fusion des régions.....	61
<b>Figure 44.</b>	Image cellule1.....	62
<b>Figure 45.</b>	Les images intensité, écart type , discontinuité, homogénéité de cellule1.....	62
<b>Figure 46.</b>	Histogramme d'Homogénéité.....	62
<b>Figure 47.</b>	Image segmentée à partir de l'analyse d'histogrammed'homogénéité	63
<b>Figure 48.</b>	Image Hue et ses histogrammes.....	63
<b>Figure 49.</b>	Image cellule1 segmentée.....	64
<b>Figure 50.</b>	Image de fusion des régions.....	64
<b>Figure 51.</b>	Image cellule2.....	65
<b>Figure 52.</b>	Les images intensité, écart type, discontinuité, homogénéité de cellule2.....	65
<b>Figure 53.</b>	Histogramme d'Homogénéité.....	65
<b>Figure 54.</b>	Image segmentée à partir de l'analyse d'histogrammed'homogénéité	65
<b>Figure 55.</b>	Image Hue et ses histogrammes.....	66
<b>Figure 56.</b>	Image cellule2 segmentée.....	66
<b>Figure 57.</b>	Image de fusion des régions.....	67

## *LISTE DES TABLEAUX*

<b>Tableau 1.</b>	Les blancs de référence de l'espace <i>XYZ</i> .....	<b>11</b>
<b>Tableau 2.</b>	Les classes de cellules.....	<b>26</b>

# *INTRODUCTION*

## INTRODUCTION GENERALE

Au cours des dernières décennies, le domaine de la vision artificielle s'est énormément développé et de nombreux systèmes de vision sont de nos jours utilisés dans des domaines d'applications très variés tels que le contrôle qualité, la cartographie aérienne, le domaine médical, etc...

Ces systèmes de vision mettent en oeuvre un ou plusieurs capteurs qui fournissent une ou plusieurs images d'une scène observée et possèdent un ou plusieurs processeurs qui les analysent et en interprètent le contenu sémantique.

Les images numériques fournies par les capteurs se distinguent par :

- leur dimension spatiale qui peut être :
  - de dimension 3 : "images volumétriques",
  - de dimension 2 : "images matricielles",
  - de dimension 1 : "images linéaires".
- la nature de l'information qui est contenue dans chaque élément de l'image :
  - Colorimétrique, densitométrique, métrique, multi spectrale, photométrique, etc...

Dans ce mémoire, nous nous intéressons aux images matricielles fournies par des caméras couleur. Une image couleur se définit comme une matrice 2D de pixels, caractérisés par leurs composantes trichromatiques (R, V, B). Nous considérons la couleur comme une donnée multi-dimensionnelle dans un espace d'attributs, et non comme une mesure colorimétrique telle qu'elle est définie au sens de la Colorimétrie. Dans le domaine qui nous intéresse: la cytologie pathologique, le système (un liquide) qui fait l'objet de l'étude peut se décomposer en parties (des cellules). Les techniques associant des connaissances d'horizons divers (informatique, mathématique et biologique) permettent d'ouvrir une voie inédite à l'étude de ces cellules.

L'informatique s'affirme à présent comme une nouvelle technologie médicale majeure. Son but n'est pas de remplacer le travail des experts mais de le faciliter. Dans notre projet, nous allons faire une étude sur un système permettant de faciliter le travail d'un expert grâce au traitement de l'image.

Un expert en cytologie pathologique étudie une lame contenant des cellules. Il reconnaît les différents types de cellules présents sur cette lame et son diagnostic peut ensuite être émis. Mais cet examen visuel et manuel de cellules en suspension est une tâche très fastidieuse et une analyse des lames par un système informatique permettrait d'automatiser une partie du travail. Ce type de système sert donc en vue d'une aide au diagnostic : on ne remplace pas le travail de l'expert en cytopathologie mais on le facilite. Dans cette étude nous disposons d'images de cellules de cytologie qui seront étudiées par des techniques de traitement d'images afin d'extraire des informations qualitatives qui seront exploitées dans l'aide à l'interprétation.

Notre travail s'inscrit dans la segmentation d'images couleur, traitement bas-niveau qui consiste à créer une partition de l'image en sous-ensembles appelés régions.

Afin de mieux comprendre et suivre notre approche, dans le **premier chapitre**, nous définissons les caractéristiques d'une couleur, puis nous analysons les modèles de la vision humaine et les espaces couleurs que l'on retrouve dans la littérature.

**Dans le second chapitre**, nous abordons la théorie de la microscopie confocale, sur laquelle notre application est basée.

Une synthèse bibliographique des méthodes qui permettent de segmenter les images couleur en régions est proposée dans le **troisième chapitre**, nous les distinguons selon deux types :

- les méthodes qui construisent chaque région par un balayage de l'image ou d'une structure de données et qui considèrent qu'une région est un ensemble de pixels connexes de couleurs uniformes,
- les méthodes dans lesquelles les régions sont définies comme des ensembles de pixels connexes appartenant à une même classe de pixels.

L'originalité de notre approche repose sur la segmentation en régions par analyse d'histogrammes monodimensionnels qui fait partie de la méthode de segmentation par analyse des composantes couleur des pixels.

Enfin dans le **quatrième chapitre**, nous présentons l'application de segmentation d'image couleur que nous avons développé en justifiant tous les choix faits.

# CHAPITRE I

## I. Introduction

L'attrait pour la couleur s'explique en grande partie par le fait que la couleur est l'un des éléments fondamentaux de la perception visuelle. Depuis la préhistoire, la couleur a joué un rôle important dans la communication visuelle. Au fil des siècles les hommes ont commencé à établir les bases d'un art basé sur la couleur. A cette époque, cet art était uniquement utilitaire et aucune signification esthétique n'y était attachée. Ce n'est que plus tard que les représentations de formes colorées firent place à l'art véritable et les civilisations des pays du Moyen Orient excellaient dans la pratique de la peinture et de la teinture. Ce large usage de la couleur incita l'homme à rechercher les causes et les raisons de cet aspect des choses si bien que la couleur est restée parmi l'un des phénomènes naturels les plus étudiés des savants, des artistes et des poètes.

L'oeil est sensible aux radiations lumineuses dont la longueur d'onde est comprise entre 380 nm et 780 nm. La figure 1 montre la courbe de sensibilité de l'oeil telle quelle a été normalisée par la CIE.

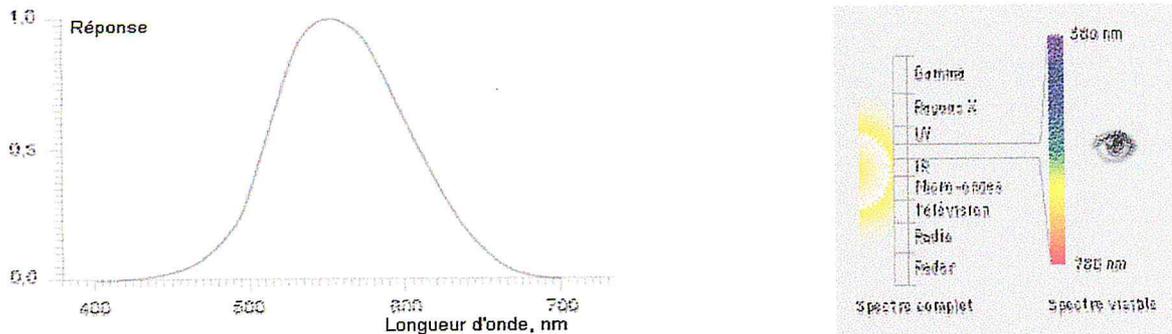


Figure 1. Le spectre des couleurs visibles.

Dans ce chapitre, nous allons tout d'abord définir les caractéristiques d'une couleur, puis analyser les modèles de la vision humaine et les espaces couleurs qui existent.

## II. Définitions des grandeurs chromatiques [IYH04]

Les couleurs sont simplement des sensations créées au niveau du cerveau à partir de stimuli détectés sous une lumière particulière par trois des pigments de la rétine (cônes). Les sensations colorées répondent à plusieurs caractéristiques dont :

### ◆ *La Teinte*

La Teinte est définie de la façon suivante : "Attribut de la sensation visuelle qui peut être décrit par des qualificatifs tels rouge, jaune...". La teinte détermine donc la couleur d'une surface.

### ◆ *Le Chroma*

Le Chroma est "le niveau de coloration d'une surface, évalué relativement à la lumière qu'elle reçoit. Le chroma d'une surface donnée est un attribut perceptif indépendant du niveau d'éclairage. Pour une surface de chromaticité constante, le chroma augmente avec la clarté de la surface, contrairement à la saturation".

### ◆ *La Saturation*

La Saturation quant à elle peut être définie de la façon suivante : "Niveau de coloration d'une surface, évalué relativement à sa luminosité. Il permet d'estimer la proportion de couleur chromatique pure dans la sensation totale. La saturation d'une surface de chromaticité constante est un attribut perceptif indépendant de sa clarté".

◆ *La Clarté*

La Clarté est “un attribut d’une sensation visuelle, selon laquelle une surface paraît diffuser plus ou moins de lumière relativement à celle reçue. La clarté s’évalue relativement au diffuseur parfait éclairé dans les mêmes conditions”.

◆ *La Luminance*

La Luminance est “une grandeur physique qui caractérise une surface émettant un rayonnement dans une direction donnée. C’est le quotient du flux émis par l’angle solide et l’aire apparente de la surface depuis la direction d’émission”.

Une question se pose alors : ***Comment représenter les différentes teintes du spectre lumineux ?***

Il existe principalement deux réponses à cette question qui sont la représentation fréquentielle et l’espace des couleurs. La première possibilité consiste à décrire un stimulus lumineux  $S$  par une estimation de sa composition spectrale. Pour cela on filtre le stimulus à l’aide d’un ensemble de  $N$  filtres ; le problème posé par cette représentation est évidemment lié au très grand nombre de capteurs nécessaires pour avoir une bonne estimation de la composition spectrale. La deuxième possibilité consiste à utiliser un espace couleur à plusieurs dimensions. Ceci porte un nom : c’est la colorimétrie. Ce modèle a été étudié et modélisé par *la Commission Internationale de l’Eclairage (CIE)* [CIE31]. C’est ce type de modèle qui est généralement utilisé comme instrument de représentation de la couleur étant donné sa simplicité.

La CIE a montré par l’expérience psycho visuelle d’égalisation des couleurs qu’en combinant trois stimuli de longueurs d’ondes particulières on pouvait synthétiser presque toutes les couleurs existantes. Les espaces couleurs sont donc des systèmes de coordonnées en trois dimensions où la couleur à analyser a été transformée en un *tri stimulus* particulier.

Nous allons étudier tout d’abord les modèles de la vision humaine puis nous verrons les espaces couleur que l’on retrouve principalement dans la littérature.

### III. Les modèles de la vision humaine

#### III.1. Le modèle du tri-stimulus

Maxwell a montré qu'une lumière blanche peut être reproduite "en apparence" par une combinaison linéaire de trois primaires. Grassman a étendu cette propriété à toute couleur et a donc établi la "tri variance" de l'espace coloré : **tout rayonnement peut être remplacé par une combinaison linéaire de 3 primaires qui aura la même apparence colorée pour un observateur [JFR02].**

Dans la pratique, la plupart du temps, le choix des primaires se porte sur le rouge, le vert, et le bleu dans les synthèses additives, et le jaune, le magenta et le cyan (leurs couleurs complémentaires) dans les synthèses soustractives. Dans la synthèse additive, on additionne les primaires pour obtenir la teinte cherchée ; dans la synthèse soustractive, partant d'une lumière considérée blanche, on soustrait à l'aide de filtres les primaires.

La rétine humaine possède trois types de cônes photorécepteurs couleur qui répondent à la lumière incidente avec trois courbes de réponse. Ces réponses sont réparties suivant trois canaux [LEZ02] qui sont le rouge, le jaune-vert et le bleu plutôt différenciés par leur largeur de bande spectrale (L : large, M : moyenne, S : petite).

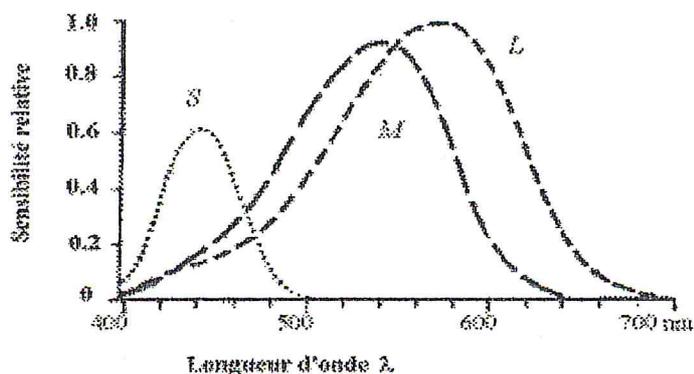


Figure 2. Les largeurs de bande spectrale des cônes photorécepteurs

Les codages des couleurs dans les différents espaces sont principalement basés sur ce modèle qui est le plus répandu.

### III.2. Le modèle des couleurs opposées [LEZ02]

Ce modèle utilise :

- Une composante chromatique qui décrit la réponse de cellules spectralement opposées (jaune-bleu),
- Une autre composante chromatique qui décrit la réponse de cellules spectralement opposées (rouge-vert),
- Une composante achromatique qui décrit la réponse de cellules qui ne sont sensibles qu'aux variations d'intensité du stimulus blanc-noir.

Ces trois composantes peuvent être formées à partir des composantes du tri-stimulus (Figure 3).

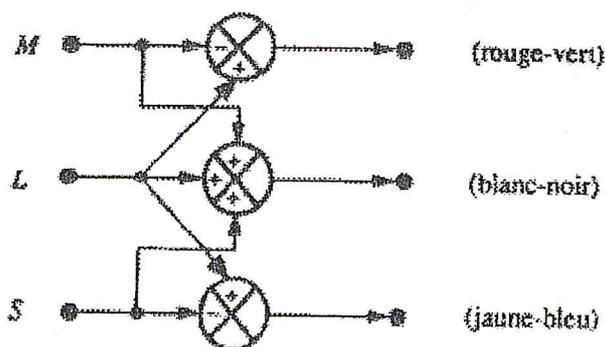


Figure 3. Le modèle des couleurs opposées

### III.3. Le modèle de Faugeras [LEZ02]

Ce modèle combine le modèle du tri-stimulus et celui des couleurs opposées en s'appuyant sur le fait que chacun représente un niveau d'abstraction différent.

Il est composé de trois parties, chacune de ces parties correspond à un traitement du stimulus lumineux à un niveau donné du système visuel humain.

Dans un premier temps la lumière incidente est transformée en trois signaux par les trois types de cônes *L*, *M* et *S*.

Ensuite intervient un opérateur logarithmique car des études physiologiques ont montré que la réponse spectrale des trois types de cônes était proportionnelle au logarithme du stimulus. La troisième étape consiste en la transformation du tri-stimulus en trois composantes : une achromatique *A* et deux chromatiques *C1* et *C2* (Figure 4).

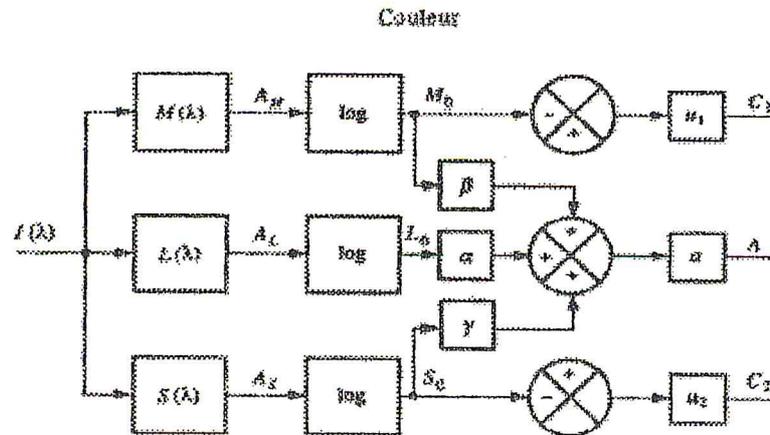


Figure 4. Obtention des composantes du système de Faugeras

### III.4. Le modèle de Pratt

Bien que des modèles tels que le tri-stimulus soient communément utilisés, il est difficile pour une personne de faire le lien entre la perception de l'apparence visuelle d'une couleur et les composantes dans un espace de couleur. Il est plus intuitif d'utiliser les termes de teinte  $T$ , de saturation  $S$  et de luminance  $L$  pour décrire une couleur.

L'intérêt d'un espace couleur basé sur ces composantes réside dans leur interprétation facile et intuitive [LEZ02].

## IV. Les espaces couleur

### IV.1. L'espace de couleur RVB

Cet espace est basé sur le modèle du tri-stimulus. C'est un système additif qui décompose les couleurs en trois quantités des trois couleurs primaires : le rouge, le vert et le bleu. C'est le système le plus communément utilisé dans les images couleur et les moniteurs [LEZ02].

Le modèle *RVB* utilise le système de coordonnées cartésien. La diagonale du blanc  $(1, 1, 1)$  au noir  $(0, 0, 0)$  représente les niveaux de gris (Figure 5).

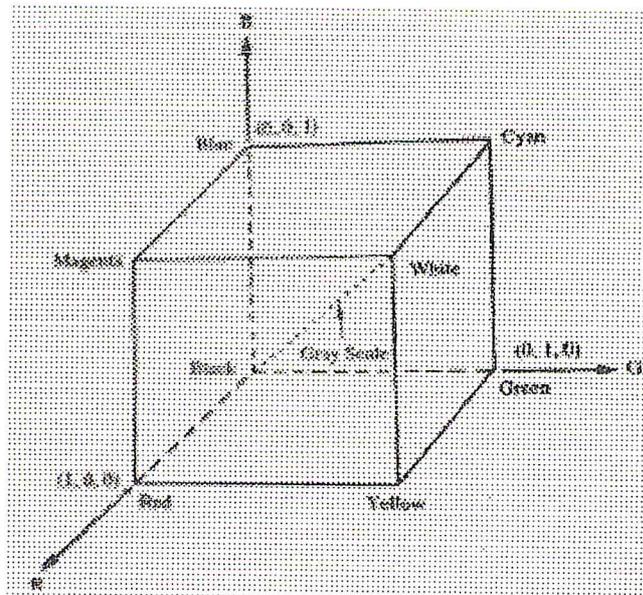


Figure 5. La représentation spatiale du modèle *RVB*

#### • **Limites de cet espace**

1. L'espace *RVB* n'est pas le meilleur espace pour reproduire la perception visuelle humaine : il est par exemple difficile d'attacher simplement une couleur à un point de cet espace.
2. Les trois composantes *RVB* sont fortement corrélées (diminuer la composante *V*, fait apparaître la teinte plus rouge), et il est difficile de séparer la notion d'intensité de la notion de chromaticité.
3. Une couleur pure a toujours au moins une composante négative.

Pour éviter ces inconvénients, il a été proposé de passer à des espaces différents: tout d'abord l'espace *XYZ*, puis des espaces dont la représentation se rapproche de la perception humaine des couleurs, et dans lesquels on peut décorréler l'intensité de la couleur (*Lab*, *TLS*, visuel hypothétique, et *TLC*).

#### **IV.2. L'espace de couleur *XYZ***

L'espace *XYZ* dépend linéairement du système *RVB* ; il a été introduit par la *CIE* pour remédier aux inconvénients du système *RVB* pour lequel certaines couleurs sont représentées par une valeur du stimulus négative qui correspondent à des inhibitions (Figure 6).

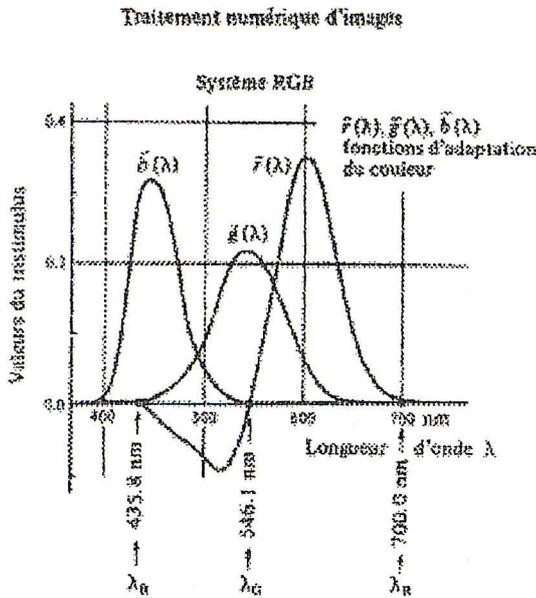


Figure 6. Variation du tri-stimulus *RVB* en fonction de la longueur d'onde

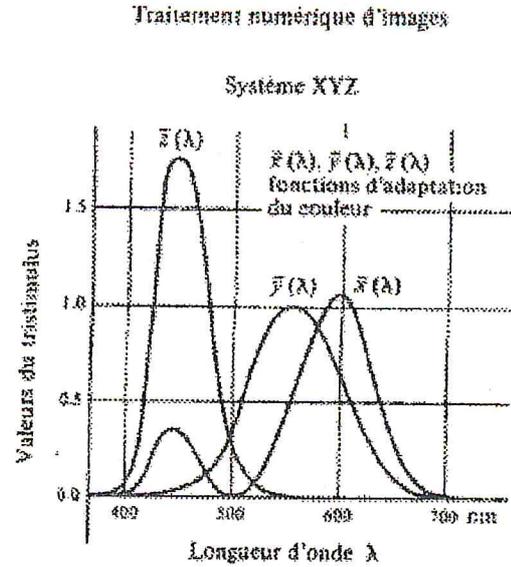


Figure 7. Variation du tri-stimulus *XYZ* en fonction de la longueur d'onde

Le système XYZ pallie à cet inconvénient et une couleur est représentée par une combinaison positive de X, Y et Z (Figure 7).

On a alors :

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_r & x_g & x_b \\ y_r & y_g & y_b \\ z_r & z_g & z_b \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} R \\ V \\ B \end{pmatrix}$$

En normalisant X, Y et Z on obtient le système xyz défini par les relations suivantes :

$$x = \left( \frac{X}{X + Y + Z} \right)$$

$$y = \left( \frac{Y}{X + Y + Z} \right)$$

$$z = \left( \frac{Z}{X + Y + Z} \right)$$

$$x + y + z = 1$$

IV.2.1. La transformation de *RVB* à *XYZ*

Le passage de l'espace *RVB* à l'espace *XYZ* se fait par une transformation linéaire. On définit donc une matrice de passage inversible nommée : *RVB XYZ*. Cette transformation doit tenir compte du blanc de référence utilisé et des couleurs

primaires considérées. En fonction de ces deux facteurs la matrice de transformation est modifiée, dès lors il convient de spécifier quel est le blanc de référence retenu et quelles sont les couleurs primaires considérées. La transformation réciproque se fait grâce à la matrice inverse de RVB XYZ nommée XYZ RVB.

Blanc de référence	$X_0$	$Y_0$	$Z_0$
CIE ILL C	0,9804	1,0	1,1810
CIE ILL D65	0,9502	1,0	1,0881
CIE ILL A	1,0983	1,0	0,3555
CIE ILL E	1,0	1,0	1,0

**Tableau1.** Les blancs de référence de l'espace XYZ

Nous donnons ci-dessous une liste des transformations de base avec leurs éléments de référence associés :

Illuminant blanc : A

Couleurs de référence : **Primaires XYZ CIE 1931**

$$\begin{aligned} X_r &= 0,892 & X_v &= 0,330 & X_b &= 0,083 \\ Y_r &= 0,322 & Y_v &= 0,863 & Y_b &= 0,004 \\ Z_r &= 0,000 & Z_v &= 0,011 & Z_b &= 0,409 \end{aligned}$$

Illuminant blanc : C

Couleurs de référence : **Standard NTSC**

$$\begin{aligned} X_r &= 0,607 & X_v &= 0,174 & X_b &= 0,200 \\ Y_r &= 0,299 & Y_v &= 0,587 & Y_b &= 0,114 \\ Z_r &= 0,000 & Z_v &= 0,066 & Z_b &= 1,116 \end{aligned}$$

Illuminant blanc : C

Couleurs de référence : **Primaires XYZ CIE 1931**

$$\begin{aligned} X_r &= 0,166 & X_v &= 0,125 & X_b &= 0,093 \\ Y_r &= 0,060 & Y_v &= 0,327 & Y_b &= 0,005 \\ Z_r &= 0,000 & Z_v &= 0,004 & Z_b &= 0,460 \end{aligned}$$

Illuminant blanc : E

Couleurs de référence : Primaires XYZ CIE 1931

$$X_r = 2,769 \quad X_v = 1,7518 \quad X_b = 1,1300$$

$$Y_r = 1,000 \quad Y_v = 4,5907 \quad Y_b = 0,0601$$

$$Z_r = 0,000 \quad Z_v = 0,0565 \quad Z_b = 5,5943$$

#### IV.3. L'espace de couleur $L^*u^*v^*$

Le problème avec l'espace XYZ est son manque d'uniformité dans la perception à savoir que deux couleurs à la même distance d'une autre ne sont pas nécessairement perceptuellement équidistantes. Pour corriger cet inconvénient la CIE a proposé en 1976 le modèle  $L^*u^*v^*$  qui est perceptuellement uniforme, c'est-à-dire que si deux couleurs A et B sont aussi proches entre elles que deux autres couleurs C et D, alors la différence perçue entre A et B sera équivalente à celle perçue entre C et D. Les équations permettant de passer du système XYZ au  $L^*u^*v^*$  sont:

$$L^* = 116 \left( \frac{Y}{Y_0} \right)^{\frac{1}{3}} - 16 \quad \text{si } \left( \frac{Y}{Y_0} \right) > 0,008856$$

$$L^* = 903,3 \left( \frac{Y}{Y_0} \right) \quad \text{ailleurs}$$

$$u^* = 13L^* (u' - u'_0)$$

$$v^* = 13L^* (v' - v'_0)$$

$$u' = \frac{4X}{X + 15Y + 3Z} \quad v' = \frac{9X}{X + 15Y + 3Z}$$

$$u'_0 = \frac{4X_0}{X_0 + 15Y_0 + 3Z_0} \quad v'_0 = \frac{9X_0}{X_0 + 15Y_0 + 3Z_0}$$

Où  $X_0, Y_0, Z_0$  sont les composantes d'un blanc de référence dans l'espace XYZ.

$L^*$  est la luminance et  $u^*$  et  $v^*$  donnent la chrominance de la couleur.

#### IV.4. L'espace de couleur $L^*a^*b^*$

L'espace  $L^*a^*b^*$  est basé sur le modèle des couleurs opposées ; c'est un espace uniforme, ce qui signifie que les écarts de couleur dans cet espace sont égaux aux écarts de couleur perçus par un observateur (en première approximation) ; c'est un espace normalisé par la CIE.

L'origine de cet espace vient de la propriété suivante: la luminance d'un rayonnement est indépendante de la chromaticité de ce dernier.

Il est également important de constater que dans le cas de l'espace RVB les composantes trichromatiques sont corrélées. Ainsi il est impossible d'obtenir l'information de luminance indépendamment de la chromaticité, en revanche, cela est possible dans le cas de l'espace Lab. On dispose de trois composantes pour un seul point de l'espace :

La variable  $L^*$  mesure la luminance (l'opposition noir-blanc) par une valeur entre 0 (noir) et 100 (blanc),

La variable  $a^*$  mesure l'opposition rouge-vert par une valeur entre -100 et +100,  $a^*$  est positif si la couleur contient du rouge, négatif si la couleur contient du vert et nulle si aucun des deux,

La variable  $b^*$  mesure l'opposition jaune-bleu par une valeur entre -100 et +100,  $b^*$  est positif si la couleur contient du jaune, négatif si la couleur contient du bleu et nulle si aucun des deux,

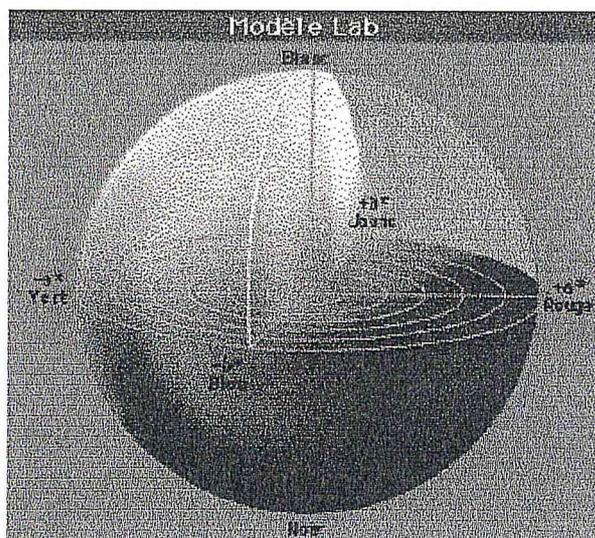


Figure 8. La représentation spatiale du modèle  $L^*a^*b^*$

#### IV.4.1. La transformation de XYZ vers $L^*a^*b^*$

Les équations de changement d'espace de XYZ vers  $L^*a^*b^*$  sont:

$$L^* = 116 \left( \frac{Y}{Y_0} \right)^{\frac{1}{3}} - 16 \text{ si } \left( \frac{Y}{Y_0} \right) > 0.008856 \text{ et } L^* = 903.3 \left( \frac{Y}{Y_0} \right) \text{ sinon}$$

$$a^* = 500 \left[ f \left( \frac{X}{X_0} \right) - f \left( \frac{Y}{Y_0} \right) \right] \text{ et } b^* = 200 \left[ f \left( \frac{Y}{Y_0} \right) - f \left( \frac{Z}{Z_0} \right) \right]$$

avec  $f(x) = (x)^{\frac{1}{3}}$  si  $x > 0.008856$  et  $f(x) = 7.787(x) + \frac{16}{116}$  sinon

L'espace  $L^*a^*b^*$  est un espace uniforme, donc par définition tout écart entre deux couleurs est égal à l'écart perçu par l'homme c'est donc un espace dont la métrique est proche de celle de l'espace visuel humain.

• **Limites de cet espace**

1. La composante  $L^*$  est décorrélée des composantes chromatiques, malheureusement le chroma dépend de la clarté.
2. Le passage de RVB à  $L^*a^*b^*$  entraîne des pertes de précision numérique qui sont dues d'une part aux changements successifs d'espaces, et d'autre part à l'approximation causée par l'exposant  $1/3$ .
3. L'accès aux informations de teinte et de chroma est faussé par les différentes étapes nécessaires au calcul.

C'est pourquoi il est préférable de passer par l'intermédiaire d'autres espaces pour définir ces grandeurs.

#### IV.5. L'espace de couleur HSL (Hue, Saturation, Luminance)

Cet espace est basé sur le modèle de Pratt (§ III.4). Comme son nom l'indique il est basé sur les trois grandeurs de Teinte, Saturation et Luminance. La Figure 9 donne une représentation de cet espace (dans l'espace euclidien RVB). Cet espace est obtenu à partir de l'espace RVB et est décrit par les équations suivantes [LEZ02]:

$$H = a \cos \left[ \frac{((R-V) + (R-B))}{2\sqrt{(R-V)^2 + (R-B)(V-B)}} \right] \text{ et si } V < B : H = 2\pi - H$$

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

$$L = R + V + B$$

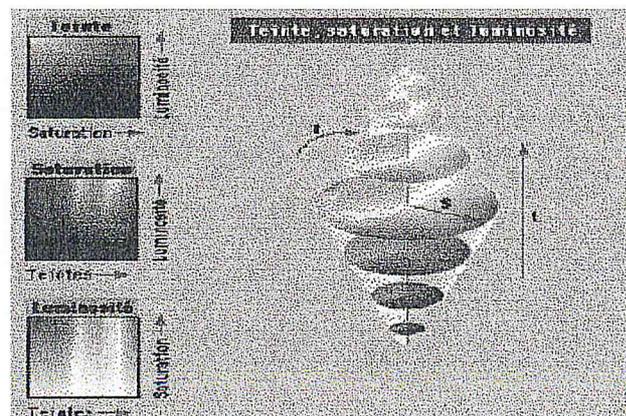


Figure 9. Représentation spatiale du modèle HSL

La non linéarité des deux équations permettant de calculer  $H$  et  $S$  entraîne des discontinuités dans leurs valeurs et deux couleurs perceptuellement proches peuvent se transformer en des composantes de teinte et de saturation très différentes. Ceci est dû aux singularités de la teinte pour les points achromatiques ( $R=V=B$ ) et de la saturation pour le noir ( $R=V=B=0$ ).

## V. Conclusion

Il existe d'autres systèmes d'espaces couleur ( $YIQ$ ,  $CMYK$ , etc.). Nous n'avons cité que les espaces principaux utilisés en traitement et analyse d'images. Chacun présente des avantages liés principalement à leur représentation. Il est difficile de prédire a priori comment une méthode va se comporter dans un espace couleur, si bien que plusieurs espaces couleur ont été conçus afin d'aborder de façon différente les problèmes rencontrés dans les applications.

## CHAPITRE II

## I. Introduction à la cytologie

La cytologie est une science biologique consacrée à l'étude de la morphologie, de la structure physique et chimique de la cellule et de leurs propriétés ; de manière simplifiée c'est la science de l'observation des cellules (*Cyto* signifie cellule en grec).

Les applications de la cytologie sont pratiquement illimitées dans les mondes végétal et animal. Chez l'humain, elles permettent de faire avancer la médecine : par exemple d'élaborer des vaccins et mettre au point de nouveaux traitements. Mais la cytologie a une importance fondamentale pour l'étude des cancers où la cellule est l'unité élémentaire malade. En pratique, elle se consacre surtout à l'examen microscopique des cellules cancéreuses pour reconnaître leur aspect, leur origine et leurs anomalies.

## II. Généralités d'anatomie et de cytologie pathologiques

### II.1. L'anatomie pathologique [LEZ02]

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 :

1 à l'oeil nu : c'est l'anatomie pathologique macroscopique,

2 au microscope :

◆ C'est l'histologie pathologique (*histo* signifie tissu en grec) où l'on examine des coupes de tissus colorées,

- ◆ C'est la cytologie pathologique (cyto signifie cellule en grec) où l'on examine un étalement de cellules isolées.

Le domaine que nous allons étudier, la *cytologie*, fait partie intégrante de la pathologie. La cytologie 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).

## **II.2. Historique de la cytologie [LEZ95]**

En 1838, Mueller fut le premier à décrire et illustrer des cellules malignes de tumeurs observées au microscope. Les premiers atlas de cytologie furent réalisés par des microscopistes français, Donné et Leuret ainsi qu'un atlas de cytologie sur le cycle menstruel réalisé par Pouchet. Des rapports sur les tumeurs en cytologie ont été réalisés ensuite par Beale sur des crachats, par Sanders sur de l'urine, par Dufour sur des fluides cérébraux, par Marissi sur des spécimens gastriques. En 1928, Papanicolaou présenta ses travaux sur l'étude cytologique du tractus génital féminin ouvrant ainsi la voie vers le dépistage systématique du cancer dans les années 1940.

## **II.3 Structure anatomique et cytologique [LEZ02]**

On peut distinguer quatre niveaux structuraux : les cellules, les tissus, les organes et les appareils ou systèmes. A son niveau structural le plus simple, l'organisme est fait de cellules. La cellule (Figure 10) est l'unité fonctionnelle la plus petite de l'organisme. Les cellules peuvent être différentes entre elles selon leur fonction.

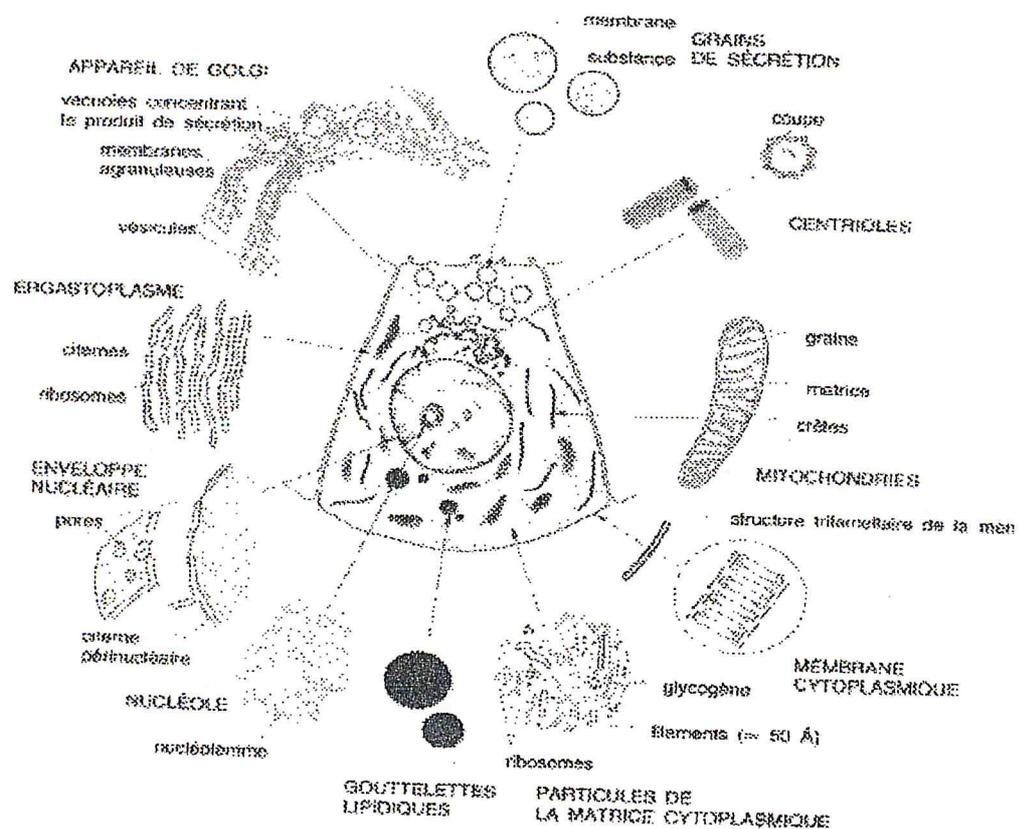


Figure 10. Représentation schématique de la cellule

Chez la majorité des animaux, y compris chez l'homme, des groupes de cellules semblables s'associent pour former des tissus. On peut définir un tissu comme un groupement de cellules qui possèdent fondamentalement la même structure et qui assurent un même ensemble de fonctions simples. On distingue ainsi (Figure 11) :

1. les tissus épithéliaux : ils recouvrent la surface des organes,
2. les tissus conjonctifs : ils servent aussi bien de soutien (os, cartilages) que d'attache d'autres tissus (tendons, ligaments ...),
3. les tissus musculaires composés de cellules spécialisées capables de se contracter,
4. les tissus nerveux : l'encéphale, la moelle épinière et les nerfs par exemple sont formés de tissus nerveux. Ces cellules sont caractérisées par de longs prolongements,
5. le tissu hématopoïétique (ou tissu sanguin).

Nous nous limiterons dans cette partie à l'étude des tissus épithéliaux. Ils sont caractérisés par une étroite juxtaposition des éléments cellulaires et ils reposent toujours sur une membrane basale : couche de collagène qui sépare le chorion de l'épithélium (*Figure 11*).

Il existe différents types d'épithélium se différenciant par leur structure :

- 1 **l'épithélium pavimenteux simple** possède une seule couche de cellules aplaties. Le mésothélium en est un.
- 2 **l'épithélium pavimenteux stratifié** possède plusieurs couches dont le nombre varie d'une région à l'autre. Ce type de tissu recouvre les parois de la bouche, du pharynx.
- 3 **l'épithélium de transition** est un tissu stratifié spécialisé tapissant.
- 4 **l'épithélium cubique simple** compose les glandes ou bien la thyroïde.
- 5 **l'épithélium cylindrique simple** tapisse le tube digestif ou bien l'estomac.

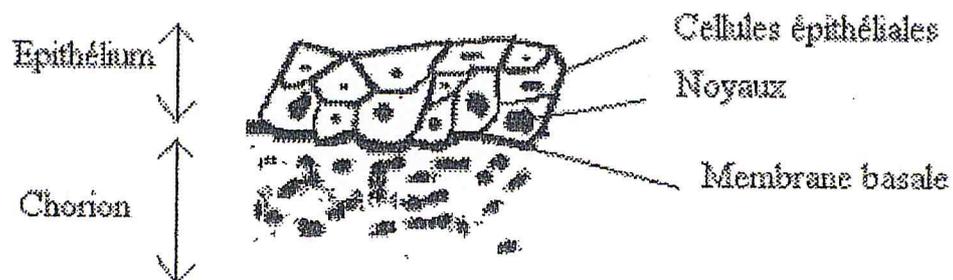


Figure 11. Epithélium pavimenteux stratifié

La Figure 12 représente les différents types d'épithélium suivant les organes. Nous pouvons définir les organes comme l'assemblage de plusieurs tissus permettant d'accomplir des fonctions plus complexes. Par exemple, l'estomac est tapissé de tissus épithéliaux, il est entouré de tissus musculaires et innervé par du tissu nerveux. Des tissus conjonctifs les maintiennent ensemble.

On entend enfin par appareil l'ensemble des organes qui accomplissent une tâche commune.

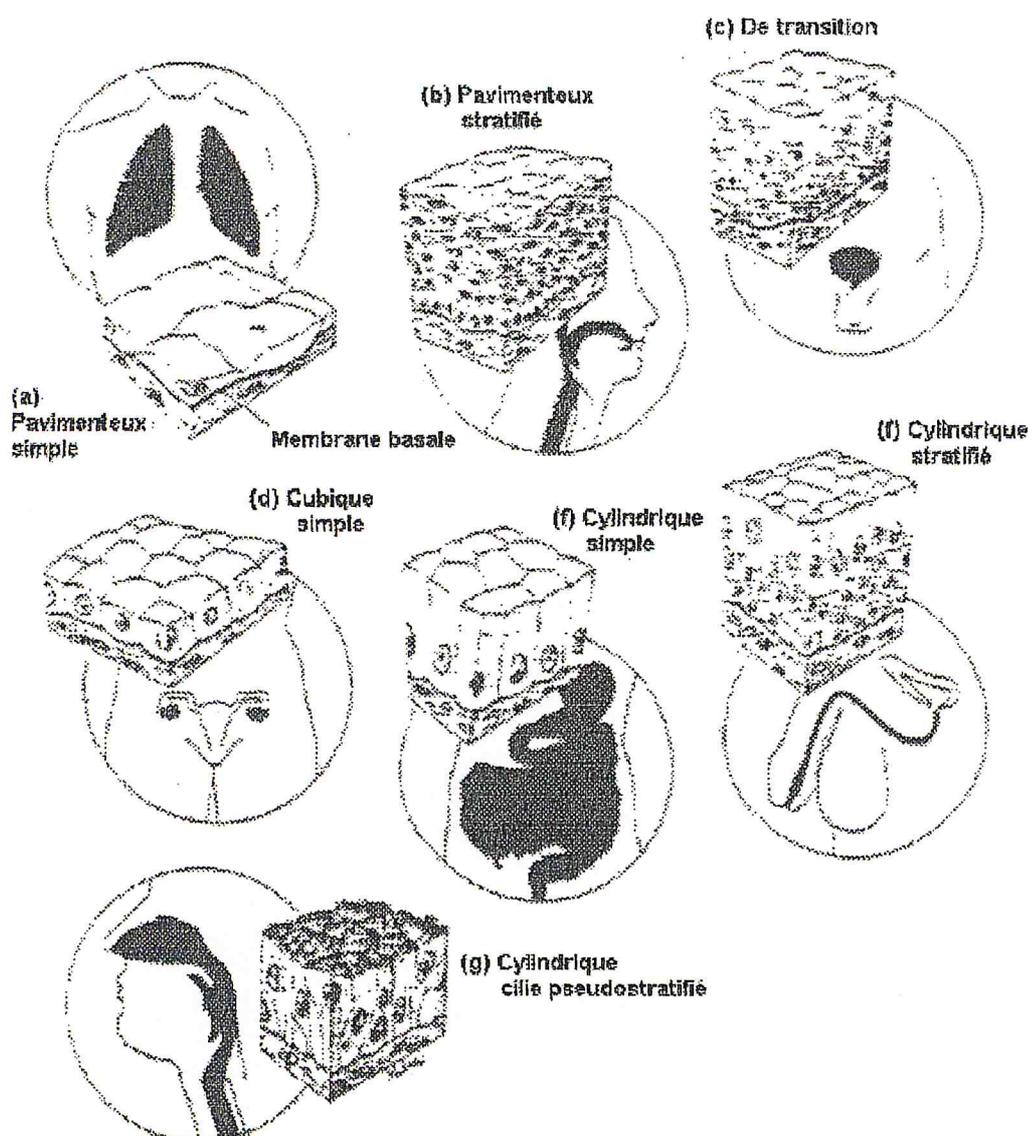


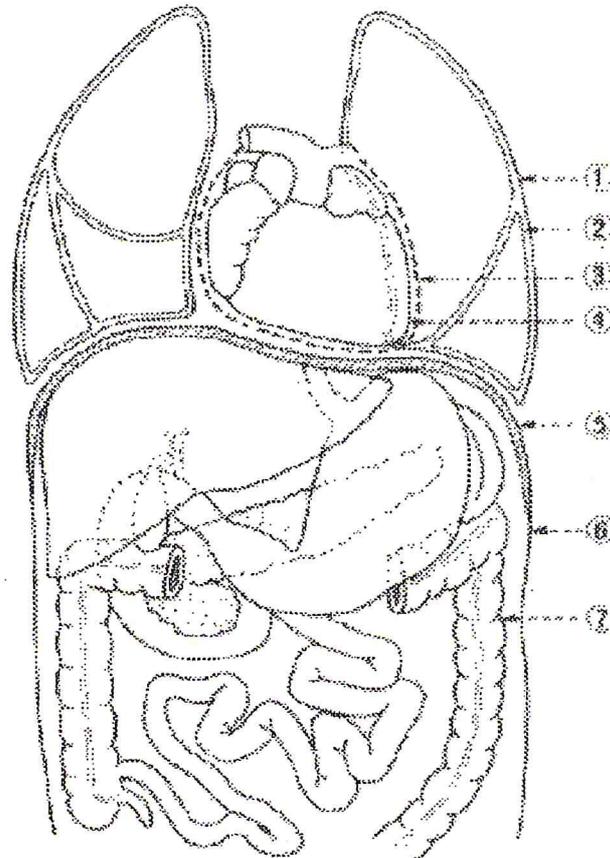
Figure 12. Différents types d'épithélium suivant les organes

#### II.4 Les prélèvements en anatomie et cytologie pathologiques

Un prélèvement nécessite un personnel qualifié et un matériel adapté. C'est un acte médical et il ne doit pas être traumatisant pour les cellules. On peut distinguer plusieurs types de prélèvements :

- 1 les *biopsies* : c'est un examen pratiqué sur un être vivant. En fait, on réserve ce terme aux petits prélèvements faits dans le but d'obtenir un diagnostic,
- 2 les *exérèses* : ce terme concerne les prélèvements de pièces plus importantes quand on a cherché à retirer la totalité de la lésion,

- 3 les *autopsies* : elles servent à déterminer les causes de la mort et les pathologies associées.
- 4 Les *prélèvements cytologiques* :
- les liquides d'épanchement des séreuses (Figure 13),
  - les urines,
  - les liquides céphalo-rachidiens,
  - les expectorations, aspirations bronchiques, brossages,
  - les frottis génitaux,
  - les cytoponctions.



**Figure 13.** Schéma des cavités séreuses du corps humain. Les cavités pleurales, péricardiques et péritonéales sont comprises entre un feuillet pariétal et un feuillet viscéral. 1 : plèvre pariétale, 2 : plèvre viscérale, 3 : péricarde, 4 : épicaarde, 5 : diaphragme, 6 : péritoine pariétal, 7 : péritoine viscéral.

Après le prélèvement on observe une autolyse des cellules (dégénérescence) et pour les conserver, on procède à une fixation. Les fixateurs sont de deux sortes : les fixateurs chimiques (Alcool-Ether, Spray, etc.) ou physiques (séchage à l'air).

L'échantillon est « technique » par centrifugation afin d'obtenir une concentration cellulaire. Le culot de centrifugation est étalé sur des lames puis fixées et colorées.

## II.5 Les colorations [LEZ 95]

Il n'existe pas de technique de coloration polyvalente. Selon le but à atteindre, en l'occurrence selon la nature chimique des différents constituants cellulaires à mettre en évidence, on fera appel à des techniques différentes.

Dans un grand nombre de cas les méthodes de coloration de topographie générale sont suffisantes. Parfois cependant des techniques histochimiques sont indispensables pour préciser le diagnostic. La coloration ne peut être réussie que si elle est précédée d'une fixation appropriée visant à préserver l'intégrité des structures à colorer.

En cytologie les fixateurs essentiellement utilisés sont le mélange alcool-éther ou des laques fixantes, ces deux méthodes permettant ensuite une coloration standard. D'autres étalements sont séchés sous réserve d'effectuer des colorations particulières telles que le May- Grunwald-Giemsa, le Bleu Alcian, le Perls et le P.A.S.

Les principales colorations cytologiques sont :

- 1 . la coloration de Papanicolaou,
- 2 . la coloration de Harris-Shorr,
- 3 le May-Grunwald-Giemsa
- 4 la coloration de Perls,
- 5 le P.A.S,
- 6 le Bleu-Alcian.

Le standard international est la coloration de Papanicolaou qui permet d'obtenir les colorations suivantes. Les noyaux cellulaires sont colorés en bleu violet par l'hématoxyline de Harris, les cytoplasmes en vert ou bleu vert par EA50 et OG6.

## **II.6 Types cellulaires en cytologie des séreuses**

Les différents types de prélèvements possibles ainsi que les différentes colorations ont été présentés. Nous travaillons sur des cellules provenant de la cytologie des séreuses colorées par le standard international de Papanicolaou [PAP28]. Afin de bien connaître tous les objets cellulaires pouvant être rencontrés, ceux-ci ont été répertoriés. Ils se répartissent en 6 catégories.

### **1. Les objets du fond de la préparation**

- 1 les hématies ou globules rouges,
- 2 les débris cytoplasmiques,
- 3 les débris nucléaires,
- 4 les noyaux nus,
- 5 les amas de mucus, les spires de Curshmann ou les calcosphérites,
- 6 les cristaux de Charcot-Leyden extra-cellulaires,
- 7 les éléments mycéliens,
- 8 les substances étrangères (grains de colorants, poussières, cellules végétales, grains de talc, dépôts de carbone des mines de crayon, bulles d'air, alternaria).

### **2. Les cellules épithéliales normales**

- 1 Mésothéliales en bague à chaton :
  - Mitoses
  - Binucléées
  - Multinucléées
- 2 Les malphigiennes
  - Intermédiaires
  - Superficielles

### **3. Les cellules inflammatoires**

- 1 Les polynucléaires
  - Neutrophiles
  - Eosinophiles

-Altérés (Pyocytes)

2 Les lymphocytes

-Activés

-Non activés

3 Les histiocytes

-Macrophages

**4. Les cellules tumorales primaires**

Cellules du mésothéliome malin

**5. Les cellules tumorales secondaires**

1 Cellules adénocarcinomateuses

2 Cellules des carcinomes épidermoïdes

**6. Les cellules tumorales rares**

1 Cellules des lymphomes malins en cellules isolées,

2 Sarcomes en cellules isolées,

3 Les mélanomes malins

Voici quelques exemples de types cellulaires (isolés ou en amas) en cytologie des séreuses (*Figure 14*). On remarque la diversité des configurations tant au niveau de la couleur (de pâle à foncé) que de la répartition spatiale pour des cellules en amas.

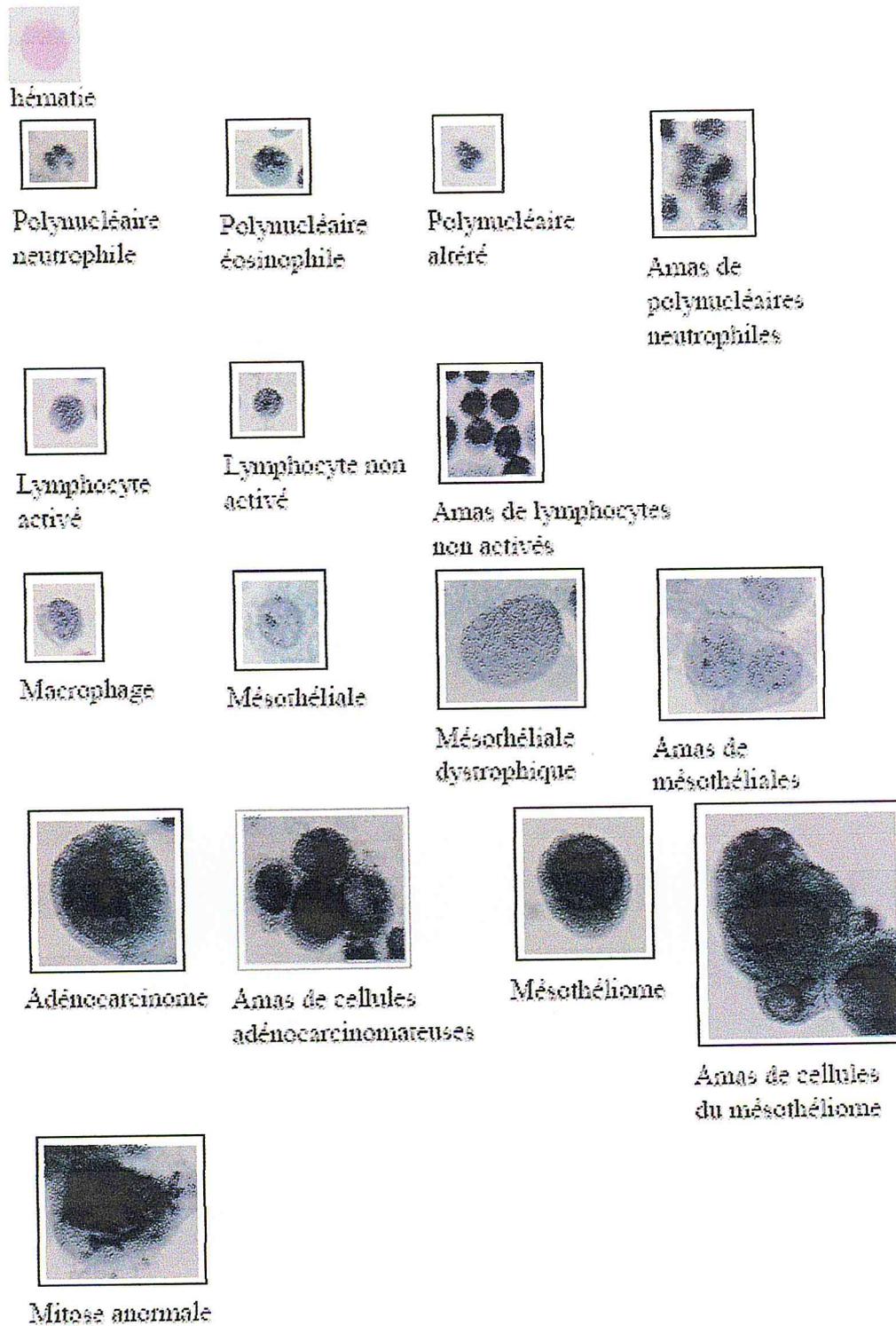


Figure 14. Quelques types cellulaires en cytologie des séreuses. Les cellules peuvent être isolées ou en amas

Numéro de classe	Nom de la classe	Regroupement
1	<b>Polynucléaires neutrophiles</b>	Polynucléaires
2	<b>Polynucléaires éosinophiles</b>	
3	<b>Polynucléaires altérés</b>	
4	<b>Lobe de Polynucléaire</b>	
5	<b>Lymphocytes non activés</b>	Lymphocytes
6	<b>Lymphocytes activés</b>	
7	<b>Macrophages</b>	Macrophages
8	<b>Sidérophages</b>	Sidérophages
9	<b>Mésothéliales</b>	Mésothéliales
10	<b>Mésothéliales dystrophiques</b>	
11	<b>Mésothéliomes</b>	Cellules anormales
12	<b>adénocarcinomes</b>	
13	<b>Carcinomes épidermoïdes</b>	
14	<b>Lymphomes</b>	
15	<b>Sarcomes</b>	
16	<b>Mélanomes malins</b>	
17	<b>Mitoses anormales</b>	Mitoses
18	<b>Mitoses normales</b>	

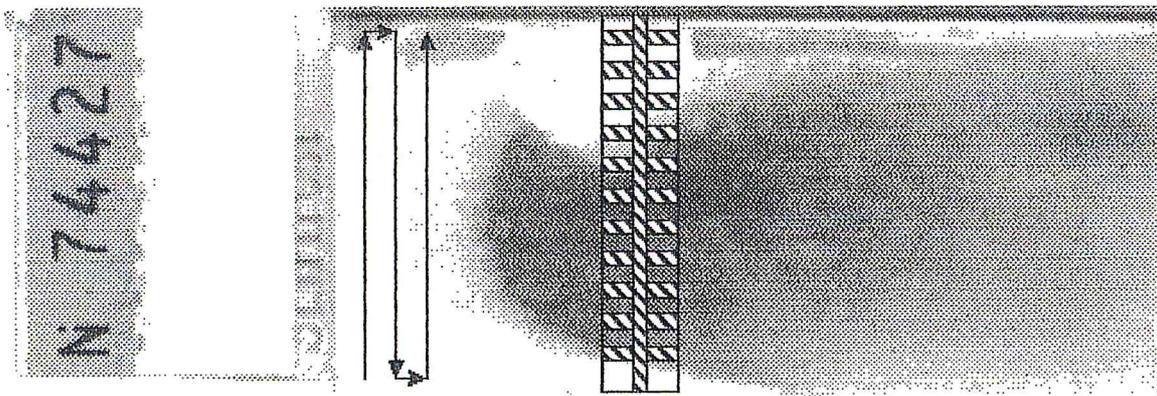
**Tableau 2.** Les classes de cellules [LEZ02]

### III. Le screening

#### III.1 Le screening Manuel [LEZ 02]

Une fois le prélèvement concentré, étalé sur une lame, les cellules sont colorées par la coloration de Papanicolaou. La phase d'expertise de la lame peut commencer. Cette phase s'appelle le *screening*. Cela consiste en une étape de lecture de la lame par un expert en cytologie (un cytotechnicien). Il repère les cellules intéressantes, à savoir les cellules qui sont ou qui pourraient être anormales. Le *screening* est donc un repérage et une évaluation visuelle de toutes les cellules présentes sur une lame afin de détecter et d'identifier d'éventuelles anomalies. Son but est principalement la détection des cellules anormales ou suspectes afin d'établir un diagnostic. Le diagnostic le plus important étant la présence de cellules anormales. Ceci est donc d'un intérêt capital pour le pathologiste dont le diagnostic dépend de la bonne détection et reconnaissance des cellules anormales ou suspectes lors du *screening*.

Un *screening* s'effectue de la manière suivante : le cytotechnicien parcourt la lame de gauche à droite et de haut en bas (technique d'aller-retour). A chaque instant il inspecte une partie de la lame à travers un champ microscopique (*Figure 15*). Lorsque le cytotechnicien passe au champ suivant, il procède à une superposition entre les champs (précédent et actuel). Cette superposition est horizontale et verticale (les superpositions sont données par les zones hachurées). Ceci permet de sécuriser le *screening* et de rendre le dépistage plus fiable.



**Figure 15.** Le *screening* manuel sur une lame

Le *screening* manuel des prélèvements cytologiques est donc difficile, fatigant, consommateur de temps et est décrit comme un travail « intense, particulièrement complexe dont le résultat repose sur le point de vue de l'être humain ». Le faible nombre de cellules anormales (comparativement aux cellules normales) observées durant le *screening* implique une grande concentration du cytotechnicien. Un cytotechnicien voit entre 30 et 200 lames par jour. Sa culture médicale est remise en cause chaque jour. A cause de ce facteur subjectif inévitable, quelques erreurs peuvent apparaître et causer des faux négatifs (une lame donnée comme ne contenant pas de cellules anormales alors que c'est le cas). Or les préoccupations principales en cytologie sont celles qui permettent d'augmenter le potentiel de vérité contenu dans le diagnostic. Un cytopathologiste s'attache donc à réaliser le moins de faux positif possible (une lame donnée comme anormale alors qu'elle ne contient que des cellules normales) mais surtout de faux négatifs. Des taux de faux négatifs ont été donnés dans la littérature et certains travaux alarmants font état de 50% de faux négatifs pour la cytologie du col. Les principales causes d'erreur en cytologie sont parmi les suivantes :

- 1 Les prélèvements non significatifs (mal faits, mal fixés, acellulaires),
- 2 Les erreurs de mauvaise interprétation
- 3 Les erreurs d'omission par diminution de la vigilance,
- 4 Le grand nombre de lames à analyser.

Certaines mesures ont été envisagées pour effectuer une vérification de 10% des lames données comme négatives : cela a été prescrit par le gouvernement américain par arrêté fédéral en réponse à un contrôle de qualité dans les services de cytopathologie.

Cependant après plusieurs années, il n'est pas apparu que ce genre de contrôle des lames élimine des erreurs de *screening*. La relecture rapide de toutes les lames donne de meilleurs résultats mais reste consommatrice de temps.

### III.2 Le screening automatique

Afin d'améliorer le contrôle de la qualité du *screening*, certaines recherches se sont orientées vers une automatisation totale du *screening*. La mise en place d'un système informatique peut apporter au cytopathologiste un plus dans le domaine de l'assurance de la qualité. En effet l'examen des lames par un cytotechnicien est une tâche subjective et celle-ci n'est pas infaillible. Un système informatique peut permettre de donner une analyse objective de la lame. De tels systèmes basés sur l'analyse d'images sont apparus rapidement.

### III.3 Structure d'un système informatique de rescreening

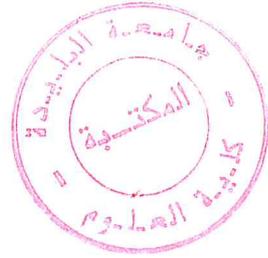
Les systèmes informatiques de *rescreening* sont conçus pour opérer de façon postérieure au *screening* manuel. Mais ils peuvent éventuellement être utilisés pour fonctionner de manière antérieure, cependant les pathologistes ont une préférence pour le *rescreening* informatique. L'architecture des systèmes utilisés pour le *rescreening* de lames de cytologie reste identique quel que soit le système employé et est constituée de trois étapes séquentielles :

- 1 La segmentation : elle consiste à extraire des objets (les composantes cellulaires) à partir d'images couleur.

- 2 La caractérisation : elle fournit des caractéristiques des objets précédemment extraits. Ces données doivent être suffisamment pertinentes et précises pour décrire les objets.
- 3 La classification : les cellules sont classées dans un type cellulaire grâce à une méthode de 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.

#### **IV. Conclusion**

Dans cette deuxième partie de ce travail, nous nous sommes intéressées au problème du tri cellulaire en vue d'une aide au *screening*. L'objectif est de développer un système permettant d'extraire les cellules d'une image couleur de la cytologie des cellules leucémiques.



# CHAPITRE III

## I. Introduction

L'emploi de la couleur en segmentation d'images est un sujet de recherche relativement récent. L'évolution de la puissance et de la capacité de stockage des ordinateurs a fourni un regain d'intérêt à l'utilisation d'images couleurs depuis quelques années. Bien que l'on trouve plusieurs sortes d'algorithmes de segmentation couleur, la littérature n'est pas aussi riche que pour les images en niveaux de gris. Pourtant les chercheurs ont pensé assez tôt à utiliser la couleur pour segmenter des images. En effet, la couleur étant une information que l'on attache directement et naturellement aux régions, une segmentation couleur devrait permettre d'obtenir des régions qui soient davantage significatives. Dans cette section nous ne traiterons que des méthodes de segmentation dites de vision universelle (de bas niveau) et pour lesquelles l'apport de la couleur consiste en un apport quantitatif (par un vecteur à trois dimensions).

Afin de situer notre approche, nous effectuons dans ce chapitre une synthèse bibliographique des méthodes qui permettent de segmenter les images couleurs en régions.

## II. Méthodes de segmentation d'images couleurs en régions

### II.1. Introduction

La segmentation d'images couleurs en régions est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition d'une image  $I$  en sous-ensembles  $R_i$  appelés régions [ZUC76]. Chaque région doit respecter des critères d'homogénéité et de connexité. L'homogénéité d'une région  $R_i$  est définie par un prédicat d'uniformité noté  $\text{Pred}(R_i)$ . Ce prédicat est vrai si  $R_i$  est homogène, faux dans le cas contraire.

Les régions doivent respecter les quatre conditions suivantes :

- $I = \cup R_i$ ,
- $R_i$  est constituée de pixels connexes pour tout  $i$ ,
- $\text{Pred}(R_i) = \text{vrai}$  pour tout  $i$ ,
- $\text{Pred}(R_i \cup R_j) = \text{faux}$  pour tout  $i \neq j$ ,  $R_i$  et  $R_j$  étant adjacents dans  $I$

La première condition implique que chaque pixel de l'image doit appartenir à une région  $R_i$  et l'union de toutes les régions correspond à l'image entière.

La deuxième condition est relative à la structure des régions. Elle définit une région comme un ensemble de pixels qui doivent être connexes.

La troisième condition exprime que chaque région doit respecter un prédicat d'uniformité. La dernière condition implique la non-réalisation de ce même prédicat pour la réunion de deux régions adjacentes.

Le résultat de la segmentation est une image dans laquelle une étiquette est attribuée à chaque pixel. L'étiquette d'un pixel correspond au numéro de la région à laquelle il appartient.

Dans ce chapitre, nous présentons un état de l'art sur les méthodes de segmentation d'images couleurs en régions que nous regroupons en fonction du type de prédicat utilisé.

Avant de rappeler les différentes méthodes de segmentation couleur, il nous semble important de préciser en quoi celles-ci peuvent varier. Les méthodes de segmentation couleur présentent plusieurs particularités que l'on retrouve systématiquement [LEZ02] :

1. *La méthode utilisée* : elle caractérise la manière d'extraire les régions d'une image grâce à son information couleur.
2. *L'espace couleur utilisé* : c'est le choix de cet espace couleur qui pose la principale difficulté pour le traitement des images couleurs. Chaque espace possède ses propres caractéristiques et peut présenter un intérêt particulier pour un type d'application. Généralement les méthodes proposées dans la littérature se veulent fonctionner quelque soit l'espace considéré, mais aucun test approprié n'est généralement donné pour choisir l'espace couleur adéquat en fonction de la méthode de segmentation. En ce sens que ce choix ne semble pouvoir être fait qu'une fois la méthode de segmentation mise en place.
3. *La métrique utilisée* : La distance euclidienne et la distance de Mahalanobis sont les plus communément utilisées. Le problème de la mesure des différences colorimétriques est un des plus importants problèmes qui se pose pour l'analyse de la distribution des couleurs. Evidemment une métrique particulière peut-être utilisée, ceci dépend de l'espace couleur utilisé et de la méthode de segmentation.

## II.2. Segmentation par analyse des propriétés spatiales

Cette première partie est consacrée aux méthodes qui considèrent une région comme un ensemble de pixels connexes dont les couleurs sont proches les unes des autres.

Ces méthodes procèdent par un balayage de l'image afin de construire les régions et font intervenir l'information colorimétrique pour la prise de décision.

Nous pouvons distinguer quatre approches [01] :

- la segmentation par division de régions,
- la segmentation par croissance de régions,
- la segmentation par fusion de régions,
- la segmentation par division-fusion de régions.

### II.2.1. Segmentation par division de régions

L'approche de la segmentation par division de régions consiste à diviser l'image originale en régions homogènes au sens d'un critère donné.

Ce processus est récursif et considère que la région initiale correspond à l'image à analyser. Si une région ne respecte pas un prédicat d'homogénéité, elle est divisée en quatre sous régions de taille égale. Chaque sous région est ensuite analysée. L'algorithme récursif s'arrête lorsque toutes les régions respectent le prédicat d'homogénéité.

A cause des divisions en quatre des régions, cette méthode est plutôt adaptée à des images carrées ayant un nombre de lignes et de colonnes égal à une puissance de deux, et dans lesquelles les régions sont de forme rectangulaire. D'autre part, cette méthode a tendance à faire apparaître des effets de blocs.

régions [FON01]. La figure 19 représente, à titre d'exemple, le graphe d'adjacence de régions obtenu à partir de l'image de la figure 18.

L'analyse du graphe d'adjacence de régions permet de fusionner des régions d'une image sur-segmentée. Le procédé consiste à fusionner deux noeuds reliés par une arête à condition qu'ils respectent un critère de fusion.

Les méthodes d'analyse des graphes d'adjacence de régions se distinguent selon l'ordre de parcours des différents noeuds du graphe et selon les critères de fusion. Comme pour la croissance de régions appliquée à l'image, l'ordre de balayage du graphe d'adjacence de régions influe sur les résultats de la fusion.

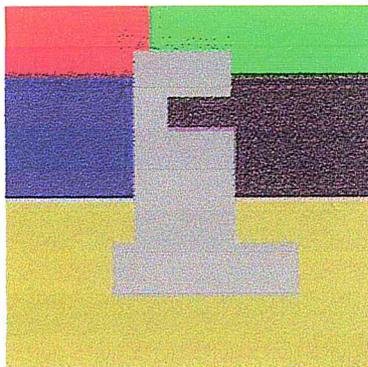


Figure 18. Image originale

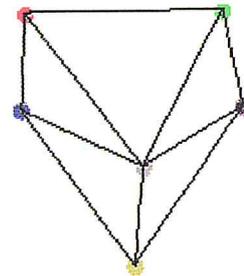


Figure 19. Graphe d'adjacence de régions de l'image de la figure 18

#### II.2.4 Segmentation par division-fusion

La segmentation par division-fusion regroupe les deux types d'approches précédentes. Tout d'abord, l'image est divisée en régions homogènes qui respectent des critères globaux, puis les régions adjacentes qui répondent à des critères locaux sont fusionnées.

#### II.2.5 Conclusion

Dans cette première partie, nous avons présenté les méthodes de segmentation en régions d'images couleurs qui considèrent une région comme un ensemble de pixels connexes ayant une couleur proche d'une valeur moyenne. Ces méthodes analysent directement l'espace image 2D et font intervenir l'information couleur 3D dans la phase de décision.

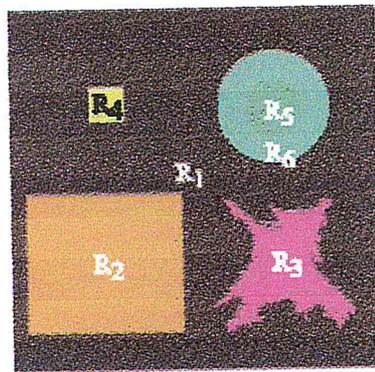


Figure 16. Image originale

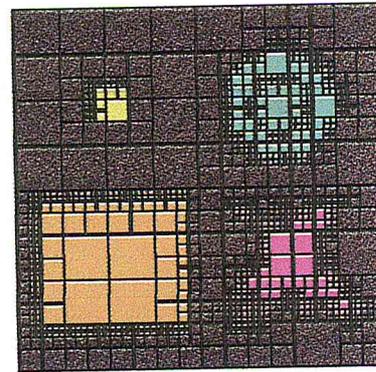


Figure 17. Image segmentée par la méthode de division de régions

### II.2.2. Segmentation par croissance de régions

Ce type de segmentation consiste à faire croître des régions en y ajoutant successivement les pixels adjacents qui satisfont un critère d'homogénéité. La croissance s'arrête lorsque tous les pixels ont été traités.

L'étape initiale consiste à sélectionner les germes des régions qui correspondent généralement à un pixel. Puis, les régions sont construites en y ajoutant successivement les pixels qui leur sont connexes et qui vérifient un critère de similarité colorimétrique.

La plupart des algorithmes de croissance de régions sont régis par un parcours de l'image selon le balayage de gauche à droite et de haut en bas.

L'avantage de la croissance de régions est de préserver la forme de chaque région de l'image. Cependant, une mauvaise sélection des germes ou un choix du critère de similarité mal adapté peut entraîner des phénomènes de sous segmentation ou de sur segmentation.

### II.2.3 Segmentation par fusion de régions

L'approche de fusion de régions est principalement fondée sur l'analyse d'un graphe d'adjacence de régions qui analyse une image pré-segmentée, constituée d'un ensemble de régions.

C'est une structure de données constituée d'un graphe non orienté dont chaque noeud représente une région et chaque arête représente une adjacence entre deux

Nous remarquons que les résultats de la segmentation peuvent dépendre de l'initialisation, comme c'est le cas lorsque des germes sont choisis aléatoirement. Certaines méthodes nécessitent le réglage de nombreux seuils et paramètres, tels que des critères de similarité ou des critères d'arrêt. L'ajustement de ces paramètres est délicat, de telle sorte qu'il est difficile de prévoir si on aboutira à une sous segmentation ou à une sur segmentation de l'image. Il est important de noter que l'ordre d'agrégation des pixels ou l'ordre de fusion des régions a une influence sur les résultats de la segmentation.

Ces limites ont conduit de nombreux auteurs à privilégier une approche globale de l'image en appliquant des méthodes de classification de données multidimensionnelles.

### II .3. Segmentation par analyse des composantes couleurs des pixels

Dans cette partie, nous nous intéresserons essentiellement aux méthodes issues du domaine de la classification de données multidimensionnelles qui sont appliquées à la segmentation des images couleurs [02].

Ces méthodes considèrent 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 couleurs similaires et forment un nuage de points bien identifiables dans l'espace de représentation des couleurs 3D. La classification consiste à retrouver ces nuages de points qui correspondent aux classes de pixels présentes dans l'image.

Les méthodes de classification ne prennent pas en compte la disposition spatiale des pixels et ne considèrent que la distribution des couleurs dans l'espace de représentation utilisé. Elles identifient les classes de pixels en présence dans l'image et affectent à chaque pixel une étiquette indiquant la classe à laquelle il appartient. La formation des régions n'est obtenue qu'après analyse de la connexité des pixels dans l'image étiquetée.

La classification est dite *supervisée* lorsque des informations a priori sont introduites dans le processus de construction des classes sous la forme d'un échantillon d'apprentissage. La classification est dite *non supervisée* lorsqu'aucune connaissance a priori n'est disponible. Cependant, nous pouvons nous interroger sur le bien fondé de la

segmentation dite non supervisée dans le sens où les méthodes utilisées font généralement intervenir des seuils qui introduisent d'une certaine manière des informations sur les classes de pixels à construire.

Dans cette partie, nous présentons quelques méthodes, parmi les plus utilisées, qui ne nécessitent pas la connaissance du nombre de classes de pixels.

### II.3.1. *Isodata* (Iterative Self - Organizing Data Analysis Techniques A)

Cette méthode [FON01] permet de partitionner l'ensemble des pixels sans connaître a priori le nombre exact de classes présentes dans l'image. Elle introduit de nouveaux paramètres afin de modifier le nombre de classes au cours des itérations :

- lorsque la somme des variances des composantes couleurs des pixels appartenant à une classe devient plus grande qu'un seuil fixé, la classe est divisée en deux,
- lorsque la distance entre les centres de gravité de deux classes devient inférieure à un autre seuil, les classes sont fusionnées.

La méthode *Isodata* peut aussi nécessiter d'autres paramètres tels que :

- le nombre minimal de pixels par classe,
- le nombre maximum de paires de classes pouvant être fusionnées,
- le nombre maximum d'itérations,
- ... etc.

### II.3.2 Analyse d'histogrammes multidimensionnels

L'approche la plus classique pour construire des classes de pixels sans connaître leur nombre a priori est fondée sur l'estimation des densités de probabilité des couleurs [02]. Comme l'information couleur est tridimensionnelle, l'outil d'estimation qui semble le mieux adapté est l'histogramme 3D.

Comme l'histogramme 3D est très gourmand en espace mémoire, peu d'auteurs se sont attachés à en développer l'analyse. Une première solution consiste à requantifier la couleur en ne considérant que les bits de poids forts de chaque composante afin de réduire l'espace mémoire occupé par l'histogramme. Cette solution peut fournir de très mauvais résultats car la phase de quantification est assimilable à une pré segmentation.

Une autre solution, préférée par de nombreux auteurs, consiste à projeter l'histogramme sur chacun des axes, construisant ainsi trois histogrammes monodimensionnels. Cette solution avantageuse en espace mémoire peut engendrer des erreurs de construction des classes dans la mesure où deux nuages séparables dans l'histogramme 3D peuvent ne plus l'être sur une projection selon une composante.

### II.3.3 Analyse d'histogrammes monodimensionnels

De nombreux auteurs déterminent les classes de pixels par analyse récursive des histogrammes monodimensionnels des différentes composantes couleurs afin de segmenter les images par des techniques de multiseuillage [FON01].

L'analyse récursive des histogrammes monodimensionnels permet de mettre en évidence, au fur et à mesure des itérations, les modes correspondant aux classes de pixels.

Les méthodes proposées dans la littérature se différencient par :

- le choix des composantes couleurs utilisées,
- la méthode et les critères d'extraction des modes,
- la détermination de la composante la plus représentative,
- les critères d'arrêt de l'analyse récursive des histogrammes.

Parmi les travaux réalisés, nous citons particulièrement ceux de :

- ♦ Y. I. Ohta, T. Kanade et T. Sakai [OKS80] appliquent une telle approche à la segmentation d'un ensemble d'images codées dans différents systèmes de représentation de la couleur. Ils montrent que cette méthode s'avère plus efficace lorsque les composantes couleurs sont décorréélées. Ainsi, ils proposent d'utiliser l'espace  $L^*a^*b^*$  pour la segmentation des images couleurs.
- ♦ R. Schettini [SCH93] propose un algorithme de segmentation composé d'un multiseuillage suivi d'une fusion de régions afin de bénéficier de leurs avantages respectifs. La méthode qu'il propose se divise en cinq étapes :
  - transformation des composantes R, V et B vers le système CIE ( $L^*$ ,  $u^*$ ,  $v^*$ )
  - détection des modes par analyse récursive des histogrammes monodimensionnels des composantes  $L^*$ ,  $u^*$  et  $v^*$ ,
  - étiquetage des pixels appartenant aux différents modes détectés,

- construction des régions par regroupement de pixels connexes assignés à la même classe,
- fusion des régions adjacentes.

L'analyse récursive des histogrammes monodimensionnels consiste à extraire de manière séquentielle le mode le plus important parmi les trois histogrammes des composantes  $L^*$ ,  $u^*$  et  $v^*$ .

R. Schettini détermine alors le mode le plus important grâce à un critère prenant notamment en compte la population associée au mode et la population totale représentée par l'histogramme. Les pixels correspondant au mode le plus important sont alors étiquetés et retirés de l'ensemble des pixels à analyser. L'ensemble des pixels est analysé de façon récursive jusqu'à ce que les histogrammes deviennent uni-modaux. Cette analyse conduit à des images sur-segmentées. Les régions sont alors fusionnées en tenant compte de leur proximité spatiale et colorimétrique. L'image segmentée est modélisée par un graphe d'adjacence de régions dans lequel chaque région est représentée par la couleur moyenne et par la somme des variances des composantes couleurs de ses pixels. La distance utilisée entre les régions est la distance de Fisher pondérée par le périmètre commun des deux régions à fusionner.

- ♦ H. Cheng [CHE00] propose une méthode de segmentation hiérarchique. Dans une première étape, il définit une mesure d'homogénéité qui prend en compte l'information colorimétrique au niveau global comme au niveau local. Cette mesure permet de construire l'histogramme d'homogénéité qui comporte en abscisse l'intensité lumineuse, définie à partir de la moyenne des composantes R, G et B, en ordonnée, la valeur de la mesure d'homogénéité correspondante. Dans une deuxième étape, H. Cheng détermine les intervalles des composantes qui définissent la position des modes pour reconstituer les classes de pixels qui correspondent aux régions uniformes de l'image. Les régions sont construites par analyse de la connexité des pixels appartenant à chacune des classes. Dans une troisième étape, chaque région est divisée en sous-régions de teinte uniforme par une analyse de l'histogramme de la teinte. Les sous-régions adjacentes de couleurs proches sont finalement fusionnées dans une quatrième étape.

L'approche est intéressante dans le sens où l'information spatiale locale est introduite dès le début de l'analyse. Cependant, nous pouvons reprocher à la méthode de perdre une grande partie de l'information colorimétrique au niveau de l'utilisation de la composante intensité.

### II.3.4 Conclusion

Les méthodes de segmentation d'images couleurs fondées sur des outils issus du domaine de la classification de données multidimensionnelles considèrent qu'une région est constituée par un ensemble de pixels connexes qui appartiennent à une même classe.

La plupart de ces méthodes analysent globalement l'image et nécessitent soit de connaître au préalable le nombre de classes, soit de régler finement des paramètres afin de déterminer le nombre de classes en présence dans la population des pixels.

L'approche par classification est efficace lorsque les nuages de points représentatifs des pixels sont distincts dans l'espace des couleurs. C'est généralement le cas lorsque les images sont constituées d'un faible nombre de régions ayant des couleurs bien différenciées. Cependant, pour certaines images, le nombre de régions peut être élevé et les couleurs moyennes des régions peuvent être proches les unes des autres. Les nuages de points se chevauchent alors dans l'espace des couleurs, ce qui peut conduire à une classification incorrecte.

Par ailleurs, nous pouvons reprocher aux méthodes de classification de privilégier les propriétés colorimétriques des pixels par rapport aux propriétés spatiales. En effet, les propriétés spatiales ne sont pas prises en compte assez tôt dans le processus de segmentation et n'interviennent que dans un deuxième temps afin de construire les régions constituées de pixels connexes appartenant à la même classe. Ainsi, lors de la classification, le contexte spatial est perdu : des nuages de points dans l'espace des couleurs peuvent ne pas correspondre à des régions significatives dans l'image analysée.

Néanmoins, des travaux récents [CHE00] introduisent l'information spatiale locale dès le début de la classification et fournissent des résultats prometteurs.

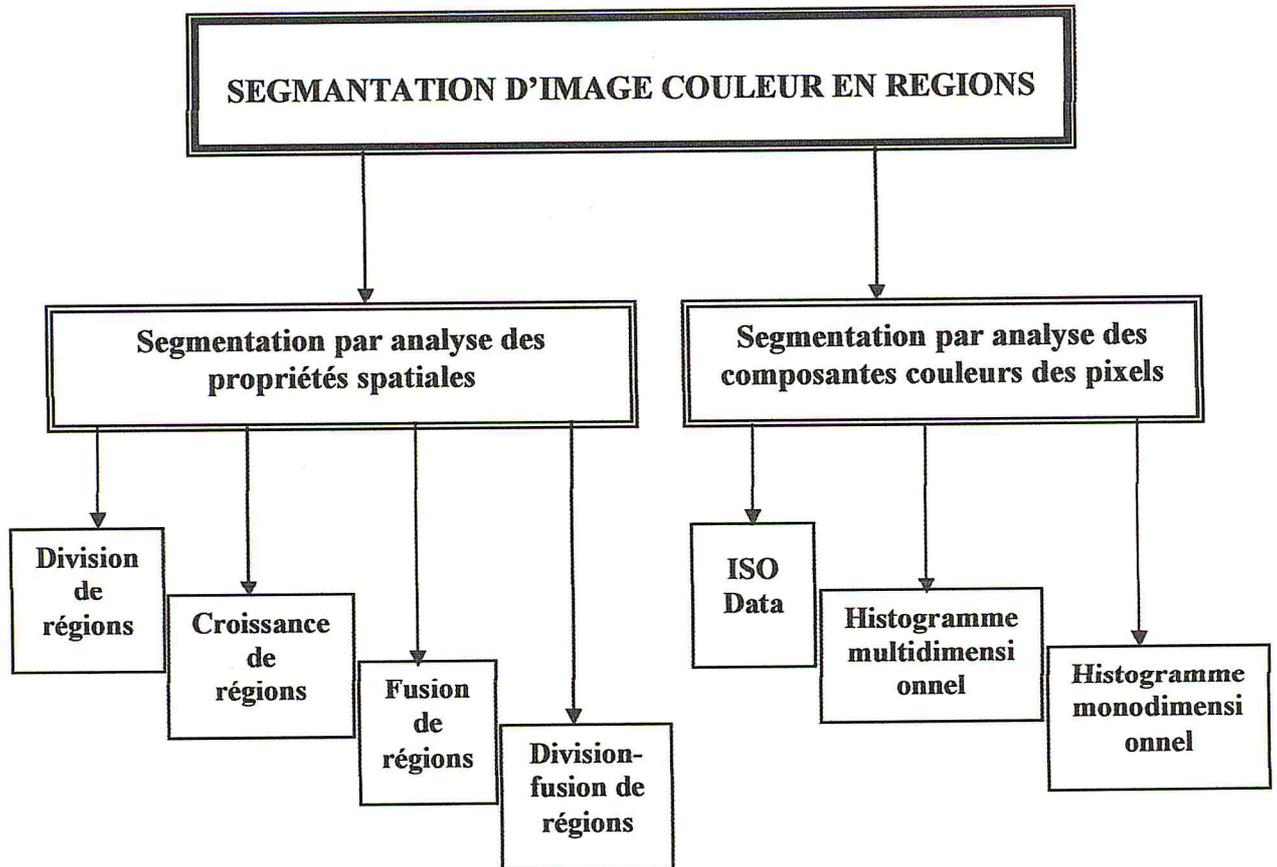


Figure 20. Schéma de quelques méthodes de segmentation d'image couleur en régions

### III. Méthode de segmentation couleur adoptée

Après avoir vu les différentes méthodes de segmentation couleur, notre choix a été porté autour de la segmentation en régions par analyse d'histogrammes monodimensionnels [02].

#### III.1. Etapes de la méthodologie

Cette méthode procède en trois étapes:

1. Détermination des régions uniformes par l'identification des pics significatifs de l'histogramme d'homogénéité. Cette étape prend en compte aussi bien l'information locale que globale ;

2. Analyse de l'histogramme de la caractéristique Hue (Teinte) de chaque région obtenue lors de la première étape. Chaque région est alors divisée en sous régions. Au final, une sous région a donc une homogénéité à peu près constante et une teinte caractéristique ;
3. Fusion des sous régions pour éviter la sur segmentation. Le critère de fusion s'appuie sur la distance entre deux couleurs qui est calculée dans l'espace CIE (L\*a\*b\*).

### III. 2. Analyse d'Histogramme d'Homogénéité

#### III. 2.1 L'homogénéité et histogramme d'homogénéité

L'homogénéité est une information locale et correspond au caractère uniforme d'une région. Elle est composée de deux informations sur l'intensité : d'une part son écart-type, d'autre part ses discontinuités (norme du gradient). En chaque point, l'écart type décrit le contraste de l'intensité dans le voisinage du point considéré ; la mesure de discontinuité indique le changement brusque de niveau de gris toujours dans un voisinage de ce point. Pour une représentation RGB, l'intensité  $I$  vérifie :

$$I = ( R + G + B ) / 3 .$$

Soit  $g_{i,j}$  l'intensité du pixel  $P_{i,j}$  situé à la position  $(i, j)$  dans une image de taille  $M \times N$ .

L'écart type  $v_{i,j}$  du Pixel  $P_{i,j}$  est calculé sur une fenêtre de taille  $d \times d$  :

$$v_{i,j} = \sqrt{\frac{1}{d^2} \sum_{p=i-\frac{d-1}{2}}^{p=i+\frac{d-1}{2}} \sum_{q=j-\frac{d-1}{2}}^{q=j+\frac{d-1}{2}} (g_{p,q} - \mu_{i,j})^2}$$

où  $0 \leq i, p \leq M - 1$ ,  $0 \leq j, q \leq N - 1$ .

$\mu_{i,j}$  est la moyenne des niveaux de gris calculée sur la même fenêtre:

$$I_{i,j} = \sum_{p=i-\frac{d-1}{2}}^{p=i+\frac{d-1}{2}} \sum_{q=j-\frac{t-1}{2}}^{q=j+\frac{t-1}{2}} (g_{p,q})$$

La mesure de discontinuité  $e_{ij}$  de l'intensité au pixel  $P(i, j)$  est calculée par l'opérateur de Sobel, sur une fenêtre de taille  $t \times t$  :

$$e_{i,j} = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

Où  $G_x$  et  $G_y$  sont respectivement les composantes du gradient de  $I$  au point  $(i,j)$  dans les directions  $x$  et  $y$ .

L'écart type  $v_{ij}$  et la mesure de discontinuité  $e_{ij}$  sont normalisés; on obtient alors l'écart type normalisé  $V_{ij}$  et la mesure de discontinuité normalisée  $E_{ij}$ . L'homogénéité  $H_{ij}$  est représenté par :

$$H_{i,j} = 1 - E_{i,j} \times V_{i,j}$$

Un choix adéquat pour la taille des fenêtres est  $d = 5$  et  $t = 3$ .

### III.2.2 La détection des pics

L'algorithme de détection des pics est présenté dans cette section. Dans la méthode de segmentation décrite dans [CHE00], il est appliqué à l'histogramme d'homogénéité aussi bien qu'à l'histogramme de teinte de chaque région.

Soit  $h$  un histogramme tel que  $h(i) \in [0, 1]$  avec  $0 \leq i \leq 255$ . L'algorithme de recherche des pics est le suivant:

- Trouver tous les pics : trouver l'ensemble  $P_0$  des points qui sont des maxima locaux dans l'histogramme.

$$P_0 = \{(i, h(i)) | h(i) > h(i-1) \text{ et } h(i) > h(i+1), 1 \leq i \leq 254\}$$

- Trouver les pics les plus significatifs : Les points dans  $P_0$  forment une nouvelle courbe. L'opération de l'étape précédente est répétée sur cet ensemble. Nous obtenons donc:

$$P_1 = \{ (p_i, h(p_i)) \mid h(p_i) > h(p_i - 1) \text{ et } h(p_i) > h(p_i + 1), p_i \in P_0 \}$$

- Seuillage : Cette étape se décompose en trois phases :
  1. La première consiste à enlever les petits pics. Plus précisément, tous les pics dont la hauteur est inférieure à 5% de la hauteur du plus grand sont enlevés.
  2. Ensuite, si deux pics sont trop près l'un de l'autre, on ne retient que le plus grand. Les auteurs considèrent que deux pics sont proches quand leur distance ( $i_2 - i_1$ ) est inférieure à 15 pixels.
  3. Si une vallée entre deux pics n'est pas assez prononcée, alors le pic le moins haut est éliminé. Plus précisément, si  $P_1$  et  $P_2$  sont les deux pics considérés alors la valeur moyenne  $h_{avg}$  entre ces deux points est :

$$h_{avg} = \frac{\sum_{p_i=p_1}^{p_i=p_2} h(p_i)}{p_2 - p_1 + 1}, \quad h_{mean} = \frac{h(p_1) + h(p_2)}{2}$$

En introduisant la valeur  $h_{mean}$  qui représente la "mi-hauteur" des deux pics, on décide que la vallée n'est pas assez profonde lorsque le pic le moins haut est alors retiré

$$\frac{h_{avg}}{h_{mean}} > 0.75$$

### III.2.3. Segmentation en régions d'homogénéité constante

Nous trouvons les modes les plus significatifs dans l'histogramme d'homogénéité en appliquant l'algorithme précédent. L'intensité correspondant aux vallées segmente l'image en des régions homogènes.

### III.3. Segmentation Hiérarchique à partir de la Teinte

#### III.3.1. Définition de la teinte

La caractéristique Hue ( $H$ ) peut être obtenue des composantes R, G, B par la transformation non linéaire suivante:

$$H = \arctan \left( \frac{\sqrt{3}(G - B)}{(R - G) + (R - B)} \right).$$

Elle correspond à la couleur prédominante d'un objet et est très adaptée à la représentation de la perception subjective des couleurs. C'est la caractéristique la plus utile pour la segmentation des couleurs car elle est peu influencée par les effets d'illumination non uniforme.

La deuxième phase de cette technique de segmentation d'images en couleur consiste alors à analyser l'histogramme de caractéristique Hue. Pour chaque région issue de l'étape 1 (voir paragraphe III.1), chaque région est divisée en sous-régions de couleurs similaires. C'est dans ce sens que la technique décrite est hiérarchique: d'abord on segmente l'image à partir de l'histogramme d'homogénéité, puis à partir des histogrammes de la caractéristique Hue (la hauteur de la hiérarchie est 2 !).

#### III.3.2. Segmentation hiérarchique

Pour chaque région issue de la segmentation basée sur l'homogénéité, on calcule le  $H$  de ses pixels, on le normalise dans l'intervalle  $[0, 255]$  et on construit l'histogramme la caractéristique Hue. Ensuite on lui applique l'algorithme de détection de pics décrit dans la section III.2.2, et finalement on cherche les vallées entre les pics. Puis, on divise l'intervalle de la caractéristique Hue en segments déterminés par les vallées. Chaque segment de l'histogramme de la caractéristique Hue représente une sous région caractérisée par une couleur similaire. Une fois que toutes les régions ont été caractérisées, on assigne à chaque sous région sa couleur moyenne, en affectant à chaque pixel les composantes R, v et B correspondantes.

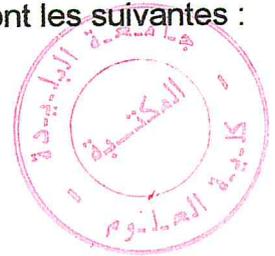
## I. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons chacune des phases de la méthodologie développée précédemment. Afin de montrer la robustesse de notre algorithme, nous l'avons appliqué sur des images standard (scènes naturelles) puis sur des images réelles (images cytologiques).

### ➤ *Matériel utilisé*

Notre logiciel a été réalisé sur un PC dont les caractéristiques sont les suivantes :

- ◆ Pentium IV.
- ◆ CPU 1.70 GHz.
- ◆ RAM de 256 Mo.
- ◆ Disque dur de capacité 40 Go.
- ◆ Carte graphique S3 Graphics, Inc.



### ➤ *Description des images*

Les images manipulées dans notre logiciel sont des images couleurs de format bitmap. Un fichier BMP est un fichier bitmap, c'est-à-dire un fichier d'image graphique stockant les pixels sous forme de tableau de points.

### ➤ *Langage utilisé*

Nous avons utilisé **BORLAND C++ BUILDER 5** pour le développement de notre application, certes ce n'est pas la dernière version mais elle offre les outils nécessaires à ce développement.

#### ◆ *Propriétés de C++ builder*

Tout d'abord C++ est un outil RAD, c'est à dire tourner vers le développement rapide d'applications (Rapid Application Development) sous Windows.

Pour ce faire, C++ Builder repose sur un ensemble très complet de *composants visuels* prêts à l'emploi. La quasi totalité des contrôles de Windows (boutons, boîtes de saisies, listes déroulantes, menus et autres barres d'outils) y sont représentés, regroupés par famille. Leurs caractéristiques sont éditables directement dans une fenêtre spéciale intitulée *éditeur d'objets*. L'autre volet de cette même fenêtre permet d'associer du code au contrôle sélectionné.

Builder C++ permet en effet de :

- ✓ Concevoir l'interface utilisateur de manière particulièrement visuelle et interactive.
- ✓ Spécifier de manière interactive les propriétés des divers composants (fenêtre, boutons, zone d'édition, etc...).
- ✓ Spécifier le code à exécuter lorsque l'utilisateur effectue telle ou telle action.

BORLAND C++ builder offre donc une gestion plus améliorée des projets avec plusieurs outils d'aide et un debugger intégré facilitant la compilation et l'exécution des programmes.

## II. Présentation du logiciel SIC

*SIC* est un logiciel d'analyse d'image qui a pour objectif de faire la segmentation des images couleurs en régions en se basant sur l'analyse de l'histogramme d'homogénéité. C'est un logiciel qui est conforme au modèle MDI (Interface Multi Document).

Les applications MDI sont constituées d'une fenêtre principale dite fiche parent (**MDI form**) et de plusieurs fenêtres enfants (**MDI Child**) qui sont ouvertes à partir de la fenêtre principale.

### II.1. Interface du logiciel

La fenêtre principale de *SIC* est présentée par la figure suivante :

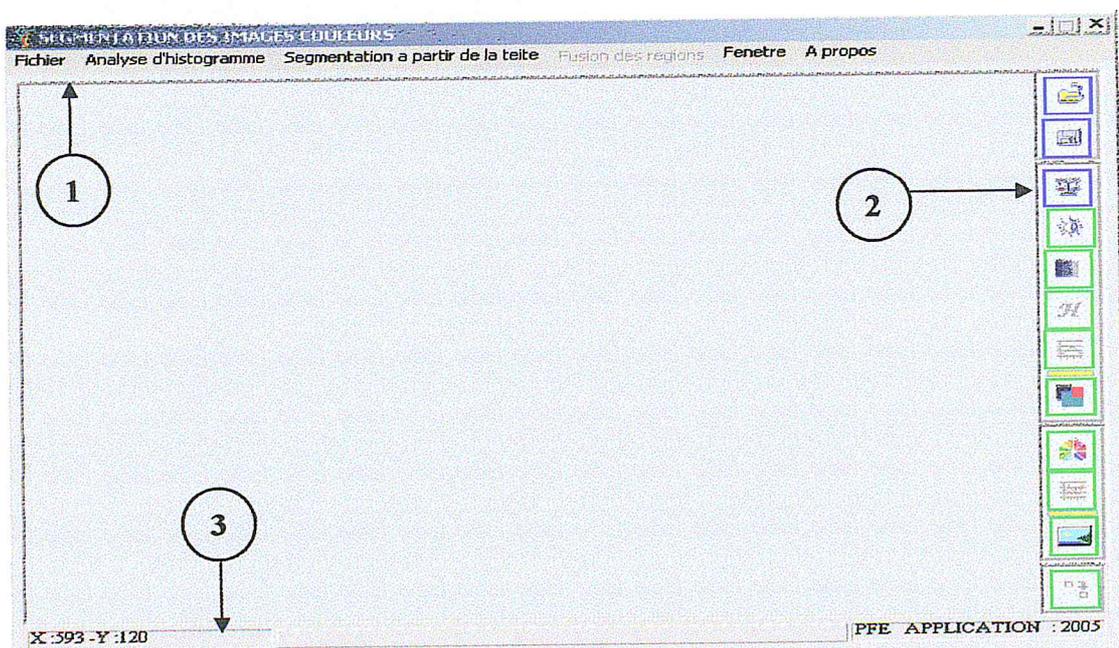


Figure 21. Fenêtre principale de SIC

1. Barre du menu principal.
2. Barre des boutons.
3. Barre d'état.

## II.2. Les menus

Dans la fenêtre principale se trouve la barre des menus qui contient les différents menus nécessaires pour notre application qui sont les suivants :

### II.2.1. Menu Fichier

Il contient trois sous menus :

Fichier	
Ouvrir	Ctrl+O
Enregistrer	Ctrl+G
Quiter	Ctrl+Q

Figure 22. Menu Fichier

- **Ouvrir** : L'exécution de cette commande permet d'afficher une image de type bitmap.
- **Enregistrer** : Enregistrer l'image courante.
- **Quitter** : Fermer l'application après confirmation.

### II.2.2. Menu Analyse d'histogramme

C'est la première étape de la méthode choisie ; il contient six sous menus :

Analyse d'histogramme	
Intensite	Ctrl+I
Ecart type	Ctrl+E
Discontinuite	Ctrl+D
Homogeneite	Ctrl+H
Histogramme Homogeneite	Ctrl+Alt+H
Regions uniformes	Ctrl+R

Figure 23. Menu Analyse d'histogramme

- **Intensité** : Permet d'afficher l'image d'intensité qui est calculée à partir de la moyenne des trois valeurs R, V et B (rouge, vert et bleu) de chaque pixel de l'image.

- **Ecart type :** Permet d'afficher l'image normalisée d'écart type de l'intensité qui décrit le contraste de l'intensité dans le voisinage du point considéré.
- **Discontinuité :** Permet d'afficher l'image normalisée des discontinuités de l'intensité qui indiquent le changement brusque de niveau de gris toujours dans un voisinage de ce point.
- **Homogénéité :** Permet d'afficher l'image d'homogénéité qui est calculée à partir de l'écart type et de la discontinuité.
- **Histogramme d'homogénéité :** Cette commande permet d'afficher l'histogramme d'homogénéité qui comporte en abscisse l'intensité lumineuse et en ordonnée, la valeur de la mesure d'homogénéité correspondante. Cette commande permet aussi l'exécution de l'algorithme de détection des pics qui sont affichés avec les vallées comme légende en dessous de l'histogramme.
- **Régions uniformes :** L'intensité correspondant aux vallées segmente l'image en des régions homogènes qui sont affichées dans une image lors de l'exécution de cette commande.

### II.2.3. Menu Segmentation à partir de la teinte

Il contient trois sous menus :

Segmentation a partir de la teite	
Hue	Ctrl+T
Histogrammes Hue	Ctrl+Alt+T
Image segmentee	Ctrl+S

Figure 24. Menu de la segmentation à partir de la teinte

- **Hue :** Permet d'afficher l'image de la teinte (Hue) normalisée qui est calculée à partir des trois valeurs R, V et B (rouge, vert et bleu) de chaque pixel de l'image origine.
- **Histogrammes Hue :** Permet d'afficher l'histogramme de la caractéristique Hue pour chaque région issue de la segmentation basée sur l'homogénéité (si l'étape 1 de l'algorithme fournit trois

régions, nous aurons alors trois histogrammes). Les sous-régions sont obtenues après exécution de l'algorithme une seconde fois.

- **Image segmentée** : Permet d'afficher l'image segmentée à partir des sous-régions caractérisées par leurs couleurs moyennes. Nous affectons à chaque pixel les composantes R, V et B correspondantes pour obtenir une image couleur.

#### II.2.4. Menu Fusion des régions

L'exécution de la commande de fusion permet de calculer la différence de couleur des régions obtenues ainsi que d'autres valeurs pour pouvoir décider si deux régions seront fusionnées ou non ; l'image de fusion est ainsi obtenue.

#### II.2.5. Menu Fenêtre

Ce menu se compose de deux sous-menus :

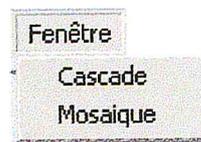


Figure 25. Menu Fenêtre

- **Cascade** : Permet d'organiser les fenêtres ouvertes en cascade (Figure 26).
- **Mosaïque** : Permet d'organiser les fenêtres ouvertes en mosaïque (Figure 27).

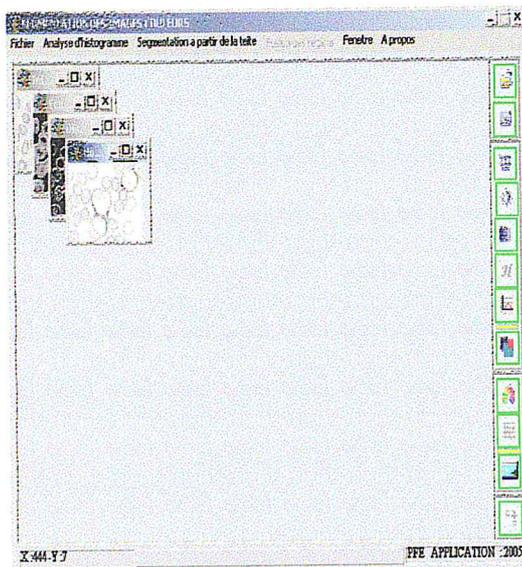


Figure 26. Fenêtres en cascade

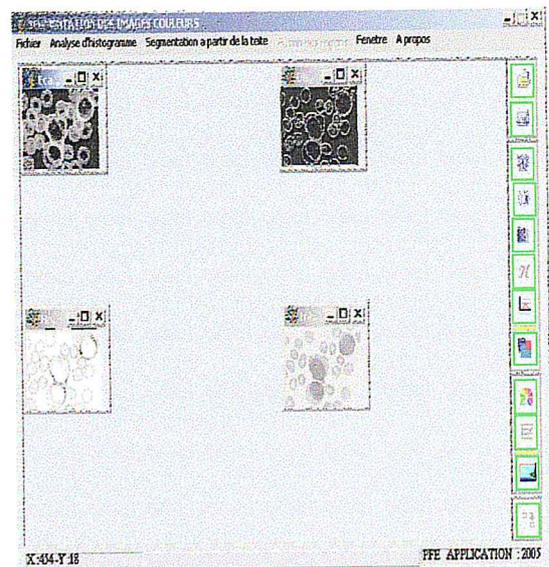


Figure 27. Fenêtres en mosaïque

### II.2.6. Menu A propos

Il affiche une fenêtre décrivant les caractéristiques de notre logiciel.

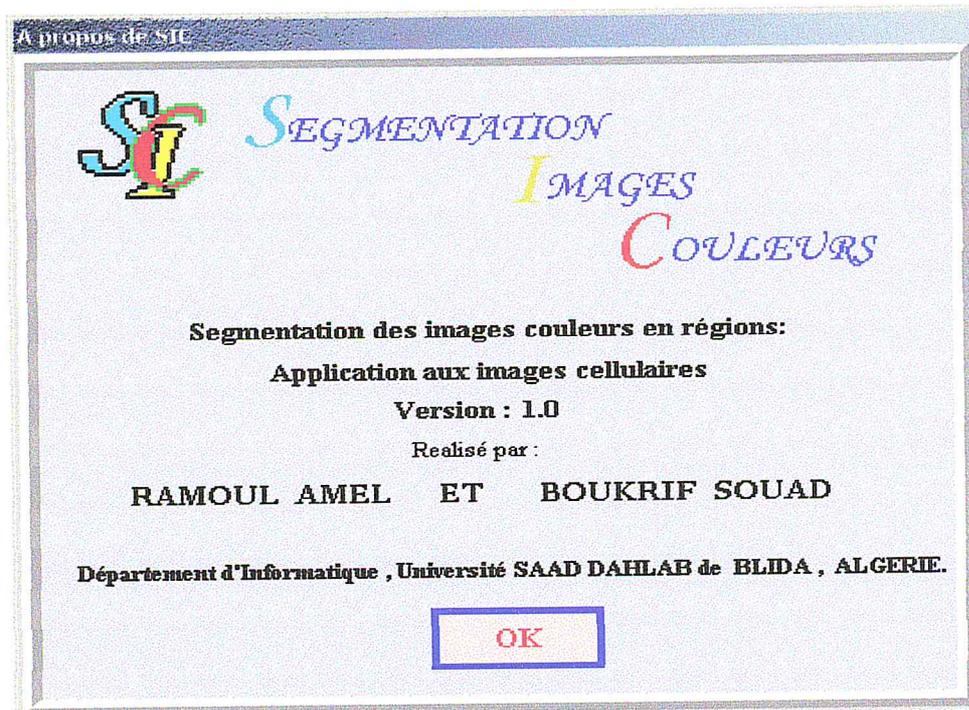


Figure 28. La fenêtre à propos de SIC

### II.3. La barre des boutons

Elle contient des boutons de raccourci des fonctions du menu principal (Intensité, Ecart type, discontinuité, ...).

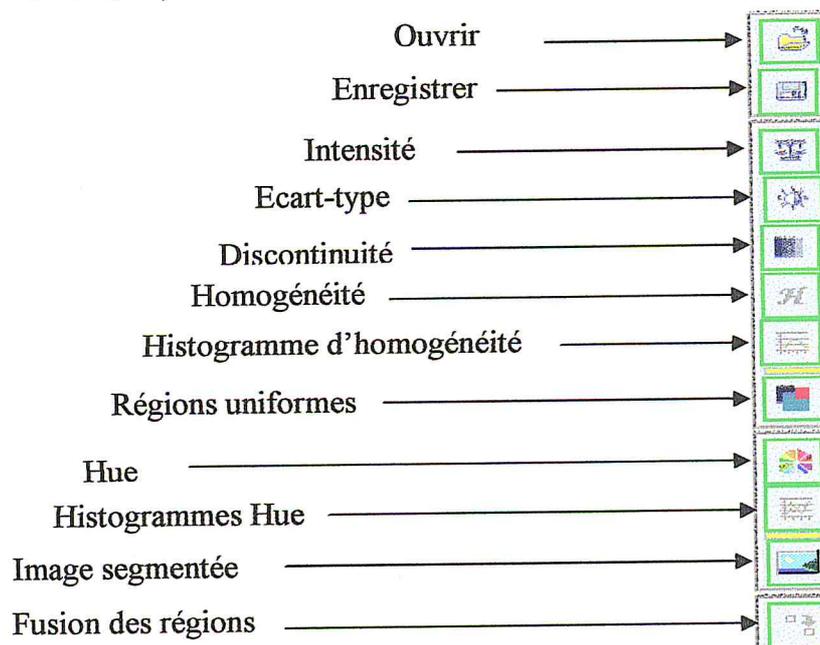


Figure 29. La barre des boutons

### III. Présentation des résultats

#### III.1. Application de SIC à des images standard

Afin de valider notre algorithme, nous l'avons tout d'abord appliqué à des images standard dont l'image 'maison' et l'image 'Léna'.

##### 1. Image 'maison'

###### *Première étape :*

- Sur l'image 'maison' de dimensions 256x256 (figure 30), nous avons calculé les différentes images (intensité, écart type, discontinuité, "homogénéité) (figure 31).

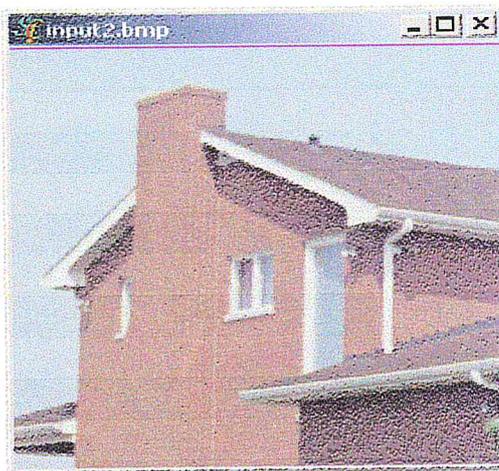
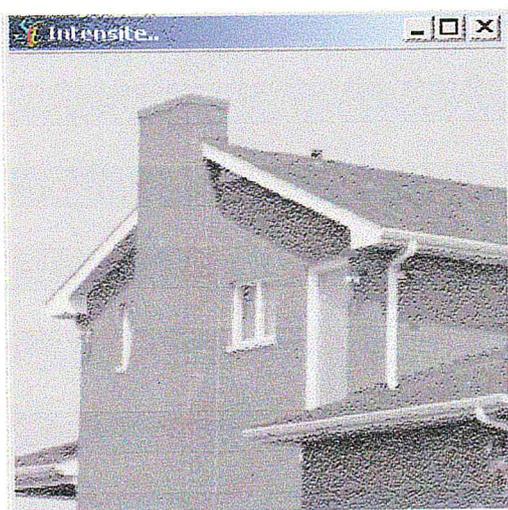
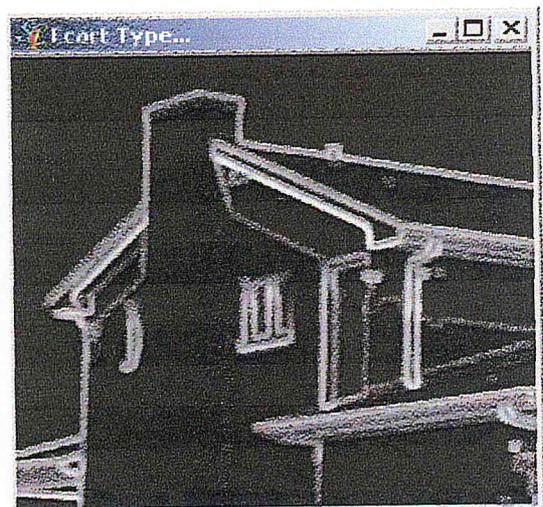


Figure 30. Image maison



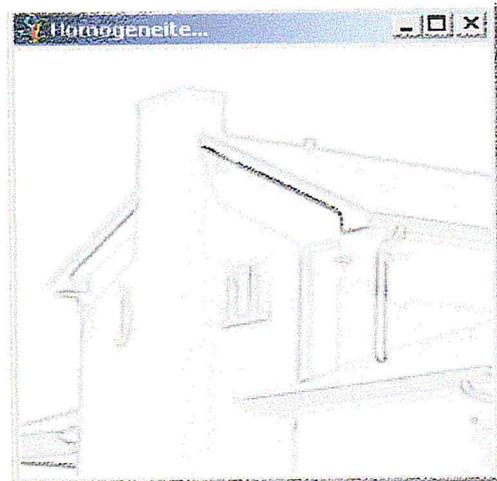
Intensité



Ecart type



Discontinuité



Homogénéité

Figure 31. Les images intensité, écart type, discontinuité, homogénéité de maison

- Histogramme d'homogénéité

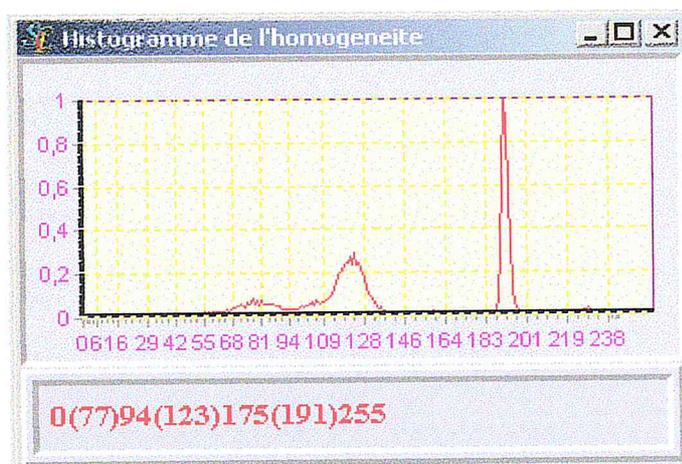


Figure 32. Histogramme d'Homogénéité

L'analyse de l'historgramme (figure 32) montre que :

- les pics les plus significatifs sont : 77, 123, 191 ;
- les vallées correspondantes sont : 94, 175.

Puisque l'intensité correspondant aux vallées segmente l'image en des régions homogènes, nous obtenons alors trois régions homogènes pour l'image Maison (figure 33).

- Calcul des régions uniformes

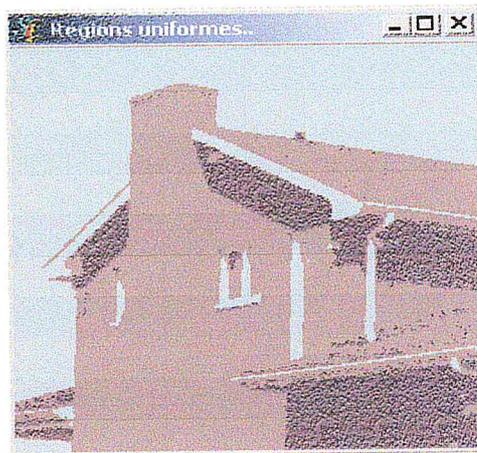


Figure 33. Image segmentée à partir de l'analyse d'histogramme d'homogénéité

**Deuxième étape :** analyse de l'histogramme de la teinte (Hue)

- Après avoir calculé l'image Hue (figure 34), l'analyse de son histogramme nous permet de calculer pour chaque région ses sous régions.

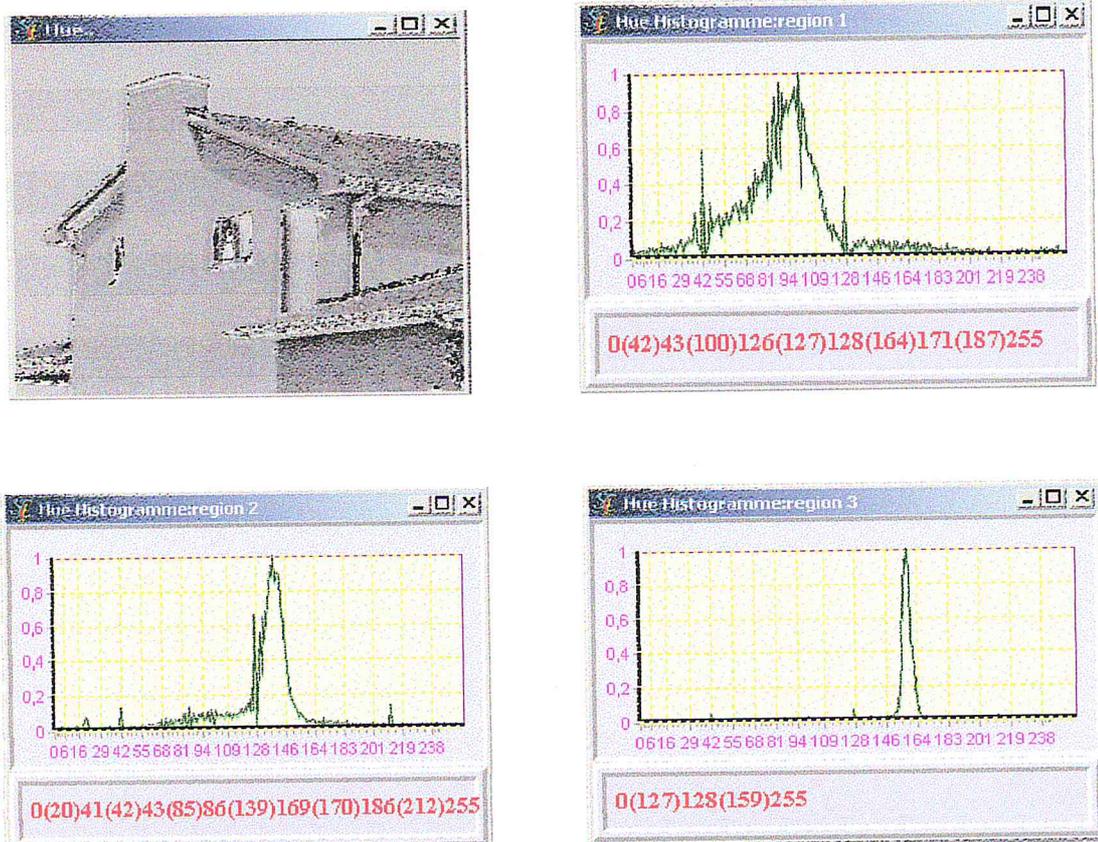


Figure 34. Image Hue et ses histogrammes de 'maison'

L'analyse de l'histogramme (figure 34) montre que :

1. Pour la première région :

- Les pics les plus significatifs sont : 42, 100, 127, 164, 187.
- Les vallées correspondantes sont : 43, 126, 128, 171.

Donc le nombre de sous régions de la première région est de **Cinq**.

2. Pour la deuxième région :

- Les pics les plus significatifs sont : 20, 42, 85, 139, 170, 212.
- Les vallées correspondantes sont : 41, 43, 86, 169, 186.

Donc le nombre de sous régions de la deuxième région est de **Six**.

3. Pour la troisième région :

- Les pics les plus significatifs sont : 127, 159.
- La vallée correspondante est : 128.

Donc le nombre de sous régions de la troisième région est de **Deux**.

Le nombre total de régions détectées pour l'image Maison est égal treize.

- Image segmentée:

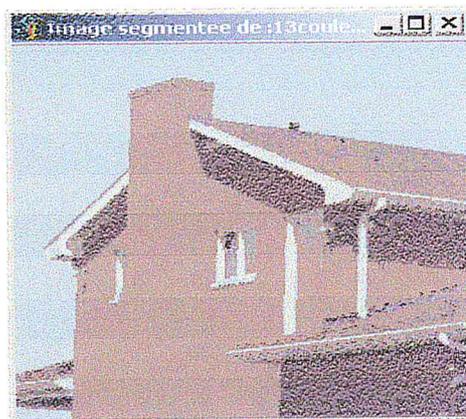


Figure 35. Image maison segmentée

**Troisième étape :** Fusion des régions

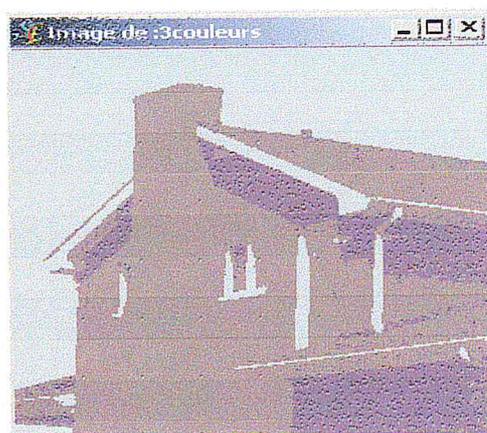


Figure 36. Image de fusion des régions

## 2. Image 'Lena'

### Première étape :

- Nous avons calculé les différentes images (intensité, écart type, discontinuité, homogénéité) (figure 38) sur l'image 'Lena' de dimensions 512x512 (figure 37),

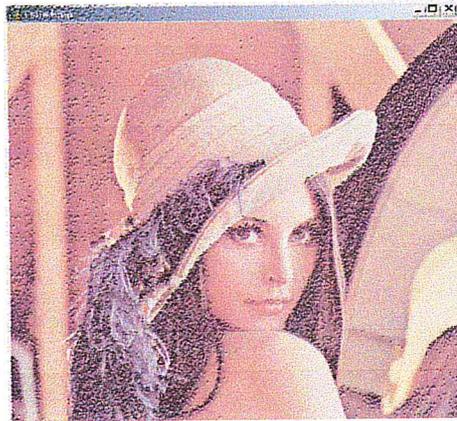


Figure 37. Lena

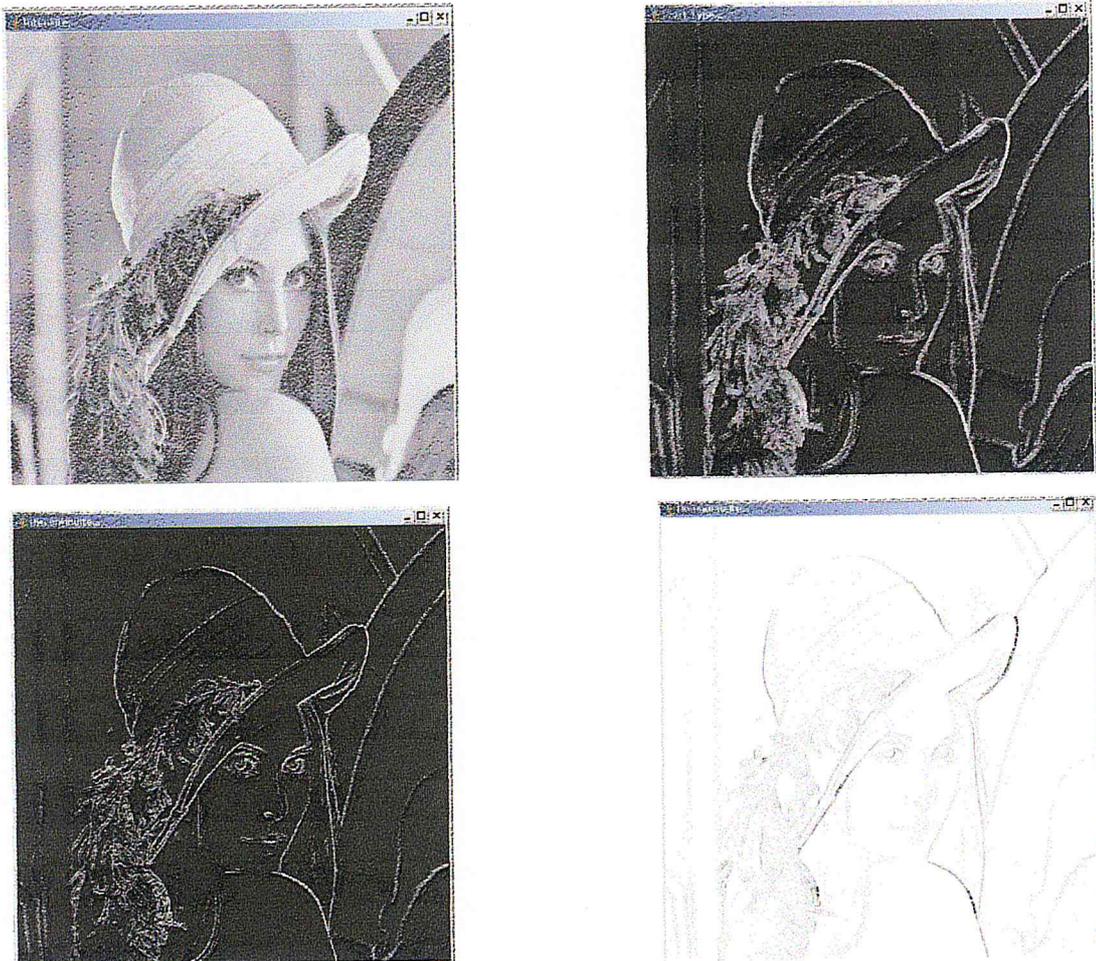
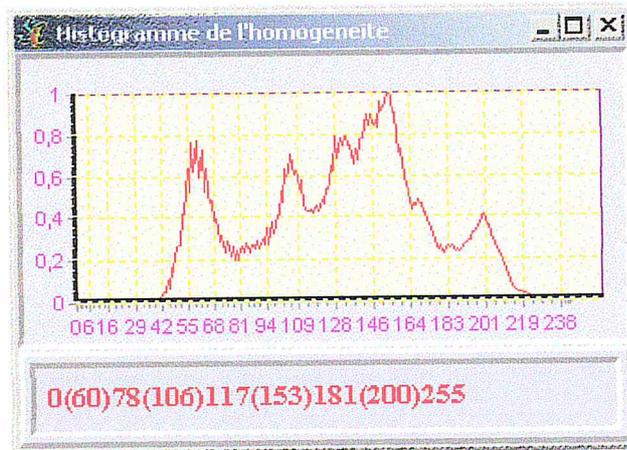


Figure 38. Les images intensité, écart type , discontinuité, homogénéité de Lena

- Histogramme d'homogénéité



**Figure 39.** Histogramme d'Homogénéité

L'analyse de l'histogramme (figure 39) montre que :

- les pics les plus significatifs sont : 60, 106, 153, 200 ;
- les vallées correspondantes sont : 78, 117, 181.

Nous obtenons quatre régions homogènes pour l'image Lena (figure 40).

- Calcul des régions uniformes



**Figure 40.** Image segmentée à partir de l'analyse d'histogramme d'homogénéité

**Deuxième étape :** analyse de l'histogramme de la teinte (Hue)

- Après avoir calculé l'image Hue (figure 41), l'analyse de son histogramme nous permet de calculer pour chaque région ses sous régions.



Hue

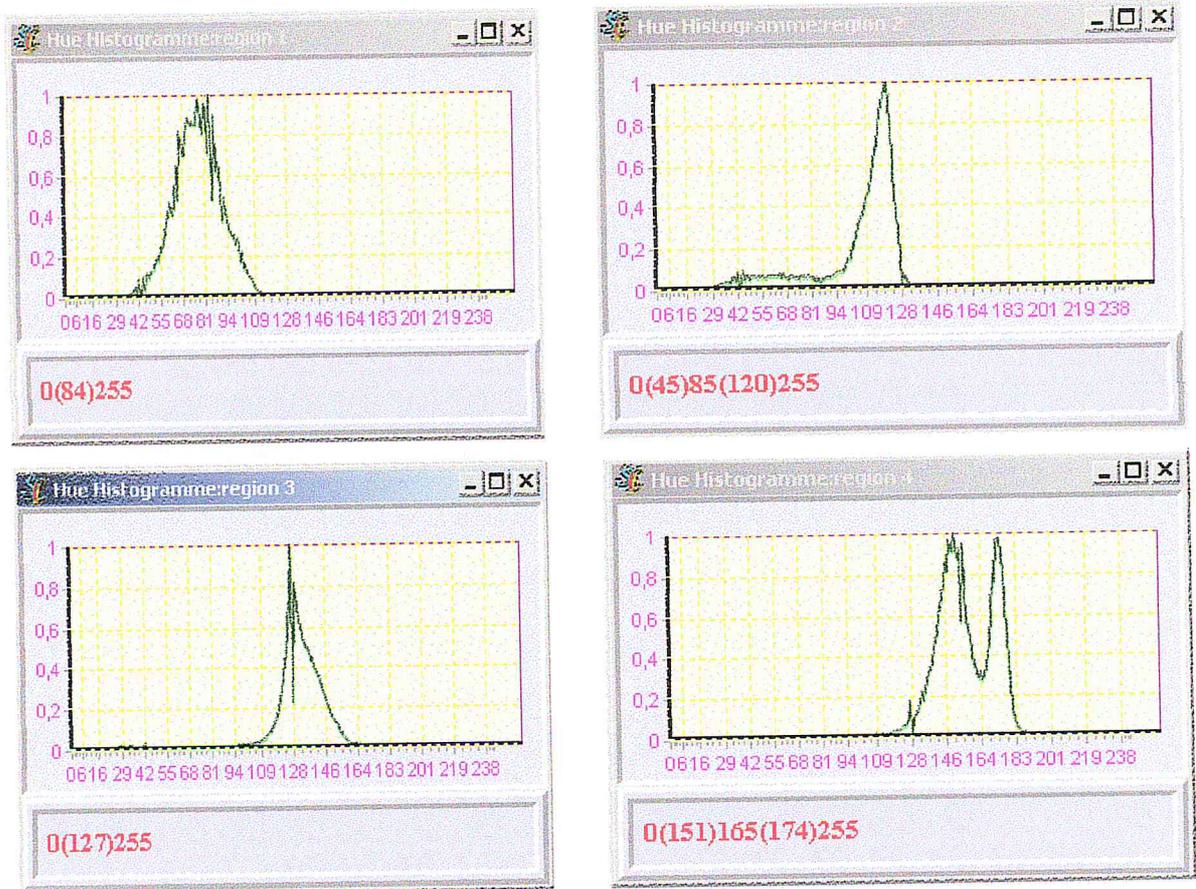


Figure 41. Image Hue et ses histogrammes

L'analyse de l'histogramme (figure 41) montre que :

1. Pour la première région :

- Le pic le plus significatif est : 84.
- Il n'y a pas de vallées.

Donc le nombre de sous régions de la première région est Un.

2. Pour la deuxième région :

- Les pics les plus significatifs sont : 45, 120.
- La vallée correspondante est : 85.

Donc le nombre de sous régions de la deuxième région est de **deux**.

3. Pour la troisième région :

- Le pic le plus significatif est : 127.
- Il n'y a pas de vallées.

Donc le nombre de sous régions de la troisième région est **Un**.

4. Pour la quatrième région :

- Les pics les plus significatifs sont : 151, 174.
- La vallée correspondante est : 165.

Donc le nombre de sous régions de la deuxième région est de **deux**.

Le nombre total de régions détectées pour l'image Lena est de Six.

- Image segmentée:



**Figure 42.** Image Lena segmentée

**Troisième étape :** Fusion des régions



**Figure 43.** Image de fusion des régions

### III.2. Application de SIC à des images cytologiques

#### 1. Image 'cellule1'

##### Première étape :

- L'image 'cellule1' de dimensions 72x96 (figure 44) est une image cellulaire leucémique d'un stade avancé. Nous avons calculé les différentes images (intensité, écart type, discontinuité, "homogénéité") (figure 45).

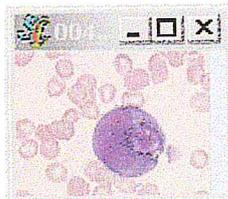
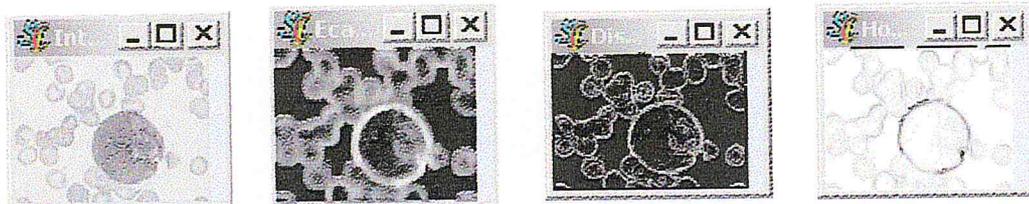


Figure 44. Image cellule1



Intensité

Ecart type

Discontinuité

Homogénéité

Figure 45. Les images intensité, écart type, discontinuité, homogénéité de cellule1

- Histogramme d'homogénéité

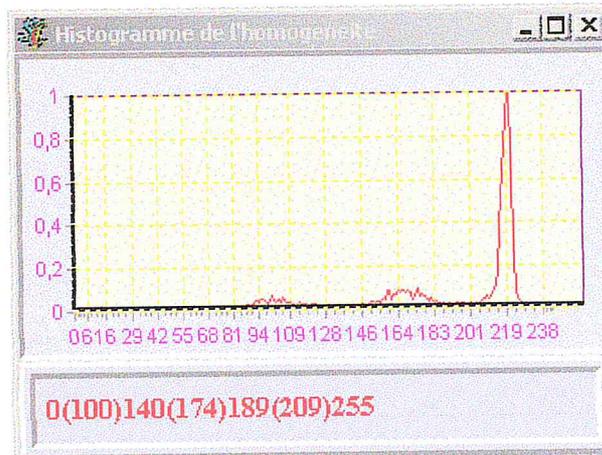


Figure 46. Histogramme d'Homogénéité

L'analyse de l'histogramme (figure 46) montre que :

- les pics les plus significatifs sont : 100, 174, 209 ;
- les vallées correspondantes sont : 140, 189.

Nous obtenons trois régions homogènes pour l'image cellule1 (figure 47).

- Calcul des régions uniformes

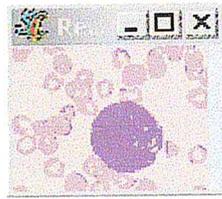


Figure 47. Image segmentée à partir de l'analyse d'histogramme d'homogénéité

**Deuxième étape :** analyse de l'histogramme de la teinte (Hue)

- Après avoir calculé l'image Hue (figure 48), l'analyse de son histogramme nous permet de calculer pour chaque région ses sous régions.

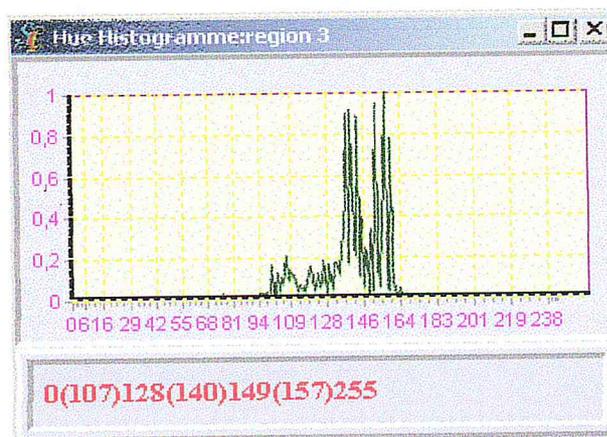
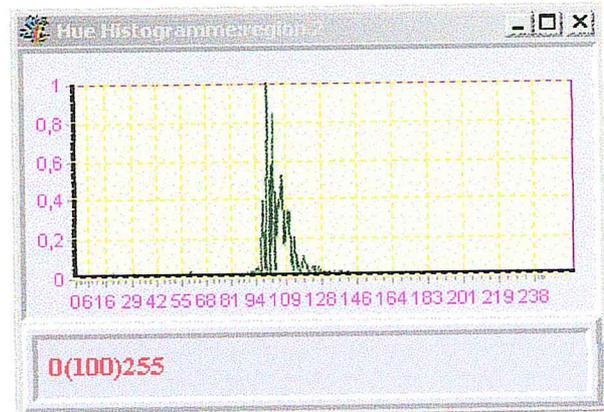
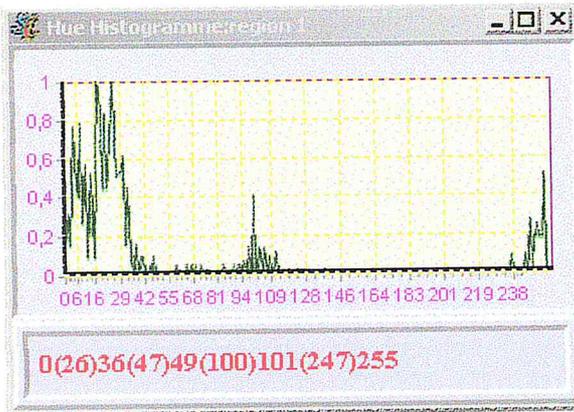


Figure 48. Image Hue et ses histogrammes

L'analyse de l'histogramme (figure 48) montre que :

4. Pour la première région :

- Les pics les plus significatifs sont : 26, 47, 100, 247.
- Les vallées correspondantes sont : 36, 49, 101.

Donc le nombre de sous régions de la première région est de **Quatre**.

5. Pour la deuxième région :

- Le pic significatif est : 100.
- Il n'y a pas de vallées.

Donc le nombre de sous régions de la deuxième région est **Un**.

6. Pour la troisième région :

- Les pics les plus significatifs sont : 107, 140, 157.
- Les vallées correspondantes sont : 128, 149.

Donc le nombre de sous régions de la troisième région est de **Trois**.

Le nombre total de régions détectées pour l'image callule1 est égal huit.

- Image segmentée:



**Figure 49.** Image callule1 segmentée

**Troisième étape :** Fusion des régions



**Figure 50.** Image de fusion des régions

## 2. Image 'cellule2'

**Première étape :**

- L'image 'callule2' de dimensions 72x96 (figure 51) est une image cellulaire leucémique d'un stade primaire. Nous avons calculé les différentes images (intensité, écart type, discontinuité, "homogénéité) (figure 52).

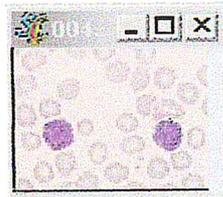


Figure 51. Image cellule2

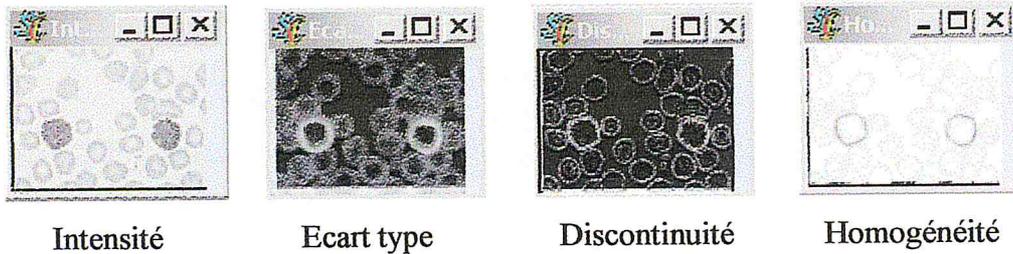


Figure 52. Les images intensité, écart type, discontinuité, homogénéité de cellule2

- Histogramme d'homogénéité

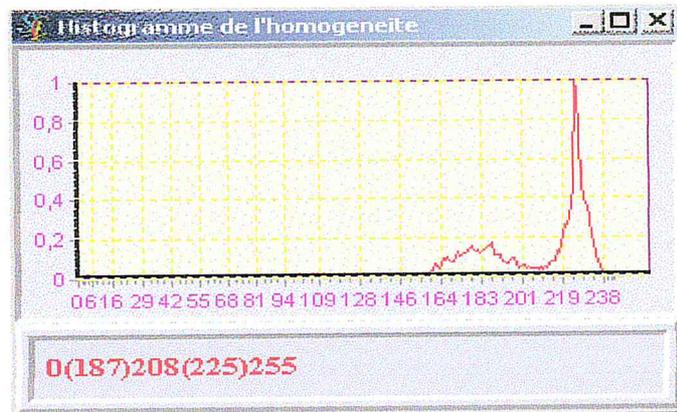


Figure 53. Histogramme d'Homogénéité

L'analyse de l'histogramme (figure 53) montre que :

- les pics les plus significatifs sont : 187, 255 ;
- la vallée correspondante est : 208.

Le résultat est de deux régions homogènes pour l'image cellule2 (figure 54).

- Calcul des régions uniformes



Figure 54. Image segmentée à partir de l'analyse d'histogramme d'homogénéité

**Deuxième étape :** analyse de l'histogramme de la teinte (Hue)

- Après avoir calculé l'image Hue (figure 55), l'analyse de son histogramme nous permet de calculer pour chaque région ses sous régions.

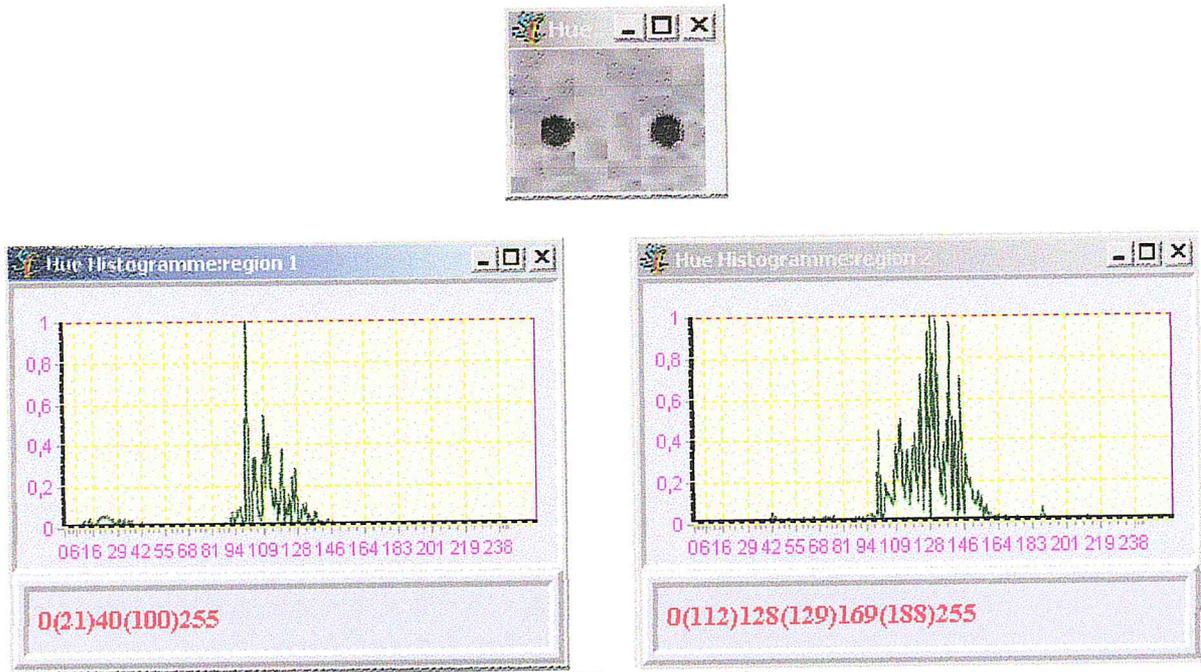


Figure 55. Image Hue et ses histogrammes

L'analyse de l'histogramme (figure 55) montre que :

7. Pour la première région :

- Les pics les plus significatifs sont : 21, 100.
- La vallée correspondante est : 40.

Donc le nombre de sous régions de la première région est de **Deux**.

8. Pour la deuxième région :

- Les pics les plus significatifs sont : 112, 129, 188.
- Les vallées correspondantes sont : 128, 169.

Donc le nombre de sous régions de la deuxième région est égale a **Trois**.

Le nombre total de régions détectées pour l'image cellule2 est égal **Cinq**.

- Image segmentée:



Figure 56. Image cellule2 segmentée

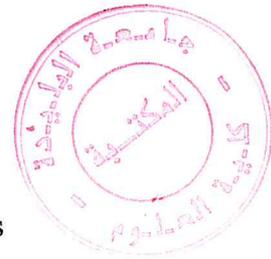
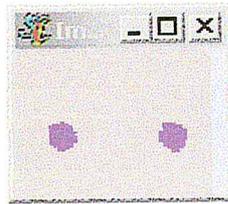
**Troisième étape : Fusion des régions**

Figure 57. Image de fusion des régions

**IV. Discussion des résultats**

L'implémentation de la méthode choisie qui est la segmentation des images couleurs en régions par analyse d'histogramme d'homogénéité a engendré des résultats de bonne qualité.

L'application de l'algorithme, sur 'maison et Lena' a engendré des images segmentées de bonne qualité. Le nombre de couleurs dans ces images est faible et permet cependant de garder les structures principales. Mais Nous remarquons aussi que l'étape de fusion des régions de cette méthode diminue beaucoup le nombre de couleurs de l'image de telle sorte que l'image perd quelques petites structures qui peuvent être importantes. Comme par exemple, dans l'image Maison, le blanc de la maison est fusionné avec le ciel.

Dans le cas des images cytologiques, l'algorithme a permis de mettre en évidence après l'étape de segmentation toutes les structures (noyaux, globules rouges et cytoplasme) ; l'opération de fusion n'a conservé que les noyaux. Les deux étapes sont indispensables pour évaluer les paramètres de malignité.

Selon les objectifs, l'utilisateur peut décider si l'étape de fusion est indispensable ou pas :

- la recherche uniquement des grandes structures, l'étape de fusion est alors nécessaire ;
- la recherche des structures fines ne nécessite pas l'étape de fusion.

# CONCLUSION

# Conclusion et perspectives

Notre travail s'inscrit dans la segmentation d'images couleur, traitement bas-niveau qui consiste à créer une partition de l'image en sous-ensembles appelés régions. Afin de situer notre approche, nous effectuons dans le premier chapitre une introduction à la vision humaine et aux principaux espaces couleurs utilisés en traitement et analyse d'images. Dans le second chapitre nous introduisons des notions générales sur la cytologie. Le troisième chapitre présente une synthèse bibliographique des méthodes qui permettent de segmenter les images couleur en régions. L'objectif de ce travail est de concevoir un système de segmentation adaptable à l'analyse de plusieurs types d'images, en particulier les images cytologiques, riches en détails et contenant une grande variété de régions de nature uniforme. Afin de n'utiliser que l'information présente dans l'image à segmenter, un intérêt tout particulier a été accordé à l'aspect automatique et non-supervisé du dispositif ; notre méthode ne nécessite aucune connaissance a priori sur les classes présentes dans l'image et ne nécessite pas non plus la connaissance du nombre de classes.

Notre approche s'inscrit parmi les méthodes faisant appel aux techniques d'analyse de données multidimensionnelles qui considèrent que les régions sont définies comme des ensembles de pixels connexes appartenant à une même classe de pixels. La méthode adoptée ici procède en trois étapes :

- Détermination des régions uniformes par l'identification des pics significatifs de l'histogramme d'homogénéité. Cette étape prend en compte aussi bien l'information locale que globale,
- Analyse de l'histogramme de la caractéristique Hue (teinte) de chaque région obtenue lors de la première étape,
- Fusion des sous régions pour éviter la sur segmentation. Le critère de fusion s'appuie sur la distance entre deux couleurs et elle est calculée dans l'espace CIE(L\*a\*b\*).

La méthode décrite ci-dessus a été tout d'abord validée sur des images de référence (Lena, maison , ...etc.); son application à des images cytologiques a engendré des résultats de bonne qualité ; l'algorithme a permis de mettre en évidence après l'étape de segmentation toutes les structures (noyaux, globules rouges et cytoplasme) ; l'opération de fusion n'a conservé que les noyaux.

Toute fois, une amélioration notable de ce travail serait d'adjoindre le module de caractérisation permettant de fournir au système de classification des informations pertinentes sur les objets à décrire.

Ce projet a été d'un intérêt immense ; il nous a permis de mettre en pratique les connaissances acquises durant notre cursus universitaire ainsi que de découvrir une nouvelle discipline qui est l'imagerie dont on ne connaissait guère ses horizons.

## REFERENCES

- [CHE00] H. Cheng. "A hierarchical approach to color image segmentation using homogeneity". *IEEE Trans. on Image Processing*, 9(12) :2071–2082, December 2000.
- [CIE31] Commission Internationale de l'Éclairage, *Proceedings of the International congress on Illumination*, Cambridge, Cambridge University Press, 1931.
- [COC98] J.P Cocquerez et S. Philipp, "Analyse d'images : filtrage et segmentation". Edition Masson, 1998.
- [FON01] Michaël FONTAINE. " Segmentation non supervisée d'images couleur par analyse de la connexité des pixels ". Thèse de doctorat de l'université de Lille 1. 2001.
- [IYH04] I. Bloch, Y. Gousseau, H. Maître, D. Matignon, B. Pesquet - Popescu, F. Schmitt, M. Sigelle, F. Tupin. "Le traitement des images". tome 2. Paris 2004.
- [JFR02] Jean Fruitet. " Outils et méthodes pour le traitement des images par ordinateur " - Université de Marne-La-Vallée – France 2002.
- [LEZ95] O.LEZORAY. " La réalisation d'une étude sur le tri informatique en cytologie".Rapport de stage DEA. Université de CAEN.1995.

- [LEZ02] LEZORAY Olivier. " Segmentation d'images couleur par morphologie mathématique et classification de données par réseaux de neurones : application à la classification de cellules en cytologie des séreuses ".Thèse de doctorat de l'université de CAEN.2002.
- [OKS80] Y. I. Ohta, T. Kanade, et T. Sakai. " Color information for region segmentation ". *Computer Graphics and Image Processing*, 13 :222–241, 1980.
- [PAP28] Papanicolaou G.N., « New cancer diagnosis », *Proc. third race betterment conference*, pp. 528, 1928.
- [SCH93] R. Schettini. " A segmentation algorithm for color images ". *Pattern Recognition Letters*, 14 :499–506, 1993.
- [ZUC76] S. Zucker. " Region growing : childhood and adolescence ". *Computer Graphics and Image Processing*, 5 :382–399, 1976.
- [01] <http://www-i3d-univ-lille1.fr/~fm/chap1/c1002.html>
- [02] <http://www-i3d-univ-lille1.fr/~fm/chap1/c1003.html>
- [03] <http://www.tsi.enst.fr/tsi/enseignement/ressources/mti/Cheng/article.html#cheng>.

### III.4. Fusion des Régions

#### III.4.1. Description CIE de la différence des couleurs

Éventuellement, les deux premières étapes peuvent donner lieu à une sur segmentation de l'image. Ceci peut arriver lorsque des pixels qui correspondent à une même région visuelle, ont des couleurs qui ne sont pas suffisamment semblables. Une phase de fusion de régions s'avère alors nécessaire. La mesure de dissimilarité utilisée dans cette méthode est fondée sur la représentation CIE ( $L^*a^*b^*$ ). Comme nous avons cité au chapitre II, pour passer de l'espace RVB à l'espace  $L^*a^*b^*$ , il faut faire une transformation de RVB à XYZ puis de XYZ à  $L^*a^*b^*$ .

- Pour faire la transformation (RVB, XYZ) : le blanc de référence utilisé est l'illuminant C et le système de primaires considéré est NTSC. Donc la matrice de passage est la suivante :

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.607 & 0.174 & 0.200 \\ 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.000 & 0.066 & 1.116 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ V \\ B \end{pmatrix}$$

- Pour passer de XYZ à  $L^*a^*b^*$  : Les composantes  $L^*$ ,  $a^*$  et  $b^*$  sont obtenues de  $X$ ,  $Y$  et  $Z$  par la transformation non linéaire suivante:

$$L^* = 116 \left( \frac{Y}{Y_0} \right)^{\frac{1}{3}} - 16,$$

$$a^* = 500 \left[ \left( \frac{X}{X_0} \right)^{\frac{1}{3}} - \left( \frac{Y}{Y_0} \right)^{\frac{1}{3}} \right],$$

$$b^* = 200 \left[ \left( \frac{Y}{Y_0} \right)^{\frac{1}{3}} - \left( \frac{Z}{Z_0} \right)^{\frac{1}{3}} \right],$$

Où  $(X_0, Y_0, Z_0)$  sont les valeurs du blanc standard.

Comme nous avons vu au Chapitre II, l'espace CIE  $(L^*a^*b^*)$  est bien adapté du point de vue perceptif pour mesurer la différence entre les couleurs (ce qui n'est pas vrai pour la représentation RGB). La différence entre deux couleurs de coordonnées  $(L_1, a_1, b_1)$  et  $(L_2, a_2, b_2)$  dans la base CIE  $(L^*a^*b^*)$  est:

$$\Delta E = [ (L_1 - L_2)^2 + (a_1 - a_2)^2 + (b_1 - b_2)^2 ]^{1/2}. \quad (1)$$

La possibilité d'exprimer les différences de couleur pour la perception humaine par une distance euclidienne est une propriété remarquable.

### III.4.2 Le critère de fusion

Si le nombre de régions obtenues par les étapes précédentes est  $k$ , alors il y a  $k$  couleurs dans l'image pré segmentée. La différence de couleur pour chaque paire de région est calculée par (1). L'écart type  $\sigma$  de la liste des différences de couleur s'exprime ainsi:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (D_i - \mu)^2}$$

Où  $\mu$  est la moyenne des différences de couleur,  $D_i$  est la  $i^{\text{e}}$  différence de couleur, et  $n = k(k-1)/2$  est le nombre total de différences. On fixe le seuil pour la fusion des régions à  $T = \mu - \sigma$ .

Le processus de fusion est itératif :

1. Les deux régions qui ont la plus petite différence de couleur sont fusionnées si cette différence est inférieure à  $T$ ,
2. On recalcule  $\mu$ ,  $\sigma$  et  $T$ ,
3. Si la plus petite différence est inférieure à  $T$ , alors on retourne en 1 ; sinon on sort de la boucle.

#### IV. Conclusion

Après un bref parcours des méthodes de segmentation d'images couleurs, nous avons opté vers une méthode de segmentation qui tient en compte aussi bien de l'information locale que globale ; cette méthode bénéficie des avantages des deux méthodes : analyse d'histogrammes qui considère qu'une région est constituée par un ensemble de pixels connexes qui appartiennent à une même classe, et fusion de régions où une région est un ensemble de pixels connexes ayant une couleur proche d'une valeur moyenne. Ces méthodes font intervenir l'information couleur 3D dans la phase de décision.

Le chapitre qui suit, présente l'application de la méthodologie étudiée sur des images réelles.

# CHAPITRE IV

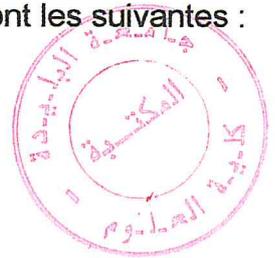
## I. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons chacune des phases de la méthodologie développée précédemment. Afin de montrer la robustesse de notre algorithme, nous l'avons appliqué sur des images standard (scènes naturelles) puis sur des images réelles (images cytologiques).

### ➤ *Matériel utilisé*

Notre logiciel a été réalisé sur un PC dont les caractéristiques sont les suivantes :

- ◆ Pentium IV.
- ◆ CPU 1.70 GHz.
- ◆ RAM de 256 Mo.
- ◆ Disque dur de capacité 40 Go.
- ◆ Carte graphique S3 Graphics, Inc.



### ➤ *Description des images*

Les images manipulées dans notre logiciel sont des images couleurs de format bitmap. Un fichier BMP est un fichier bitmap, c'est-à-dire un fichier d'image graphique stockant les pixels sous forme de tableau de points.

### ➤ *Langage utilisé*

Nous avons utilisé **BORLAND C++ BUILDER 5** pour le développement de notre application, certes ce n'est pas la dernière version mais elle offre les outils nécessaires à ce développement.

#### ◆ *Propriétés de C++ builder*

Tout d'abord C++ est un outil RAD, c'est à dire tourner vers le développement rapide d'applications (Rapid Application Development) sous Windows.

Pour ce faire, C++ Builder repose sur un ensemble très complet de *composants visuels* prêts à l'emploi. La quasi totalité des contrôles de Windows (boutons, boîtes de saisies, listes déroulantes, menus et autres barres d'outils) y sont représentés, regroupés par famille. Leurs caractéristiques sont éditables directement dans une fenêtre spéciale intitulée *éditeur d'objets*. L'autre volet de cette même fenêtre permet d'associer du code au contrôle sélectionné.

Builder C++ permet en effet de :

- ✓ Concevoir l'interface utilisateur de manière particulièrement visuelle et interactive.
- ✓ Spécifier de manière interactive les propriétés des divers composants (fenêtre, boutons, zone d'édition, etc...).
- ✓ Spécifier le code à exécuter lorsque l'utilisateur effectue telle ou telle action.

BORLAND C++ builder offre donc une gestion plus améliorée des projets avec plusieurs outils d'aide et un debugger intégré facilitant la compilation et l'exécution des programmes.

## II. Présentation du logiciel SIC

*SIC* est un logiciel d'analyse d'image qui a pour objectif de faire la segmentation des images couleurs en régions en se basant sur l'analyse de l'histogramme d'homogénéité. C'est un logiciel qui est conforme au modèle MDI (Interface Multi Document).

Les applications MDI sont constituées d'une fenêtre principale dite fiche parent (**MDI form**) et de plusieurs fenêtres enfants (**MDI Child**) qui sont ouvertes à partir de la fenêtre principale.

### II.1. Interface du logiciel

La fenêtre principale de *SIC* est présentée par la figure suivante :

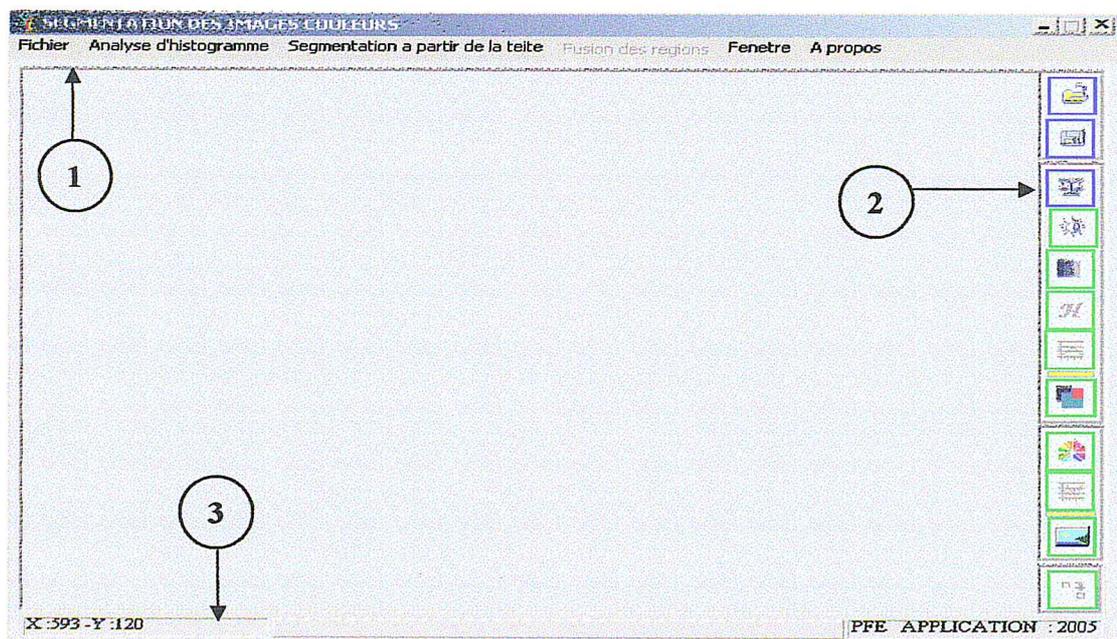


Figure 21. Fenêtre principale de SIC

1. Barre du menu principal.
2. Barre des boutons.
3. Barre d'état.

## II.2. Les menus

Dans la fenêtre principale se trouve la barre des menus qui contient les différents menus nécessaires pour notre application qui sont les suivants :

### II.2.1. Menu Fichier

Il contient trois sous menus :

Fichier	
Ouvrir	Ctrl+O
Enregistrer	Ctrl+G
Quiter	Ctrl+Q

Figure 22. Menu Fichier

- **Ouvrir** : L'exécution de cette commande permet d'afficher une image de type bitmap.
- **Enregistrer** : Enregistrer l'image courante.
- **Quitter** : Fermer l'application après confirmation.

### II.2.2. Menu Analyse d'histogramme

C'est la première étape de la méthode choisie ; il contient six sous menus :

Analyse d'histogramme	
Intensite	Ctrl+I
Ecart type	Ctrl+E
Discontinuite	Ctrl+D
Homogeneite	Ctrl+H
Histogramme Homogeneite	Ctrl+Alt+H
Regions uniformes	Ctrl+R

Figure 23. Menu Analyse d'histogramme

- **Intensité** : Permet d'afficher l'image d'intensité qui est calculée à partir de la moyenne des trois valeurs R, V et B (rouge, vert et bleu) de chaque pixel de l'image.

- **Ecart type** : Permet d'afficher l'image normalisée d'écart type de l'intensité qui décrit le contraste de l'intensité dans le voisinage du point considéré.
- **Discontinuité** : Permet d'afficher l'image normalisée des discontinuités de l'intensité qui indiquent le changement brusque de niveau de gris toujours dans un voisinage de ce point.
- **Homogénéité** : Permet d'afficher l'image d'homogénéité qui est calculée à partir de l'écart type et de la discontinuité.
- **Histogramme d'homogénéité** : Cette commande permet d'afficher l'histogramme d'homogénéité qui comporte en abscisse l'intensité lumineuse et en ordonnée, la valeur de la mesure d'homogénéité correspondante. Cette commande permet aussi l'exécution de l'algorithme de détection des pics qui sont affichés avec les vallées comme légende en dessous de l'histogramme.
- **Régions uniformes** : L'intensité correspondant aux vallées segmente l'image en des régions homogènes qui sont affichées dans une image lors de l'exécution de cette commande.

### II.2.3. Menu Segmentation à partir de la teinte

Il contient trois sous menus :

Segmentation a partir de la teinte	
Hue	Ctrl+T
Histogrammes Hue	Ctrl+Alt+T
Image segmentee	Ctrl+S

Figure 24. Menu de la segmentation à partir de la teinte

- **Hue** : Permet d'afficher l'image de la teinte (Hue) normalisée qui est calculée à partir des trois valeurs R, V et B (rouge, vert et bleu) de chaque pixel de l'image origine.
- **Histogrammes Hue** : Permet d'afficher l'histogramme de la caractéristique Hue pour chaque région issue de la segmentation basée sur l'homogénéité (si l'étape 1 de l'algorithme fournit trois

régions, nous aurons alors trois histogrammes). Les sous-régions sont obtenues après exécution de l'algorithme une seconde fois.

- **Image segmentée** : Permet d'afficher l'image segmentée à partir des sous-régions caractérisées par leurs couleurs moyennes. Nous affectons à chaque pixel les composantes R, V et B correspondantes pour obtenir une image couleur.

#### II.2.4. Menu Fusion des régions

L'exécution de la commande de fusion permet de calculer la différence de couleur des régions obtenues ainsi que d'autres valeurs pour pouvoir décider si deux régions seront fusionnées ou non ; l'image de fusion est ainsi obtenue.

#### II.2.5. Menu Fenêtre

Ce menu se compose de deux sous menus :



Figure 25. Menu Fenêtre

- **Cascade** : Permet d'organiser les fenêtres ouvertes en cascade (Figure 26).
- **Mosaïque** : Permet d'organiser les fenêtres ouvertes en mosaïque (Figure 27).

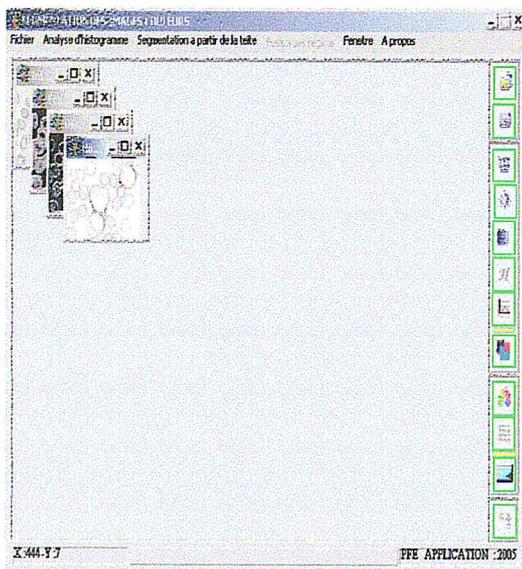


Figure 26. Fenêtres en cascade

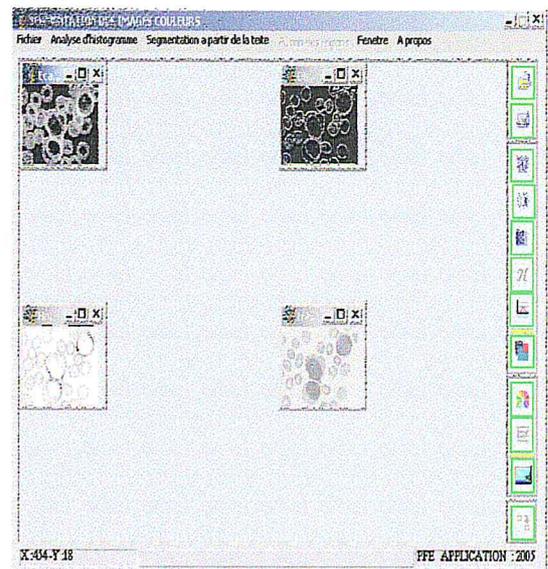


Figure 27. Fenêtres en mosaïque

### II.2.6. Menu A propos

Il affiche une fenêtre décrivant les caractéristiques de notre logiciel.



Figure 28. La fenêtre à propos de SIC

### II.3. La barre des boutons

Elle contient des boutons de raccourci des fonctions du menu principal (Intensité, Ecart type, discontinuité, ...).

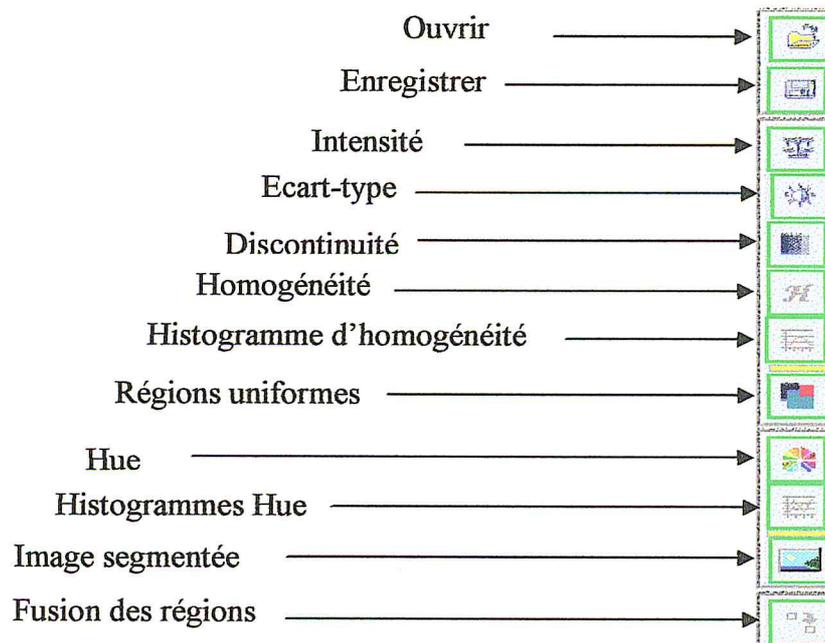


Figure 29. La barre des boutons

### III. Présentation des résultats

#### III.1. Application de SIC à des images standard

Afin de valider notre algorithme, nous l'avons tout d'abord appliqué à des images standard dont l'image 'maison' et l'image 'Léna'.

##### 1. Image 'maison'

*Première étape :*

- Sur l'image 'maison' de dimensions 256x256 (figure 30), nous avons calculé les différentes images (intensité, écart type, discontinuité, "homogénéité) (figure 31).

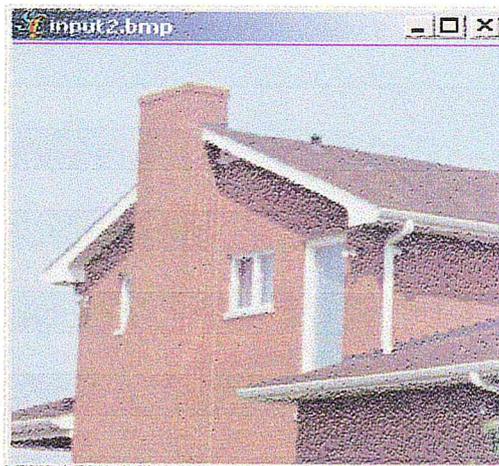
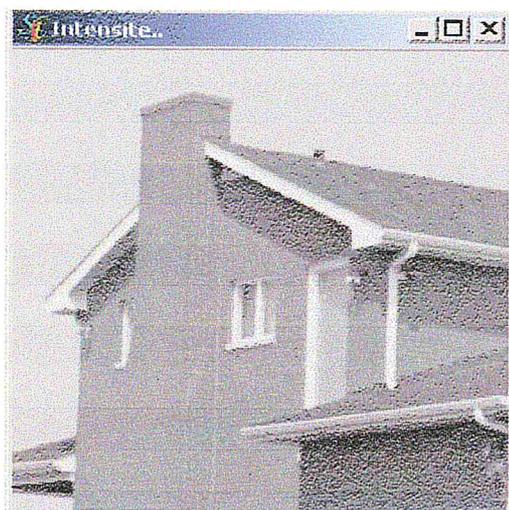
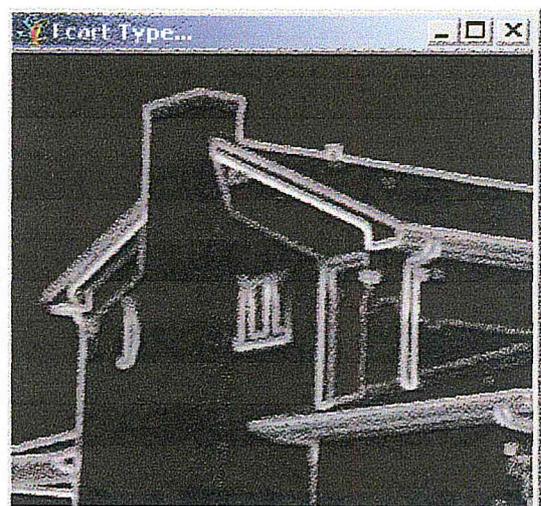


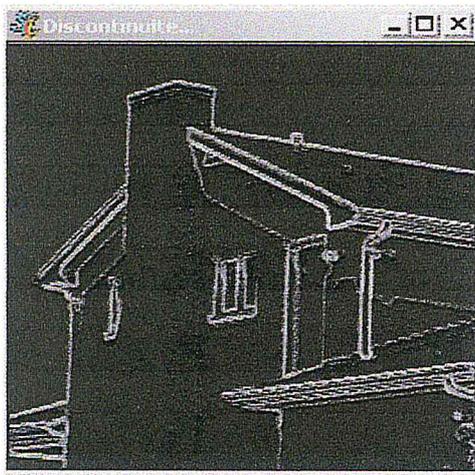
Figure 30. Image maison



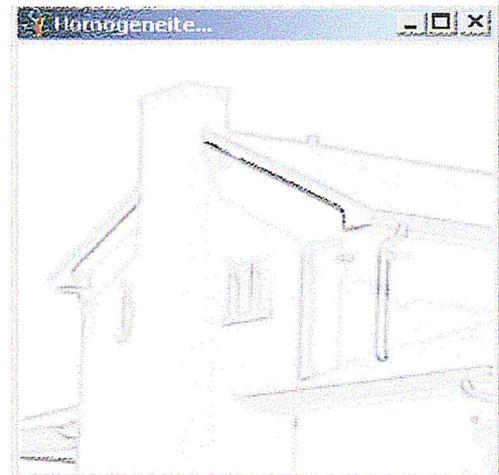
Intensité



Ecart type



Discontinuité



Homogénéité

Figure 31. Les images intensité, écart type , discontinuité, homogénéité de maison

- Histogramme d'homogénéité

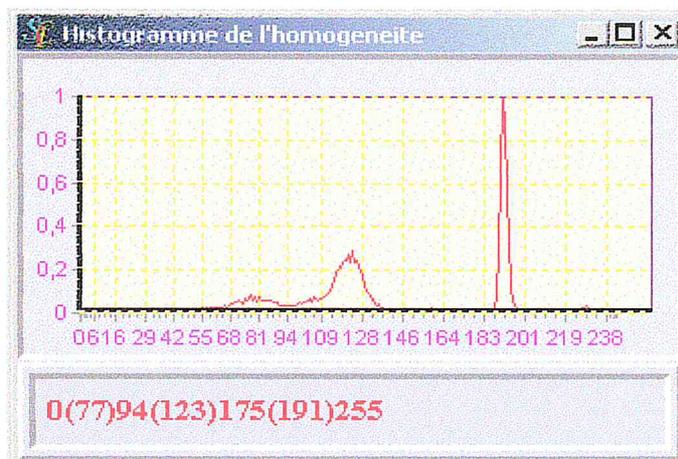


Figure 32. Histogramme d'Homogénéité

L'analyse de l'histogramme (figure 32) montre que :

- les pics les plus significatifs sont : 77, 123, 191 ;
- les vallées correspondantes sont : 94, 175.

Puisque l'intensité correspondant aux vallées segmente l'image en des régions homogènes, nous obtenons alors trois régions homogènes pour l'image Maison (figure 33).

- Calcul des régions uniformes

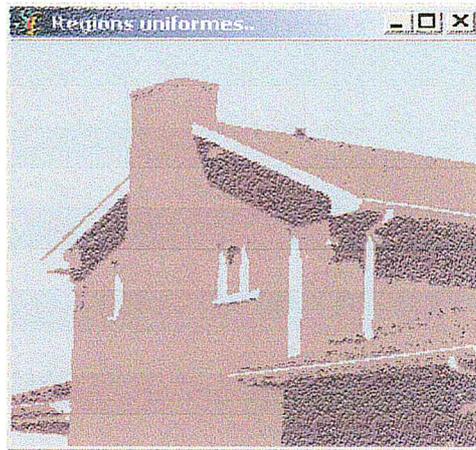


Figure 33. Image segmentée à partir de l'analyse d'histogramme d'homogénéité

**Deuxième étape : analyse de l'histogramme de la teinte (Hue)**

- Après avoir calculé l'image Hue (figure 34), l'analyse de son histogramme nous permet de calculer pour chaque région ses sous régions.

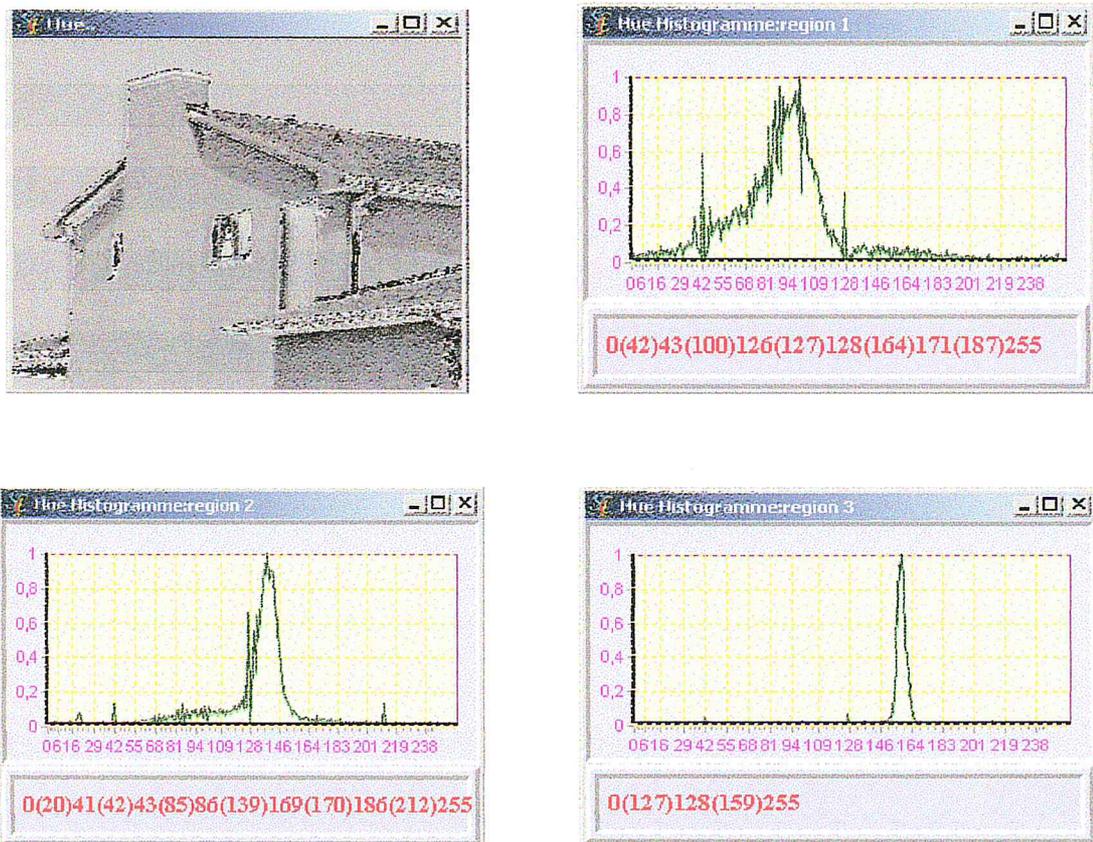


Figure 34. Image Hue et ses histogrammes de 'maison'

L'analyse de l'histogramme (figure 34) montre que :

1. Pour la première région :

- Les pics les plus significatifs sont : 42, 100, 127, 164, 187.
- Les vallées correspondantes sont : 43, 126, 128, 171.

Donc le nombre de sous régions de la première région est de **Cinq**.

2. Pour la deuxième région :

- Les pics les plus significatifs sont : 20, 42, 85, 139, 170, 212.
- Les vallées correspondantes sont : 41, 43, 86, 169, 186.

Donc le nombre de sous régions de la deuxième région est de **Six**.

3. Pour la troisième région :

- Les pics les plus significatifs sont : 127, 159.
- La vallée correspondante est : 128.

Donc le nombre de sous régions de la troisième région est de **Deux**.

Le nombre total de régions détectées pour l'image Maison est égal treize.

- Image segmentée:



Figure 35. Image maison segmentée

**Troisième étape : Fusion des régions**

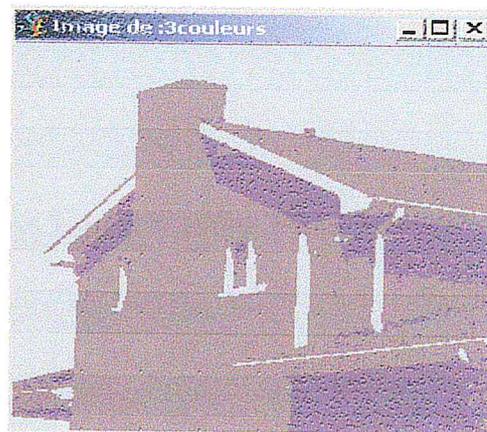


Figure 36. Image de fusion des régions

## 2. Image 'Lena'

### Première étape :

- Nous avons calculé les différentes images (intensité, écart type, discontinuité, homogénéité) (figure 38) sur l'image 'Lena' de dimensions 512x512 (figure 37),

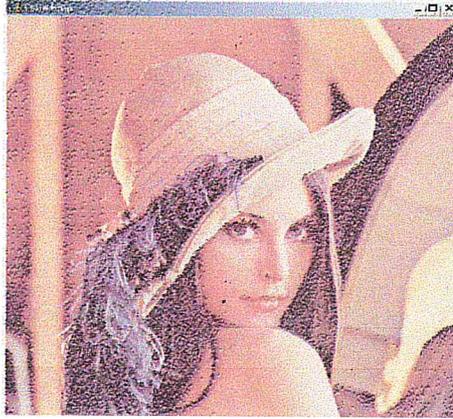


Figure 37. Lena

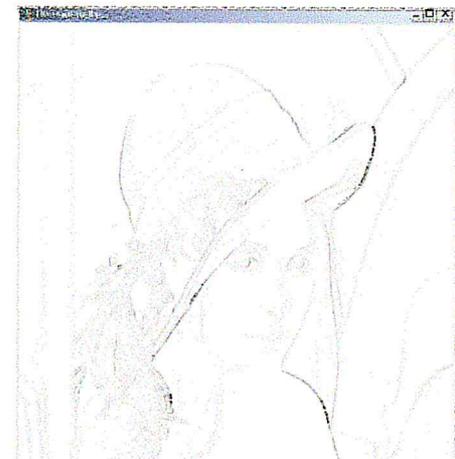
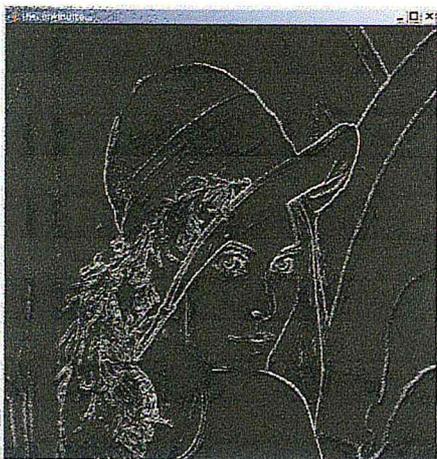
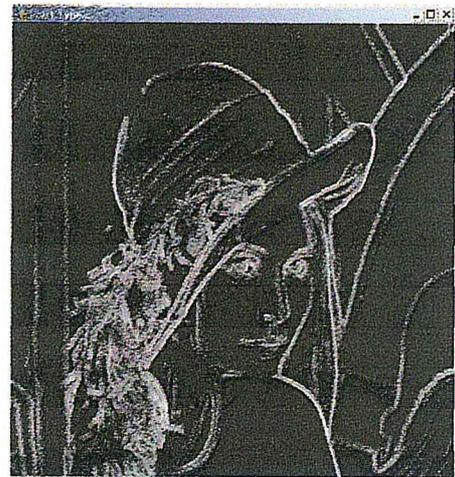
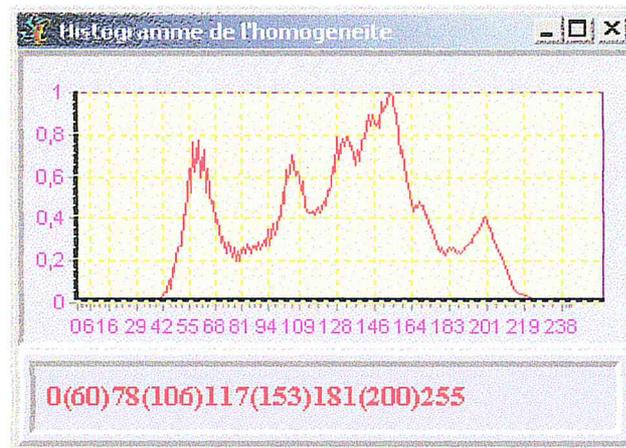


Figure 38. Les images intensité, écart type, discontinuité, homogénéité de Lena

- Histogramme d'homogénéité



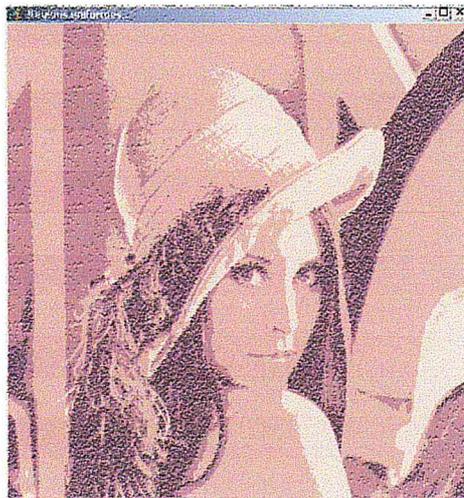
**Figure 39.** Histogramme d'Homogénéité

L'analyse de l'histogramme (figure 39) montre que :

- les pics les plus significatifs sont : 60, 106, 153, 200 ;
- les vallées correspondantes sont : 78, 117, 181.

Nous obtenons quatre régions homogènes pour l'image Lena (figure 40).

- Calcul des régions uniformes



**Figure 40.** Image segmentée à partir de l'analyse d'histogramme d'homogénéité

**Deuxième étape :** analyse de l'histogramme de la teinte (Hue)

- Après avoir calculé l'image Hue (figure 41), l'analyse de son histogramme nous permet de calculer pour chaque région ses sous régions.



Hue

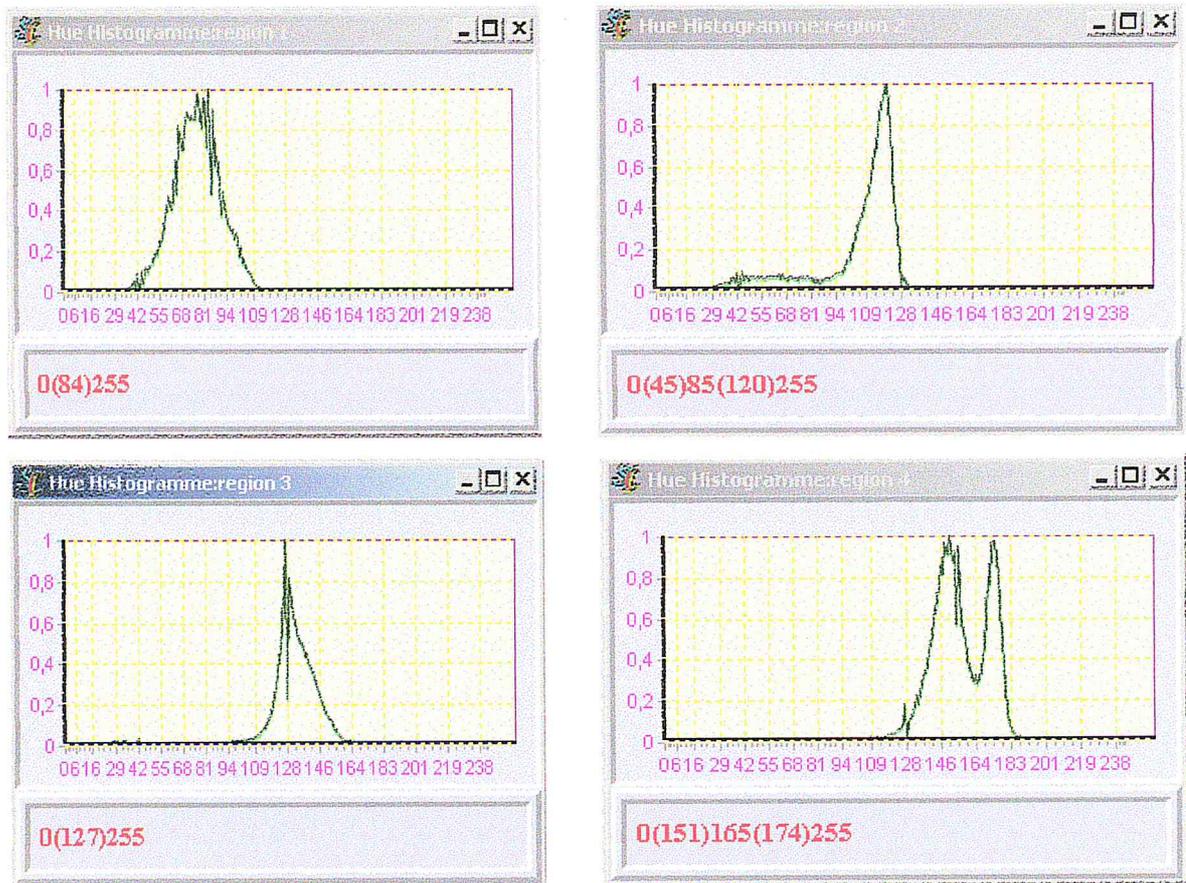


Figure 41. Image Hue et ses histogrammes

L'analyse de l'histogramme (figure 41) montre que :

1. Pour la première région :

- Le pic le plus significatif est : 84.
- Il n'y a pas de vallées.

Donc le nombre de sous régions de la première région est **Un**.

2. Pour la deuxième région :

- Les pics les plus significatifs sont : 45, 120.
- La vallée correspondante est : 85.

Donc le nombre de sous régions de la deuxième région est de **deux**.

3. Pour la troisième région :

- Le pic le plus significatif est : 127.
- Il n'y a pas de vallées.

Donc le nombre de sous régions de la troisième région est **Un**.

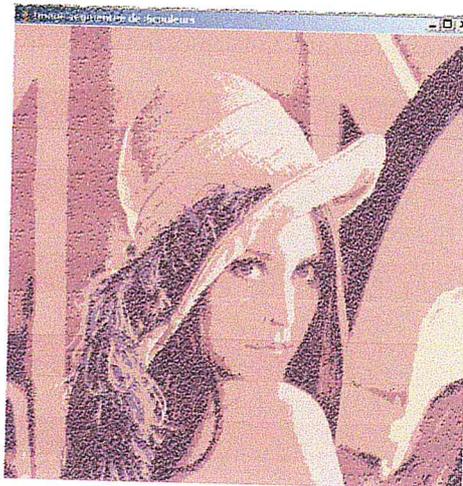
4. Pour la quatrième région :

- Les pics les plus significatifs sont : 151, 174.
- La vallée correspondante est : 165.

Donc le nombre de sous régions de la quatrième région est de **deux**.

Le nombre total de régions détectées pour l'image Lena est de **Six**.

- Image segmentée:



**Figure 42.** Image Lena segmentée

**Troisième étape : Fusion des régions**



**Figure 43.** Image de fusion des régions

### III.2. Application de SIC à des images cytologiques

#### 1. Image 'cellule1'

##### Première étape :

- L'image 'cellule1' de dimensions 72x96 (figure 44) est une image cellulaire leucémique d'un stade avancé. Nous avons calculé les différentes images (intensité, écart type, discontinuité, "homogénéité") (figure 45).

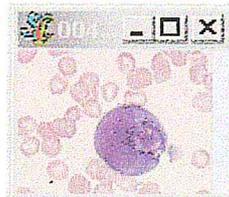


Figure 44. Image cellule1

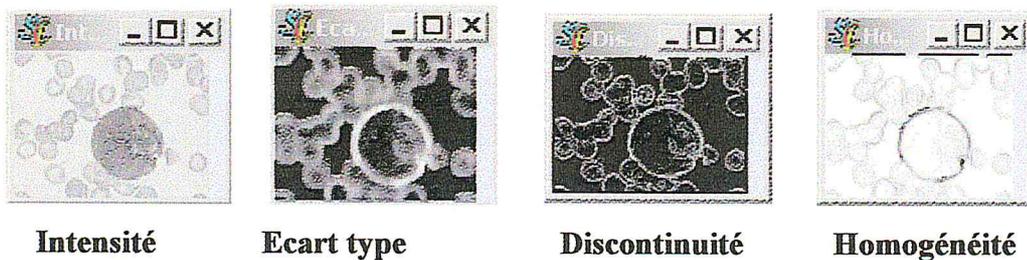


Figure 45. Les images intensité, écart type, discontinuité, homogénéité de cellule1

- Histogramme d'homogénéité

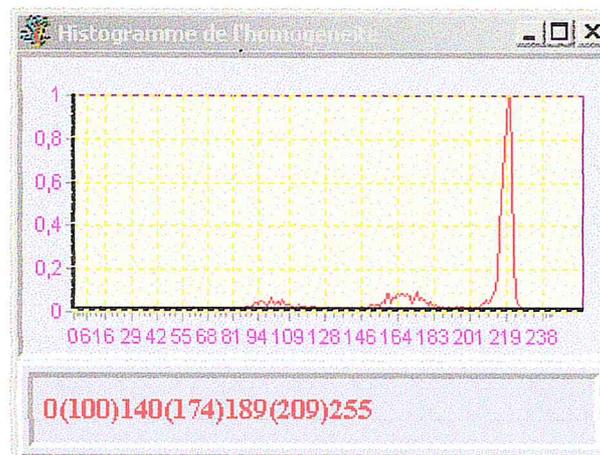


Figure 46. Histogramme d'Homogénéité

L'analyse de l'histogramme (figure 46) montre que :

- les pics les plus significatifs sont : 100, 174, 209 ;
- les vallées correspondantes sont : 140, 189.

Nous obtenons trois régions homogènes pour l'image cellule1 (figure 47).

- Calcul des régions uniformes



Figure 47. Image segmentée à partir de l'analyse d'histogramme d'homogénéité

**Deuxième étape :** analyse de l'histogramme de la teinte (Hue)

- Après avoir calculé l'image Hue (figure 48), l'analyse de son histogramme nous permet de calculer pour chaque région ses sous régions.

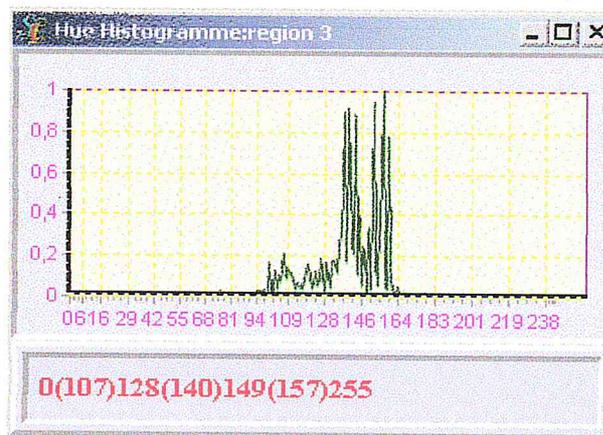
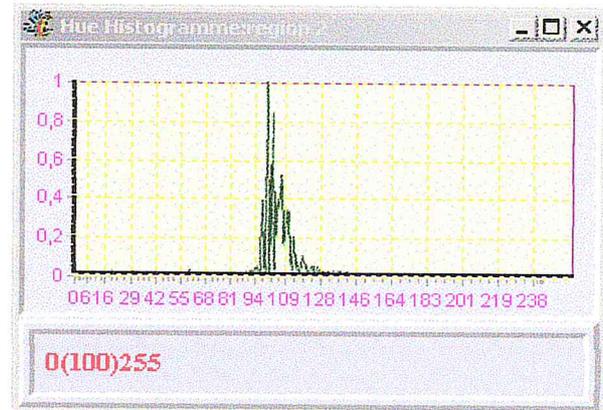
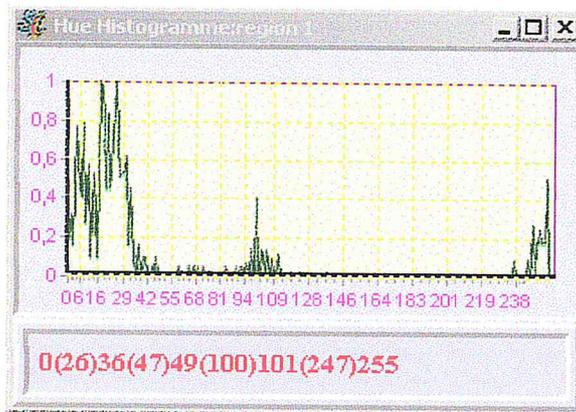


Figure 48. Image Hue et ses histogrammes

L'analyse de l'histogramme (figure 48) montre que :

4. Pour la première région :

- Les pics les plus significatifs sont : 26, 47, 100, 247.
- Les vallées correspondantes sont : 36,49, 101.

Donc le nombre de sous régions de la première région est de **Quatre**.

5. Pour la deuxième région :

- Le pic significatif est : 100.
- Il n'y a pas de vallées.

Donc le nombre de sous régions de la deuxième région est **Un**.

6. Pour la troisième région :

- Les pics les plus significatifs sont : 107,140, 157.
- Les vallées correspondantes sont : 128, 149.

Donc le nombre de sous régions de la troisième région est de **Trois**.

Le nombre total de régions détectées pour l'image callule1 est égal huit.

- Image segmentée:

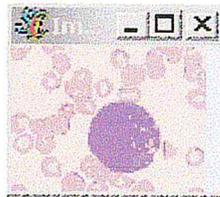


Figure 49. Image callule1 segmentée

**Troisième étape :** Fusion des régions



Figure 50. Image de fusion des régions

## 2. Image 'cellule2'

**Première étape :**

- L'image 'callule2' de dimensions 72x96 (figure 51) est une image cellulaire leucémique d'un stade primaire. Nous avons calculé les différentes images (intensité, écart type, discontinuité, "homogénéité) (figure 52).

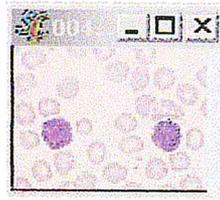


Figure 51. Image cellule2

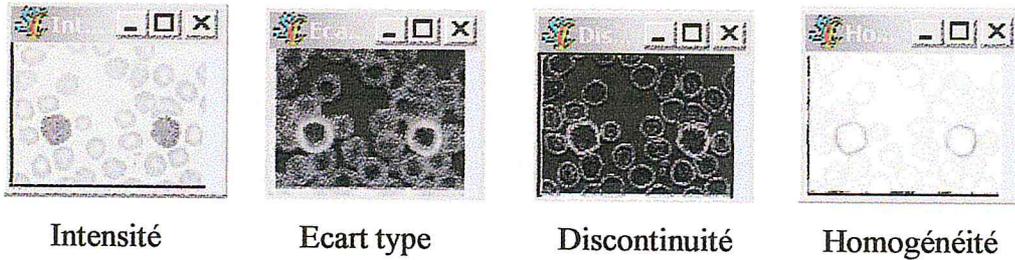


Figure 52. Les images intensité, écart type, discontinuité, homogénéité de cellule2

- Histogramme d'homogénéité

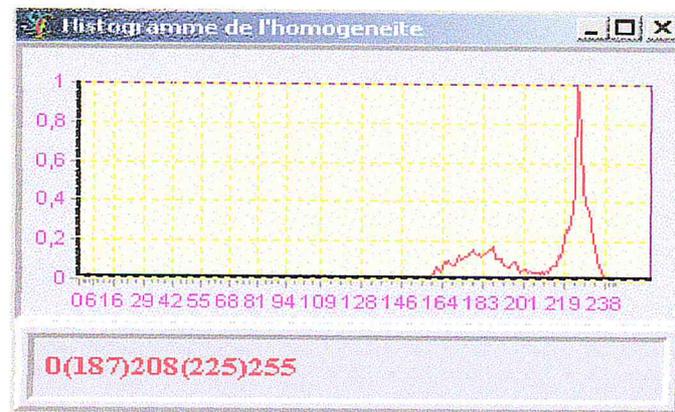


Figure 53. Histogramme d'Homogénéité

L'analyse de l'histogramme (figure 53) montre que :

- les pics les plus significatifs sont : 187, 225 ;
- la vallée correspondante est : 208.

Le résultat est de deux régions homogènes pour l'image cellule2 (figure 54).

- Calcul des régions uniformes



Figure 54. Image segmentée à partir de l'analyse d'histogramme d'homogénéité

**Deuxième étape** : analyse de l'histogramme de la teinte (Hue)

- Après avoir calculé l'image Hue (figure 55), l'analyse de son histogramme nous permet de calculer pour chaque région ses sous régions.

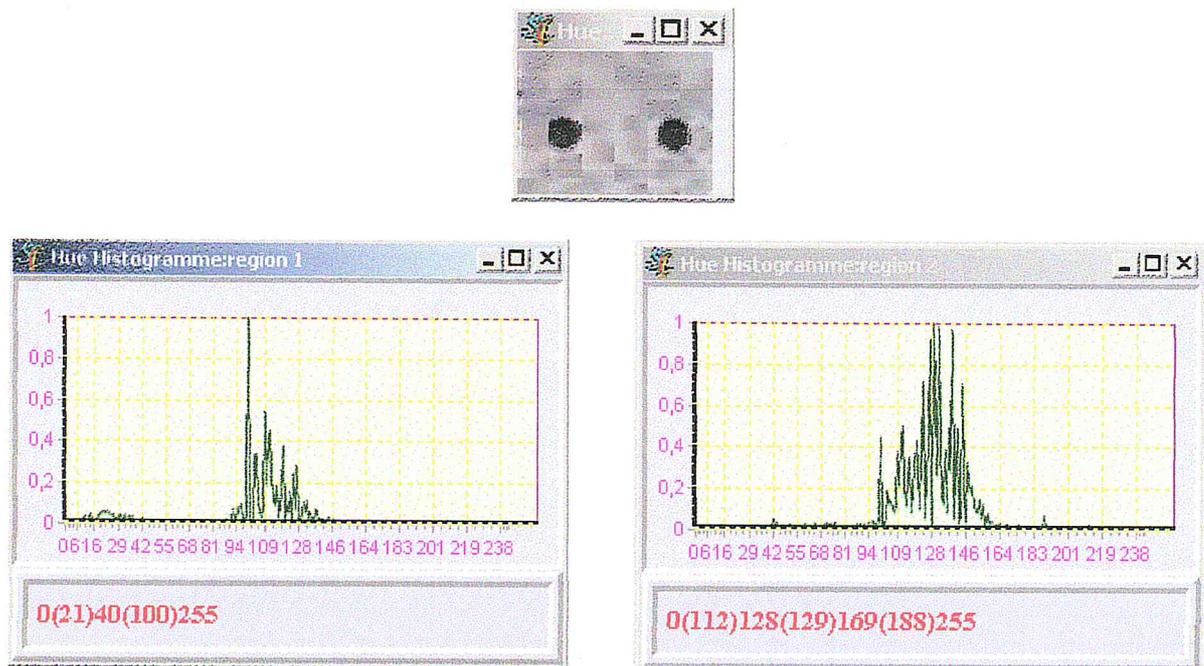


Figure 55. Image Hue et ses histogrammes

L'analyse de l'histogramme (figure 55) montre que :

7. Pour la première région :

- Les pics les plus significatifs sont : 21, 100.
- La vallée correspondante est : 40.

Donc le nombre de sous régions de la première région est de **Deux**.

8. Pour la deuxième région :

- Les pics les plus significatifs sont : 112, 129, 188.
- Les vallées correspondantes sont : 128, 169.

Donc le nombre de sous régions de la deuxième région est égale a **Trois**.

Le nombre total de régions détectées pour l'image cellule2 est égal **Cinq**.

- Image segmentée:

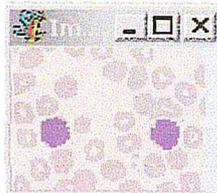
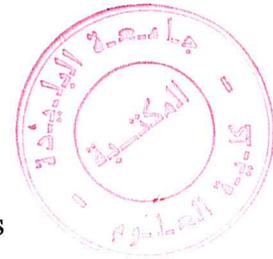
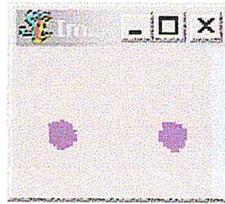


Figure 56. Image cellule2 segmentée

**Troisième étape : Fusion des régions****Figure 57.** Image de fusion des régions**IV. Discussion des résultats**

L'implémentation de la méthode choisie qui est la segmentation des images couleurs en régions par analyse d'histogramme d'homogénéité a engendré des résultats de bonne qualité.

L'application de l'algorithme, sur 'maison et Lena' a engendré des images segmentées de bonne qualité. Le nombre de couleurs dans ces images est faible et permet cependant de garder les structures principales. Mais Nous remarquons aussi que l'étape de fusion des régions de cette méthode diminue beaucoup le nombre de couleurs de l'image de telle sorte que l'image perd quelques petites structures qui peuvent être importantes. Comme par exemple, dans l'image Maison, le blanc de la maison est fusionné avec le ciel.

Dans le cas des images cytologiques, l'algorithme a permis de mettre en évidence après l'étape de segmentation toutes les structures (noyaux, globules rouges et cytoplasme) ; l'opération de fusion n'a conservé que les noyaux. Les deux étapes sont indispensables pour évaluer les paramètres de malignité.

Selon les objectifs, l'utilisateur peut décider si l'étape de fusion est indispensable ou pas :

- la recherche uniquement des grandes structures, l'étape de fusion est alors nécessaire ;
- la recherche des structures fines ne nécessite pas l'étape de fusion.

# *CONCLUSION*

# Conclusion et perspectives

Notre travail s'inscrit dans la segmentation d'images couleur, traitement bas-niveau qui consiste à créer une partition de l'image en sous-ensembles appelés régions. Afin de situer notre approche, nous effectuons dans le premier chapitre une introduction à la vision humaine et aux principaux espaces couleurs utilisés en traitement et analyse d'images. Dans le second chapitre nous introduisons des notions générales sur la cytologie. Le troisième chapitre présente une synthèse bibliographique des méthodes qui permettent de segmenter les images couleur en régions. L'objectif de ce travail est de concevoir un système de segmentation adaptable à l'analyse de plusieurs types d'images, en particulier les images cytologiques, riches en détails et contenant une grande variété de régions de nature uniforme. Afin de n'utiliser que l'information présente dans l'image à segmenter, un intérêt tout particulier a été accordé à l'aspect automatique et non-supervisé du dispositif ; notre méthode ne nécessite aucune connaissance a priori sur les classes présentes dans l'image et ne nécessite pas non plus la connaissance du nombre de classes.

Notre approche s'inscrit parmi les méthodes faisant appel aux techniques d'analyse de données multidimensionnelles qui considèrent que les régions sont définies comme des ensembles de pixels connexes appartenant à une même classe de pixels. La méthode adoptée ici procède en trois étapes :

- Détermination des régions uniformes par l'identification des pics significatifs de l'histogramme d'homogénéité. Cette étape prend en compte aussi bien l'information locale que globale,
- Analyse de l'histogramme de la caractéristique Hue (teinte) de chaque région obtenue lors de la première étape,
- Fusion des sous régions pour éviter la sur segmentation. Le critère de fusion s'appuie sur la distance entre deux couleurs et elle est calculée dans l'espace CIE(L\*a\*b\*).

La méthode décrite ci-dessus a été tout d'abord validée sur des images de référence (Lena, maison , ...etc.); son application à des images cytologiques a engendré des résultats de bonne qualité ; l'algorithme a permis de mettre en évidence après l'étape de segmentation toutes les structures (noyaux, globules rouges et cytoplasme) ; l'opération de fusion n'a conservé que les noyaux.

Toute fois, une amélioration notable de ce travail serait d'adjoindre le module de caractérisation permettant de fournir au système de classification des informations pertinentes sur les objets à décrire.

Ce projet a été d'un intérêt immense ; il nous a permis de mettre en pratique les connaissances acquises durant notre cursus universitaire ainsi que de découvrir une nouvelle discipline qui est l'imagerie dont on ne connaissait guère ses horizons.

## REFERENCES

- [CHE00] H. Cheng. "A hierarchical approach to color image segmentation using homogeneity". *IEEE Trans. on Image Processing*, 9(12) :2071–2082, December 2000.
- [CIE31] Commission Internationale de l'Eclairage, *Proceedings of the International congress on Illumination*, Cambridge, Cambridge University Press, 1931.
- [COC98] J.P Cocquerez et S. Philipp, "Analyse d'images : filtrage et segmentation". Edition Masson, 1998.
- [FON01] Michaël FONTAINE. " Segmentation non supervisée d'images couleur par analyse de la connexité des pixels ". Thèse de doctorat de l'université de Lille 1. 2001.
- [IYH04] I. Bloch, Y. Gousseau, H. Maître, D. Matignon, B. Pesquet - Popescu, F. Schmitt, M. Sigelle, F. Tupin. "Le traitement des images". tome 2. Paris 2004.
- [JFR02] Jean Fruitet. " Outils et méthodes pour le traitement des images par ordinateur " - Université de Marne-La-Vallée – France 2002.
- [LEZ95] O.LEZORAY. " La réalisation d'une étude sur le tri informatique en cytologie".Rapport de stage DEA. Université de CAEN.1995.

- [LEZ02] LEZORAY Olivier. " Segmentation d'images couleur par morphologie mathématique et classification de données par réseaux de neurones : application à la classification de cellules en cytologie des séreuses ".Thèse de doctorat de l'université de CAEN.2002.
- [OKS80] Y. I. Ohta, T. Kanade, et T. Sakai. " Color information for region segmentation ". Computer Graphics and Image Processing, 13 :222–241, 1980.
- [PAP28] Papanicolaou G.N., « New cancer diagnosis », *Proc. third race betterment conference*, pp. 528, 1928.
- [SCH93] R. Schettini. " A segmentation algorithm for color images ". Pattern Recognition Letters, 14 :499–506, 1993.
- [ZUC76] S. Zucker. " Region growing : childhood and adolescence ". Computer Graphics and Image Processing, 5 :382–399, 1976.
- [01] <http://www-i3d-univ-lille1.fr/~fm/chap1/c1002.html>
- [02] <http://www-i3d-univ-lille1.fr/~fm/chap1/c1003.html>
- [03] <http://www.tsi.enst.fr/tsi/enseignement/ressources/mti/Cheng/article.html#cheng>.