

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE MOULOU D MAMMERI, TIZI-OUZOU.



FACULTE GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

**MEMOIRE DE FIN D'ETUDE EN VUE  
DE L'OBTENTION DU  
DIPLÔME DE MASTER EN  
ELECTRONIQUE**

SPECIALITE : TELECOMMUNICATION ET RESEAUX

Présenté par  
**M<sup>me</sup> BELGAID Samia**

Sujet :  
**Segmentation d'Images par Seuillage non  
Paramétrique d'Histogrammes Couleur**

M<sup>r</sup> BITAM ABDELMADJID

Maître de conférence B

UMMTO Rapporteur

Soutenu le : 29 /09 /2015

# *Remerciements*

*Je tiens à remercier mon encadreur Monsieur Abdelmadjid BITAM, Maître de Conférence à l'université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, pour avoir accepté de diriger ce travail. Son soutien, sa clairvoyance et ses compétences m'ont été d'une aide inestimable.*

*Mes remerciements s'adressent également à l'ensemble des membres du jury d'avoir accepté d'évaluer mon travail.*

*J'adresse mes remerciements aussi, à toute personne qui m'a aidé de loin ou de près dans la réalisation de ce mémoire.*

# Table des matières

<b>Introduction</b>	<b>5</b>
<b>1 Généralités sur l'Image Numérique Couleur</b>	<b>7</b>
1.1 Différentes images numériques	7
1.1.1 Définition de l'image numérique	7
1.1.2 Image numérique noir et blanc (Photochrome)	7
1.1.3 Image numérique couleur	8
1.1.3.1 Propriétés physiques de la couleur	8
1.1.3.2 Propriété psychophysologique de la couleur	8
1.1.3.3 Expression subjective de la lumière	9
1.1.3.4 Caractéristiques de l'image numérique couleur	9
1.2 Chaîne numérique	10
1.2.1 Acquisition	10
1.2.1.1 Evolutions entre l'analogique et le numérique	11
1.2.1.2 Outils d'acquisition	11
1.2.1.3 Numérisation d'images couleur	12
1.2.2 Traitement	13
1.3 Espaces de représentation couleur	14
1.3.1 Systèmes de primaires	14
1.3.2 Espaces luminance-chrominance	16
1.3.3 Systèmes perceptuels	17
1.3.4 Système d'axes indépendants	18
1.3.5 Discussion	19
<b>2 Synthèse des Méthodes de Segmentation d'Images</b>	<b>20</b>
2.1 Définition de la segmentation	20
2.1.1 Définition mathématique de la segmentation	20
2.2 Structures des données de l'image	21
2.2.1 Le fond et la forme	21
2.2.2 Connexité	21
2.2.3 Voisinage	21
2.2.4 Etiquetage	21
2.2.5 Homogénéité	21
2.3 Stratégies de segmentation	21
2.3.1 Approche scalaire	22
2.3.2 Approche marginale	22
2.3.3 Approche vectorielle	23
2.4 Approches de segmentation d'images	23
2.4.1 Approche contour	23
2.4.1.1 Méthodes dérivatives	24

2.4.1.2	Filtre optimal . . . . .	25
2.4.2	Approche région . . . . .	25
2.4.2.1	Croissance de régions . . . . .	25
2.4.2.2	Division et fusion des régions . . . . .	26
2.4.2.3	Approche par classification . . . . .	27
2.4.2.4	Méthode par seuillage d'histogrammes . . . . .	29
2.5	Discussion : . . . . .	30
<b>3</b>	<b>Segmentation d'Images par Seuillage non Paramétrique d'Histogrammes</b>	
	<b>Couleur</b>	<b>31</b>
3.1	Principe du seuillage . . . . .	31
3.1.1	Algorithme de seuillage . . . . .	31
3.1.2	Seuillage paramétrique . . . . .	32
3.1.3	Seuillage non paramétrique . . . . .	32
3.1.3.1	Maximisation de l'entropie . . . . .	32
3.1.3.2	Minimisation et Maximisation de la variance . . . . .	34
3.2	Organigramme de Segmentation : . . . . .	36
3.2.1	Affichage de l'image dans un espace couleur : . . . . .	37
3.2.2	Détermination de l'histogramme de chaque composante couleur . . . . .	42
3.2.3	Test des méthodes . . . . .	46
3.2.4	Test des composantes . . . . .	46
3.2.5	Détermination des classes de l'image . . . . .	46
3.2.6	Test d'arrêt . . . . .	46
<b>4</b>	<b>Tests et Résultats</b>	<b>47</b>
4.1	Résultats de Segmentation obtenus à partir de l'image " pomme couleur " . . . . .	47
4.1.1	interprétation : . . . . .	50
4.2	Résultats de segmentation obtenus à partir de l'image " couronne couleur " . . . . .	51
4.2.1	interprétation : . . . . .	53
4.3	Résultats de segmentation obtenus à partir de l'image " Anneau couleur " . . . . .	54
4.3.1	interprétation : . . . . .	57
	<b>Conclusion</b>	<b>58</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>60</b>

# Table des figures

1.1	Domaine du visible du spectre électromagnétique. . . . .	8
1.2	Variation du tri-stimulus RGB en fonction de la longueur d'onde. . . . .	9
1.3	La représentation spatiale du modèle <i>RVB</i> . . . . .	15
2.1	Le 4 - Voisinage . . . . .	21
2.2	Le 8 - Voisinage . . . . .	21
2.3	Approche scalaire . . . . .	22
2.4	Approche marginale . . . . .	22
2.5	Approche vectorielle . . . . .	23
2.6	Différentes méthodes de segmentation d'image. . . . .	23
2.7	Filtre de Roberts . . . . .	24
2.8	Filtre de Perwitt . . . . .	24
2.9	Masques de dérivation de Sobel . . . . .	24
2.10	Masque de dérivation de Kirsch . . . . .	25
2.11	Le filtrage par dérivée seconde . . . . .	25
2.12	Principe de la segmentation par division des régions(Structure quaternaire)	26
3.1	Organigramme de Segmentation : . . . . .	36
3.2	Image " pomme couleur " dans l'espace <i>RVB</i> . . . . .	38
3.3	Image " couronne couleur " dans l'espace <i>RVB</i> . . . . .	38
3.4	Image " anneau couleur " dans l'espace <i>RVB</i> . . . . .	38
3.5	composante rouge de l'image "pomme couleur"	39
3.6	composante verte de l'image "pomme couleur"	39
3.7	composante bleue de l'image "pomme couleur"	39
3.8	composante rouge de l'image "couronne couleur"	40
3.9	composante verte de l'image "couronne couleur"	40
3.10	composante bleue de l'image "couronne couleur"	40
3.11	composante rouge de l'image "anneau couleur"	41
3.12	composante verte de l'image "anneau couleur"	41
3.13	composante bleue de l'image "anneau couleur"	41
3.14	Histogramme de la composante Rouge de l'image "pomme couleur"	43
3.15	Histogramme de la composante verte de l'image "pomme couleur"	43
3.16	Histogramme de la composante Bleue de l'image "pomme couleur"	43
3.17	Histogramme de la composante rouge de l'image " couronne couleur "	44
3.18	Histogramme de composante verte de l'image "couronnr couleur"	44
3.19	Histogramme de la composante bleue de l'image "couronne couleur"	44
3.20	Histogramme de la Composante rouge de l'Image " anneau couleur "	45
3.21	Histogramme de la composante verte de l image "anneau couleur"	45
3.22	Histogramme de la composante bleue de l'image "anneau couleur"	45
4.1	Histogramme de la composante Rouge. $S_0=157$ et $S_k=238$ . . . . .	47

4.2	Résultat de la segmentation de l'image synthétique obtenue avec la composante Rouge et le seuil optimal $S_0=157$ . . . . .	47
4.3	Histogramme de la composante Verte. $S_0=101$ et $S_k=50$ . . . . .	48
4.4	Résultat de la segmentation de l'image synthétique obtenue avec la composante Verte et le seuil optimal $S_0=101$ . . . . .	48
4.5	histogramme de la composante Bleue. $S_0=30$ et $S_k=10$ . . . . .	49
4.6	Résultat de la segmentation de l'image synthétique obtenue avec la composante Bleue et le seuil optimal $S_0=30$ . . . . .	49
4.7	Histogramme de la composante rouge $S_0=201$ et $S_k=166$ . . . . .	51
4.8	Résultat de la segmentation de l'image "couronne couleur" avec la composante rouge et le seuil optimal $S_0=201$ . . . . .	51
4.9	Histogramme de la composante verte $S_0=126$ et $S_k=236$ . . . . .	52
4.10	Résultat de la segmentation de l'image "couronne couleur" avec la composante verte et le seuil optimal $S_0=126$ . . . . .	52
4.11	Histogramme de la composante Rouge. $S_0=106$ et $S_k=25$ . . . . .	54
4.12	Résultat de la segmentation de l'image " Anneau couleur" obtenue avec la composante Rouge et le seuil optimal $S_0=106$ . . . . .	54
4.13	Histogramme de la composante rouge. $S_0=106$ et $S_k=25$ . . . . .	55
4.14	Résultat de la segmentation de l'image " Anneau couleur" obtenue avec la composante Rouge et le seuil optimal $S_k=25$ . . . . .	55
4.15	histogramme de la composante Bleue. $S_0=55$ et $S_k=118$ . . . . .	56
4.16	Résultat de la segmentation de l'image " Anneau couleur" obtenue avec la composante Bleue et le seuil optimal $S_k=118$ . . . . .	56

# Introduction

Le traitement de l'image a vu le jour avec le développement des télécommunications au début du vingtième siècle. En effet, dès le début des années vingt, des câbles sous-marins analogiques ont été utilisés pour acheminer l'image vers les différents continents du monde. Le véritable essor du traitement d'images a lieu dans les années soixante avec l'apparition de calculateurs suffisamment puissants pour travailler sur des images. Ces progrès obtenus dans le domaine de l'informatique ont rendu possible la numérisation de l'image. Ainsi, l'image numérique permet de réaliser des traitements dans des domaines variés : imagerie médicale, robotique, vidéosurveillance, télédétection, reconnaissance de visages, etc. . . .

L'une des étapes les plus importantes en traitement d'images est la segmentation. Elle se situe en amont des dispositifs de vision. En effet, les traitements ultérieurs à la segmentation dépendent entièrement des résultats de celle-ci. La segmentation consiste à diviser l'image en régions disjointes et homogènes présentant des caractéristiques communes au sens d'un critère fixé a priori.

Suivant l'application et le type d'images à traiter, de nombreux critères de segmentation existent : le niveau de gris, la texture, la couleur . . . .etc.

Il existe de nombreuses méthodes de segmentation, que l'on peut regrouper en deux catégories : l'approche contour qui consiste à délimiter les différentes régions par leurs frontières et l'approche région qui permet de caractériser les régions homogènes d'une image.

Pour extraire les régions contenues dans une image, les techniques de segmentation par seuillage d'histogrammes peuvent être utilisées. Les méthodes de seuillage par histogramme consistent à délimiter les niveaux de gris des différents objets d'une image par des valeurs appelées seuils. Les seuils peuvent être déterminés soit en approximant l'histogramme par des fonctions de densité de probabilité (méthodes paramétriques) ou en optimisant un critère statistique (méthodes non paramétriques).

Cependant lors du processus de la segmentation, la couleur peut jouer un rôle très important. En effet, l'information contenue dans les images et les vidéos sont souvent en couleur. Du fait de cette contrainte, l'utilisation de l'information couleur surgit comme l'une des solutions pour la segmentation d'images.

Ainsi, dans notre mémoire, nous avons mis en œuvre une méthode de segmentation d'images par seuillage non paramétrique d'histogrammes couleur. Notre travail est divisé en quatre chapitres. Dans le premier chapitre, nous donnerons quelques généralités sur la couleur et la chaîne de traitements de l'image couleur. Nous présenterons également les différents espaces de représentation de la couleur. Le deuxième chapitre sera consacré à une synthèse des différentes stratégies et approches de traitement et de segmentation d'images en niveaux de gris et couleur. Ce chapitre sera également consacré à une étude comparative

des approches de segmentation. Dans le troisième chapitre, nous allons développer l'algorithme de segmentation d'image par seuillage non paramétrique d'histogrammes couleur. Le quatrième chapitre sera consacré à la présentation des principaux résultats obtenus par notre algorithme de segmentation. A la fin, nous terminerons ce mémoire par une conclusion.

# Chapitre 1

## Généralités sur l'Image Numérique Couleur

L'image est une représentation plane d'un objet tridimensionnel. Elle peut être une vue sous un angle bien déterminé ou quelconque. C'est une représentation d'une situation à un moment donné acquise à l'aide de systèmes de production d'images (appareils photographiques, caméra, radiographie, scanner,...). Sa forme peut être analogique (négatif, photographie, vidéo,...) ou numérique.

Dans ce cas l'image est le résultat de la projection des rayons lumineux issus de la source sur la surface sensible du capteur. Par convention photoélectrique, l'image formée sur le capteur photosensible est ensuite transformée en un signal électrique utilisable par le système de traitement.

### 1.1 Différentes images numériques

#### 1.1.1 Définition de l'image numérique

Les fonctions image sont échantillonnées puis quantifiées pour former des ensembles de points (pixels : picture elements) sous forme de matrice, chaque pixel est associé à un niveau de gris  $n$  ou à des niveaux de composantes couleur codés sur  $N$  bits et qui représentent respectivement le niveau de luminosité ou de couleur de la zone correspondante dans la scène observée. Chaque pixel est localisé par ses coordonnées  $x$  et  $y$  dans l'image. L'image numérique peut être :

- Vectorielle : image décrite par des formes géométriques, comme les graphiques.
- Matricielle (*Bitmap*) : ensemble de points (*pixels*).

#### 1.1.2 Image numérique noir et blanc (Photochrome)

- *Image en niveau de gris* : Dans ce cas on dispose d'une échelle de teintes de gris et la plupart du temps on dispose de 256 niveaux de gris. Il est à noter que l'être humain ne reconnaît au plus que 64 niveaux de gris.
- *Image binaire* : Chaque pixel est représenté par un bit (0/1) avec en général le 0 correspond au noir et le 1 correspond au blanc.

Ces images peuvent être générées facilement à partir des images en niveaux de gris et cela en fixant un seuil  $S$  et en l'utilisant pour partitionner l'image en niveau de gris en des pixels avec deux valeurs d'intensité tel que :

$$\begin{cases} Si I(x, y) > S & \text{alors } I_{bin}=1; \\ Si I(x, y) < S & \text{alors } I_{bin}=0. \end{cases}$$

Avec  $I_{bin}$  est la version binarisée de l'image  $I(x, y)$  en niveau de gris.

### 1.1.3 Image numérique couleur

#### 1.1.3.1 Propriétés physiques de la couleur

Tout d'abord, il n'y aurait pas de couleur sans lumière, la première cause de la sensation de couleur, elle est définie comme un rayonnement électromagnétique, c'est-à-dire un ensemble de radiations ou d'ondes électromagnétiques produites par la propagation de particules lumineuses, les photons [25].

Une radiation électromagnétique est caractérisée par sa longueur d'onde exprimée en mètres ( $m$ ). Ce qui est appelée **lumière visible** correspond à la partie du rayonnement électromagnétique émis par le soleil à laquelle nos yeux sont sensibles [environ entre 380 et 780 nanomètres ( $nm$ )].

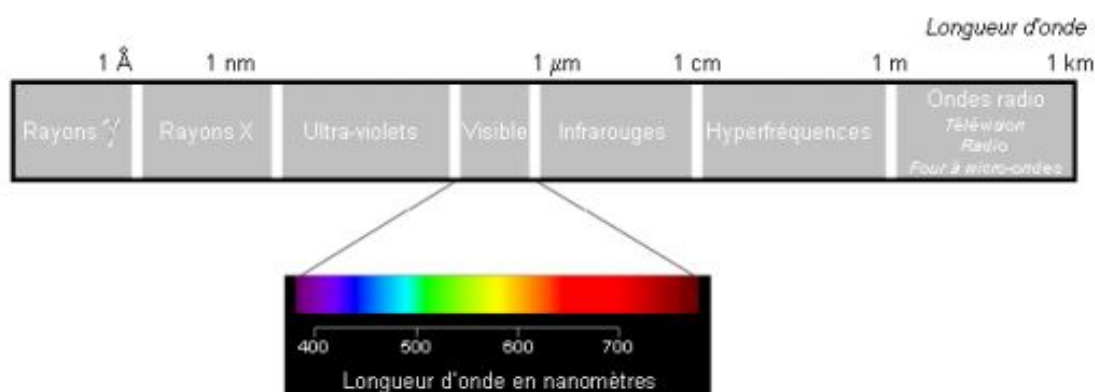


FIGURE 1.1 – Domaine du visible du spectre électromagnétique.

#### 1.1.3.2 Propriété psychophysologique de la couleur

La couleur n'est ni une matière, ni une lumière mais plutôt une sensation reçue par l'intermédiaire de l'œil humain et traduite par notre cerveau lors de la vision d'un objet coloré. Par conséquent, la couleur est une sensation physiologique et psychologique qui dépend d'un ensemble de facteurs :

1. La nature de l'objet perçu.
2. La lumière incidente qui permet à l'œil de recevoir le message.
3. L'œil qui perçoit cette lumière et communique cette sensation au cerveau.

Trois couleurs primaires sont nécessaires et suffisantes pour reproduire toute couleur et la **colorimétrie** (science de la mesure de la couleur) qui sont le Vert(490-570nm), le Rouge(620-670nm) et le bleu(450-490)nm. Les quantités de chacune des primaires nécessaires à reproduire une couleur sont appelées les **composantes trichromatiques**.

la commission internationale de l'éclairage (CIE) définit et publie les caractéristiques des illuminants (stimulus). ces derniers sont des profils ou spectres de lumière visible, ils permettent la comparaison d'images ou de couleurs enregistrées sous un éclairage différent.

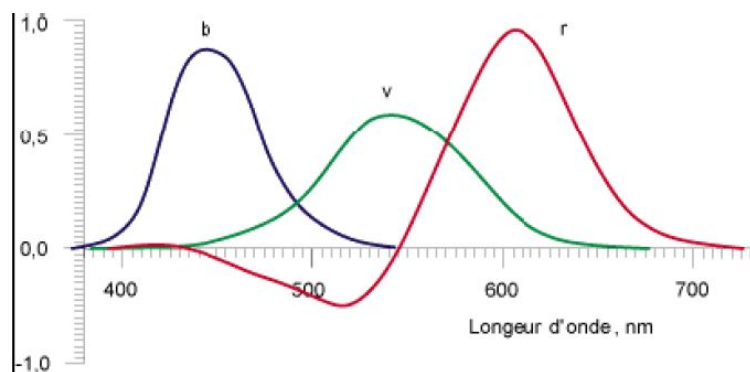


FIGURE 1.2 – Variation du tri-stimulus RGB en fonction de la longueur d'onde.

### 1.1.3.3 Expression subjective de la lumière

La perception humaine de la couleur est une réaction subjective à la stimulation de l'oeil et il semble mieux adapté de caractériser une couleur en termes de luminosité, de teinte et de saturation.

- ✓ La luminosité : est l'attribut d'une sensation visuelle selon lequel une surface éclairée par une source lumineuse déterminée paraît émettre plus au moins de lumière. Elle correspond à l'aspect clair, foncé ou terne d'une couleur.
- ✓ La teinte : ou tonalité chromatique qui correspond à la longueur d'onde prédominante présente dans la couleur : jaune, rouge, vert, bleu. . . . Le blanc, le noir ou les gris sont des couleurs qui n'ont pas de teinte. Elles sont dites **neutres** ou **achromatiques**.
- ✓ La saturation : qui caractérise le côté plus au moins délavé, pâle ou vif. C'est une grandeur permettant d'estimer le **niveau de coloration** d'une teinte indépendamment de la luminosité.

### 1.1.3.4 Caractéristiques de l'image numérique couleur

#### 1. Définition (taille de l'image)

On appelle **définition** le nombre de points (pixels) constituant l'image, c'est-à-dire sa "dimension informatique" (le nombre de colonnes de l'image que multiplie son nombre de lignes). Une image possédant 640 pixels en largeur et 480 en hauteur aura une définition de 640 pixels par 480, notée  $640 \times 480$ .

#### 2. Résolution

C'est un terme souvent confondu avec la "définition", détermine par contre le nombre de points par unité de surface, exprimé en points par pouce (**PPP**, en anglais **DPI** pour Dots Per Inch); un pouce représentant  $2.54\text{cm}$ . La résolution permet ainsi d'établir le rapport entre le nombre de pixels d'une image et la taille réelle de sa représentation sur un support physique (écran, papier...).

$$\begin{cases} X * \text{résolution} = x \text{ pixels} \\ Y * \text{résolution} = y \text{ pixels} \end{cases}$$

$X$  et  $Y$  représentent la taille géométrique en pouce ou en centimètre de la structure à numériser.

#### 3. Poids d'une image

Pour connaître le poids (en octet) d'une image, il est nécessaire de compter le

nombre de pixels que contient l'image, cela revient à calculer le nombre de cases du tableau, soit la hauteur de celui-ci que multiplie sa largeur. Le poids de l'image est alors égal à son nombre de pixels que multiplie le poids de chacun de ces éléments.

**Exemple 1.1.1** *Voici le calcul pour une image  $640 \times 480$  en True color. Soit :*

— *Le nombre de pixels :  $640 \times 480 = 307200$*

— *Poids de chaque pixel  $\frac{24 \text{ bits}}{8} = 3 \text{ octets}$*

*Le poids de l'image est ainsi égal à :  $307200 \times 3 = 921600 \text{ octets}$   $\frac{921600}{1024} = 900 \text{ Ko}$*

#### 4. **Transparence**

La transparence est une caractéristique permettant de définir le niveau d'opacité des éléments d'une image, c'est-à-dire la possibilité de voir à travers l'image des éléments graphiques.

#### 5. **Bruit**

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

#### 6. **Histogramme**

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Pour diminuer l'erreur de quantification, pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image, on modifie souvent l'histogramme correspondant.

#### 7. **Contours et textures**

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

#### 8. **Luminance**

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

#### 9. **Contraste**

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images. Si  $L_1$  et  $L_2$  sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines  $A_1$  et  $A_2$  d'une image, le contraste  $C$  est défini par le rapport :

$$C = \frac{L_1 - L_2}{L_1 + L_2}$$

## 1.2 Chaîne numérique

La chaîne numérique s'oriente autour de trois phases principales :

### 1.2.1 Acquisition

L'acquisition est la transformation de la réalité (scène ou document) en fichier informatique. Cette étape consiste à prendre des images, issues de différentes sources et de

les transférer dans notre Pc. C'est le rôle de la photo-détection qui transforme l'énergie lumineuse en énergie électrique. Elle est faite par des capteurs que l'on appelle plus spécifiquement CCD.

La lumière est projetée sur le C.C.D. (Charge Couple Device) qui convertit ces informations en données numériques. Un capteur à la dynamique ou à la résolution inadaptée peut par exemple, conduire à la perte d'informations cruciales, une image trop bruitée risque d'être source d'erreurs de mesure ou de diagnostique. L'idéal serait de pouvoir garantir un rendu des couleurs fidèle de la scène d'origine aux différents supports de reproduction.

### 1.2.1.1 Evolutions entre l'analogique et le numérique

Depuis la présentation, en 1980, de la première caméra vidéo à base de capteur CCD1 par Sony, les évolutions vers le numérique n'ont plus cessé. Ces caméras à capteur CCD n'étaient pas encore complètement numériques. Le signal de sortie de celles-ci était encore analogique, afin qu'il soit compatible avec les systèmes d'affichage (téléviseur et moniteur vidéo) et les supports d'enregistrement (bandes magnétiques).

Avec l'évolution des systèmes numériques de stockage de données, il est maintenant possible de transférer des séquences d'images directement au format numérique, permettant à la fois de conserver la qualité du signal fourni par le capteur (il n'y a plus de conversion N/A et A/N) et de simplifier l'archivage. L'augmentation de la résolution des capteurs est l'une des améliorations les plus marquantes vers le tout numérique. De plus, l'image étant numérisée dans la caméra, il est possible d'appliquer des pré-traitements adaptés avant même le transfert des données.

### 1.2.1.2 Outils d'acquisition

#### ► Caméras couleur

L'élément principal d'une caméra est le **capteur**. Celui-ci est constitué d'un ensemble de photorécepteurs qui convertissent le flux lumineux reçu en une information électrique de sorte à fournir un ou plusieurs signaux vidéo au système de numérisation. Ces photorécepteurs sont disposés soit selon une droite (caméra linéaire), soit selon un plan (caméra matricielle). L'image ainsi obtenue est constituée d'un ensemble de **pixels** qui correspondent aux photorécepteurs.

La technologie la plus répandue pour la réalisation des capteurs d'images est actuellement la technologie CCD dont les photorécepteurs produisent une tension croissante en fonction de l'intensité lumineuse qu'ils reçoivent. L'information couleur est décomposée par l'utilisation de trois filtres sensibles aux longueurs d'onde proches du rouge, du vert et du bleu par analogie avec le système de perception humaine.

#### ► Appareil photo numérique

On pourrait penser que les appareils photos numériques ressemblent aux appareils photos argentiques. Ils sont tous les deux équipés d'une optique (assemblage de lentilles), d'un diaphragme et d'un obturateur. Toutefois, dans le cas de l'argentique, l'image est impressionnée sur une pellicule photo tandis que le numérique enregistre l'image sur des cellules photos électriques.

► **Scanner**

Le scanner est un périphérique du micro-ordinateur. Il permet la numérisation des images. Il communique généralement avec l'ordinateur par une carte SCSI propriétaire, souvent via un port USB. Dans la pratique, son usage rappelle celui d'un photocopieur. Son principal usage "grand public" est l'acquisition d'images numériques destinées à l'affichage écran ou à l'impression. Mais il peut aussi servir à "photographier" des objets et à "récupérer" du texte imprimé pour son utilisation dans un traitement de texte.

► **IRM**

L'IRM ou imagerie par résonance magnétique est l'une des techniques d'imagerie médicales les plus récentes. Elle permet de visualiser avec une grande précision les organes et tissus mous, dans différents plans de l'espace. Il est ainsi possible de déterminer la position exacte des lésions autrement invisibles. L'appareil comporte un aimant de grande puissance, la technique consiste à faire vibrer les noyaux d'hydrogène qui composent les tissus de l'organisme. Ces noyaux renferment en effet des protons qui vont agir comme autant de petits aimants. En vibrant, ils émettent des signaux qui vont être captés par une antenne puis être transformés en images.

### 1.2.1.3 Numérisation d'images couleur

#### 1. Quantification

Le système de numérisation, constitué d'une carte d'acquisition extérieure aux caméras analogiques et intégrée aux caméras numériques, réalise la conversion d'un ou plusieurs signaux vidéo en un triplet de valeurs numériques manipulables par l'ordinateur. Il s'agit de la quantification de l'information couleur. Ces signaux vidéo sont, soit un seul signal composite qui est formé des trois signaux primaires rouge, vert et bleu issus des capteurs CCD et codé selon les normes de différents standards, soit les trois signaux primaires eux-mêmes.

Ainsi, la numérisation des images couleur consiste à associer à chaque pixel de l'image trois valeurs numériques correspondant aux composantes trichromatiques de la couleur qu'il représente. En règle générale, chacune des composantes R, G et B est codée sur 8 bits et peut donc prendre 256 valeurs. Une couleur est donc codée sur 24 *bits*, ce qui permet de représenter exactement par synthèse additive  $2^{24}$ , soit 16 777 216 couleurs. Or, il est estimé très approximativement que le système de perception humaine permet de distinguer un peu plus de 350 000 couleurs. Ainsi, sur certaines plages de couleurs, il est nécessaire de coder chaque composante sur 12 *bits* afin de différencier toutes les couleurs que le système visuel humain peut percevoir.

#### 2. Calibrage

Les valeurs numériques fournies par le système de numérisation dépendent du matériel utilisé et des conditions d'éclairage et d'observation. Il est rare que ces valeurs numériques soient égales aux valeurs mesurées par un appareil de mesure de la couleur comme un colorimètre ou un spectro-colorimètre.

Ainsi, il est nécessaire d'établir une correspondance entre les composantes trichromatiques théoriques d'une couleur de référence connue et observée par la caméra sous un éclairage spécifique et les valeurs fournies par le système de numérisation ; l'idéal étant qu'il y ait une égalité parfaite entre ces deux jeux de valeurs afin de

rester indépendant du matériel et de l'environnement. On distingue plusieurs mesures de calibration en fonction du cahier des charges dicté par l'utilisateur. (Correction gamma, calibration photométrique, balance des blancs...)

### 3. Sensibilité

Une photographie est correctement exposée lorsque la surface sensible reçoit la bonne quantité de lumière, celle qui permet d'obtenir une image qui n'est ni trop claire ni trop sombre. Pour obtenir cette exposition correcte, le photographe doit donc savoir quelle est cette "bonne quantité".

La sensibilité est un moyen d'exprimer cette information. Techniquement, on considère plutôt la quantité de lumière par unité de surface, qu'on appelle **exposition lumineuse**, ou encore lumen, et qui s'exprime en **lux-seconde** (symbole  $lx.s$ ). La sensibilité est alors définie, à une constante près, comme l'inverse de la lumen qui conduit à l'effet recherché sur l'image :  $S = \frac{H_0}{H}$  Où  $H$  est la lumen nécessaire pour le résultat recherché, et  $H_0$  une constante qui permet de fixer l'échelle de sensibilité.

## 1.2.2 Traitement

L'image s'affiche sur un écran (appelé aussi moniteur), il s'agit d'un périphérique de sortie permettant de fournir une représentation visuelle. On peut ainsi rectifier les défauts survenus lors de la prise de vue : correction de couleurs, de luminosité, rayures.... On peut aussi modifier le document (enlever ou ajouter un personnage, effacer des éléments non souhaités...) et compresser l'image pour rendre le fichier d'origine plus compact. La chaîne de traitement : est donc composée de trois étapes essentielles :

1. L'étape de prétraitement qui consiste à améliorer la qualité de l'image acquise. Il peut s'agir d'éliminer le bruit ou de rehausser le contraste (filtrage).
2. L'étape de traitement pour simplifier l'image (binarisation, segmentation, opérations morphologiques).
3. L'étape d'interprétation qui consiste à extraire l'information sémantique de l'image en identifiant les différents objets qui la constituent.

Quelques principaux traitements effectués sur l'image :

#### 1. Filtrage

le filtrage est effectué par le produit de convolution d'une image  $I(x, y)$  avec une fonction  $f(x, y)$  appelée réponse impulsionnelle. Il consiste à remplacer chaque niveau de gris par une combinaison des niveaux de gris des pixels voisins.

#### 2. Binarisation

Le but de la binarisation d'une image est d'affecter un niveau uniforme aux pixels pertinents et d'éliminer les autres. Le **seuillage** consiste à affecter le niveau 255 aux pixels dont la valeur est supérieure à un seuil  $S$  et le niveau 0 aux autres.

#### 3. Codage de la couleur

Une image est donc représentée par un tableau à deux dimensions dont chaque case est un pixel. Pour représenter informatiquement une image, il suffit donc de créer un tableau de pixels dont chaque case contient une valeur. La valeur stockée dans une case est codée sur un certain nombre de bits déterminant la couleur ou l'intensité du pixel, on l'appelle profondeur de codage (parfois profondeur de couleur).

Il existe plusieurs standards de codage de la profondeur :

- *Bitmap noir et blanc* : en stockant un bit dans chaque case, il est possible de définir deux couleurs (noir ou blanc).
- *Bitmap 16 couleurs ou 16 niveaux de gris* : en stockant 4 bits dans chaque case, il est possible de définir 24 possibilités d'intensités pour chaque pixel, c'est-à-dire 16 dégradés de gris allant du noir au blanc ou bien 16 couleurs différentes.
- *Bitmap 256 couleurs ou 256 niveaux de gris* : En stockant un octet dans chaque case, il est possible de définir 28 intensités de pixels, c'est-à-dire 256 dégradés de gris allant du noir au blanc ou bien 256 couleurs différentes.
- *Palette de couleurs (colormap)* : Grâce à cette méthode, il est possible de définir une palette, ou table des couleurs, contenant l'ensemble des couleurs pouvant être contenues dans l'image, à chacune desquelles est associé un indice. Le nombre de bits réservé au codage de chaque indice de la palette détermine le nombre de couleurs pouvant être utilisées. Ainsi en codant les indices sur 8 bits il est possible de définir 256 couleurs utilisables, c'est-à-dire que chaque case du tableau à deux dimensions représentant l'image va contenir un nombre indiquant l'indice de la couleur à utiliser. On appelle ainsi image en couleurs indexées une image dont les couleurs sont codées selon cette technique.
- *Couleurs vraies (True color ou couleurs réelles)* : Cette représentation permet de représenter une image en définissant chacune des composantes (RvB, pour rouge, vert et bleu). Chaque pixel est représenté par un entier comportant les trois composantes, chacune codée sur un octet, c'est-à-dire au total 24 bits (16 millions de couleurs). Il est possible de rajouter une quatrième composante permettant d'ajouter une information de transparence ou de texture, chaque pixel est alors codé sur 32 bits.

Après avoir effectué les différents traitements sur l'image selon nos besoins il nous reste à la stocker sur le disque dur ou un autre support, pour cela il faudra compresser l'image afin de réduire l'espace mémoire nécessaire pour l'enregistrement.

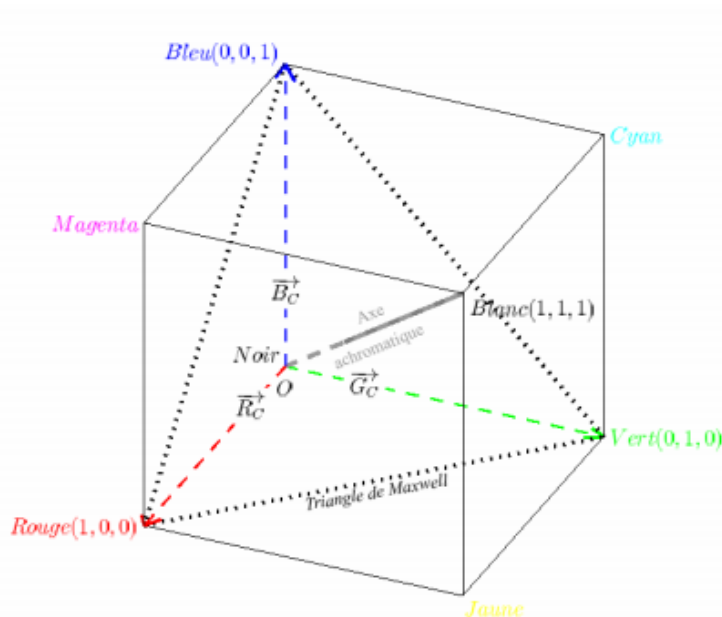
## 1.3 Espaces de représentation couleur

La CIE (commission internationale de l'éclairage) a montré qu'il suffisait de trois variables indépendantes pour décrire presque toutes les couleurs du spectre visible et nous avons alors assisté à l'utilisation de systèmes de coordonnées en trois dimensions. Nous allons donc présenter dans la suite de ce chapitre, différents espaces de représentation couleur.

### 1.3.1 Systèmes de primaires

#### 1. Espace *RVB*

L'espace *RVB* (*RVB* en anglais) est un système additif défini à partir des trois primaires monochromatiques de couleur rouge, verte et bleue. Il utilise le système de coordonnées cartésiennes, la diagonale allant du blanc (1, 1, 1) au noir (0, 0, 0) (pour des valeurs de pixels comprises entre 0 et 1) est appelé axe des gris ou axe achromatique. L'espace *RVB* est de loin l'espace le plus utilisé dans le domaine de l'imagerie couleur de part sa facilité d'utilisation mais aussi de part la dépendance aux matériels (carte d'acquisition, carte vidéo, moniteur, caméra, etc) puisque ces derniers n'utilisent que les triplets (R,V,B) pour leurs échanges d'information.

FIGURE 1.3 – La représentation spatiale du modèle  $RVB$ .

Dans le triangle de Maxwell, la luminosité est constante pour toutes les couleurs qui s'y trouvent. La position des couleurs, et par conséquent leur notation décrivent uniquement les variations de couleur selon les mélanges. Pour arriver à un tel résultat, Maxwell pose un postulat qui permet d'ignorer la luminosité. La somme des mélanges est toujours égale à 1 (100%). Avec ce procédé, chaque primaire n'intervient plus que comme un pourcentage dont le mélange final est égal à 100%. Pour adapter la notation à la colorimétrie, le 100% est remplacé par l'unité 1 et les proportions évoluent entre 0 et 1. De ce fait, le triangle de Maxwell est souvent nommé : le plan  $r+v+b=1$  ou le plan de luminosité constante.

## 2. Espace $XYZ$

L'observation de la variation de tri-stimulus  $RVB$  en fonction de la longueur d'onde nous permet de constater la présence d'une valeur négative de la composante rouge pour certaines valeurs du spectre. La CIE décida alors de créer un espace dans lequel il n'existerait plus de valeurs négatives et elle introduisit donc en 1931 un espace nommé  $XYZ$  ou CIE 1931  $XYZ$ . L'espace  $(X,Y,Z)$  devient alors le système de référence colorimétrique constitué de trois primaires  $X,Y$  et  $Z$  dites virtuelles obtenues par une simple transformation linéaire décrite dans l'équation suivante :

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = P \times \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_r & X_g & X_b \\ Y_r & Y_g & Y_b \\ Z_r & Z_g & Z_b \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R \\ V \\ B \end{bmatrix} \quad (1.1)$$

## 3. Espace $CMY$

L'espace  $CMJ$  ou  $CMY$  est l'espace lié à l'impression des couleurs. Il résulte d'une synthèse soustractive et est représenté par un cube tout comme l'espace  $RVB$ . La différence avec ce dernier réside dans le fait que le cube  $CMY$  a le blanc pour origine et le cyan, le magenta, et le jaune comme axes. La transformation de l'espace  $RVB$  vers l'espace  $CMY$  est définie comme suit :

$$\begin{bmatrix} C \\ M \\ Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - R \\ 1 - V \\ 1 - B \end{bmatrix} \quad (1.2)$$

### 1.3.2 Espaces luminance-chrominance

#### 1. Espace $AC_1C_2$ [13]

L'espace  $AC_1C_2$  introduit en 1976 utilise une fonction logarithmique afin de modéliser le fait que la réponse des cônes à un stimulus de couleur n'est pas proportionnelle à son intensité. Une simplification de cet espace est proposé en ne tenant pas compte des sensibilités spectrales des trois types de cônes. Mais l'utilisation de la fonction logarithmique reste très controversée et certains auteurs préfèrent supposer que la réponse des cônes de la rétine humaine est linéaire. La transformation de l'espace  $RVB$  vers l'espace  $AC_1C_2$  et donc donnée par une composante achromatique  $A$  et deux composantes chromatiques  $C_1$  et  $C_2$  définies comme suit :

$$\begin{bmatrix} A \\ C_1 \\ C_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\log(R)+\log(V)+\log(B)}{3} \\ \sqrt{\frac{3}{2}(\log(R) - \log(V))} \\ \log(B) - \frac{1}{2}(\log(R) + \log(V)) \end{bmatrix} \quad (1.3)$$

#### 2. Espace $YCh_1Ch_2$

L'équation de luminance reste inchangée par rapport aux autres systèmes de luminance chrominance mais les composantes  $Ch_1$  et  $Ch_2$  correspondent respectivement à une opposition cyan-rouge et vert-bleu. La transformation de l'espace  $RVB$  en l'espace  $YCh_1Ch_2$  est donnée par :

$$\begin{bmatrix} Y \\ Ch_1 \\ Ch_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 \times R + 0.587 \times G + 0.114 \times B \\ R - \frac{G+B}{2} \\ \frac{\sqrt{3}}{2} \times (B - G) \end{bmatrix} \quad (1.4)$$

#### 3. Espace $YUV$

Le modèle  $YUV$  est un modèle de représentation de la couleur dédié à la vidéo analogique et utilisé dans les standards vidéo PAL et SECAM. Il utilise l'illuminant  $D65$  comme blanc de référence. La transformation est issue de l'espace  $RGB$  est définie comme suit :

$$\begin{bmatrix} Y \\ U \\ V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.147 & -0.289 & -0.436 \\ 0.615 & -0.515 & -0.100 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1.5)$$

où  $Y$  représente la luminance,  $U$  et  $V$  la chrominance.

#### 4. Espace $YIQ$

La transformation de l'espace  $RVB$  en l'espace  $YIQ$  est donnée par les relations suivantes :

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.274 & -0.322 \\ 0.212 & -0.523 & -0.31100 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

où le paramètre  $Y$  représente la luminance,  $I$  l'interpolation et  $Q$  la quadrature.  $I$  et  $Q$  sont aussi les composantes chromatiques représentant respectivement les oppositions cyan-orange et magenta-bleu.

#### 5. Espace $YC_bC_r$

L'espace  $YC_bC_r$  est le standard international dédié au codage digital des images de la télévision numérique. Il fait actuellement partie du nouveau standard de compression *JPEG2000*. Cet espace a la particularité par rapport aux autres espaces dédiés à la télévision de ne pas imposer de règle sur le blanc de référence à utiliser. La transformation de l'espace  $RVB$  en l'espace  $YC_bC_r$  est donnée par

$$\begin{bmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2989 & 0.5866 & 0.1145 \\ -0.1688 & -0.3312 & 0.5 \\ 0.5 & -0.4184 & -0.0816 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R \\ V \\ B \end{bmatrix} \quad (1.7)$$

#### 6. Espace $L^*u^*v^*$

En 1960, la *CIE* recommande la transformation du plan de chromaticité afin de le rendre plus homogène dans la perception des couleurs. Elle propose ainsi un nouvel espace tri-dimensionnel nommé *CIE1960UVW* intégrant l'information de luminance. Ce dernier fut légèrement amélioré pour donner naissance en 1976 au système  $L^*u^*v^*$  aussi appelé *CIE1976Luv*.

#### 7. Espace $L^*a^*b^*$

La même année, la *CIE* a proposé un autre système perceptuellement uniforme appelé  $L^*a^*b^*$  ou *CIE1976Lab*. Ce système est une approximation de l'espace d'Adams-Nickerson dans lequel l'amplitude perceptuelle de la couleur est définie en termes d'échelles de couleurs opposées couvrant l'intégralité du spectre visible par l'oeil humain. La représentation spatiale de cet espace tout comme celle de l'espace  $L^*u^*v^*$  est donnée par une sphère.

### 1.3.3 Systèmes perceptuels

L'être humain ne perçoit pas la couleur comme une combinaison de composantes tri-chromatiques liées à des primaires mais plutôt comme des entités liées à la teinte, la saturation et la luminance. Il existe dans la littérature un grand nombre de systèmes perceptuels utilisant ces entités mais ils traitent dans la plupart des cas des mêmes grandeurs uniquement différenciées par leur calcul.

#### 1. Espace $L^*C^*H^*$

L'espace  $L^*C^*H^*$  défini en 1995, que l'on retrouve dans les travaux TRÉMEAU ET AL. [24] est obtenu en transformant l'espace  $L^*a^*b^*$  ou  $L^*u^*v^*$  en coordonnées semi-polaires. Les composantes  $C^*$  et  $H^*$  représentent respectivement le chroma et la teinte. La luminance reste inchangée par rapport à celle décrite dans les espaces  $L^*a^*b$  et  $L^*u^*v^*$

## 2. Espace $HSL$

L'espace  $HSL$  est basé sur les trois grandeurs que nous venons d'introduire :

- a. La teinte qui se trouve être la longueur d'onde prédominante ;
- b. La saturation correspondant au degré de mélange de la longueur d'onde prédominante avec le blanc et donc au niveau de coloration d'une surface indépendamment de sa luminance ;
- c. La luminance qui est l'intensité de la couleur.

$$\begin{cases} H = a \times \cos\left(\frac{(R-V)+(R-B)}{\sqrt[2]{((R-V)^2+(R-B)(V-B))}}\right) & \text{et si } V < B : H = 2\pi H \\ S = 1 - \frac{3 \times \min(R,V,B)}{L} \\ L = R + V + B \end{cases} \quad (1.8)$$

## 3. Espace $IHSL$

L'espace  $IHLS$  défini en 2002 a été proposé comme une amélioration de l'espace  $HLS$ . L'amélioration consiste à passer de la version cylindrique de l'espace  $HLS$  à la version conique, ce qui revient à remplacer la saturation  $HLS$  par la semi-norme  $max - min$ . Notons que la luminance utilisée dans cet espace correspond à celle recommandée par le standard de la télévision de haute définition. L'espace  $IHLS$  dont la transformation est issue de l'espace  $HSL$  est défini comme suit :

$$\begin{cases} H = \begin{cases} \frac{g-b}{(max(r,g,b)-min(r,g,b))} & \text{si } r = \max(r, g, b) \\ \frac{b-r}{(max(r,g,b)-min(r,g,b))} + 2 & \text{si } g = \max(r, g, b) \\ \frac{r-g}{(max(r,g,b)-min(r,g,b))} + 4 & \text{si } b = \max(r, g, b) \end{cases} \\ S = 0.213r + 0.715g + 0.072b \\ L = \max(r, g, b) - \min(r, g, b) \end{cases} \quad (1.9)$$

### 1.3.4 Système d'axes indépendants

Le principal inconvénient du système  $RGB$  est que ses trois composantes sont fortement corrélées (le déplacement a été mesuré). Chaque composante possède une information de luminance. Des auteurs ont donc cherché à développer des systèmes de représentation où chacune des composantes seraient décorréelées et pourraient être traitées indépendamment. Une des solutions a donc consisté à utiliser l'Analyse en Composantes Principales (ACP).

#### 1. Espace $I_1I_2I_3$

En 1980, OHTA a introduit un nouvel espace nommé  $I_1I_2I_3$  dans le but de produire une segmentation aussi satisfaisante. Les trois caractéristiques les plus significatives ont été retenues pour représenter les trois axes de l'espace  $I_1I_2I_3$ . Le passage du système  $RGB$  à ce système s'effectue par les équations suivantes.

$$\begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \\ I_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 1/2 & 0 & -1/2 \\ -1/4 & 1/2 & -1/4 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1.10)$$

### 1.3.5 Discussion

Dans ce chapitre nous avons décrit les propriétés physique, psychologique et physiologique de la couleur. En effet pour percevoir la couleur il faut de la lumière.

Notre perception de la couleur résulte de la manière par laquelle un objet absorbe et réfléchit la lumière.

L'impression de couleur générée par notre cerveau dépend des longueurs d'onde du spectre de lumière visible réfléchies par un objet.

Nous avons également décrit la chaîne numérique de l'acquisition à la restitution passant par la phase de traitement.

nous avons terminé notre chapitre avec les différents espaces couleur existants adoptés par la CIE (commission internationale de l'éclairage).

Dans le chapitre 2 nous présenterons dans un premier temps les définitions de quelques structures des données de l'image. Puis, dans un deuxième temps nous citerons les niveaux d'une chaîne de traitement d'images.

Ensuite, nous nous intéresserons à la définition de la segmentation d'images ainsi qu'aux différentes approches et leurs techniques existantes dans la littérature. Nous terminerons ce chapitre par une discussion où nous mettrons en évidence les avantages et les inconvénients de chacune des méthodes en questions.

# Chapitre 2

## Synthèse des Méthodes de Segmentation d'Images

### 2.1 Définition de la segmentation

La segmentation d'images est une étape essentielle en traitement de l'image, située en amont des dispositifs d'interprétation, de reconstitution et de codage d'images.

Dans les dispositifs de traitement d'images on distingue :

- Traitements de haut niveau : s'intéressent au contenu symbolique de l'image, il s'agit des processus de description des objets qui permettent l'identification de ces derniers et l'interprétation de la scène observée (surfaces, objets, etc. ...).
- Traitements de niveau intermédiaire : c'est l'ensemble des indices visuels issus du bas-niveau, ces derniers sont regroupés au niveau intermédiaire pour former des structures représentant des entités présentes dans l'image (ligne, segment,...).
- Traitements de bas-niveau : travaillent directement sur les caractéristiques attachées aux pixels de l'image et nécessitent très peu d'informations sur son contenu (acquisition, filtrage, segmentation,...).

La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à regrouper en régions homogènes, disjointes et connexes, des pixels qui possèdent des propriétés communes (intensité, texture, couleur,...) et qui diffèrent d'une région à une autre.

#### 2.1.1 Définition mathématique de la segmentation

Elle crée une partition d'une image  $I$  en sous ensembles  $R_i$  (régions) tels que :

- $E_R = \{R_1, R_2, \dots, R_n\}$
- $\forall i \in 1, 2, \dots, n : R_i \neq \emptyset$
- $I = \bigcup_{i=1}^n R_i$
- $\forall i, j \in 1, 2, \dots, n : R_i \cap R_j = \emptyset$

## 2.2 Structures des données de l'image

### 2.2.1 Le fond et la forme

Soit  $I$  une image binaire et  $I(i, j)$  la valeur au pixel  $m$  de coordonnées  $(i, j)$  dans  $I$ . Les deux classes " forme et fond " constituent une partition de l'image telle que :

- Forme =  $m \in I$  tels que  $I(m) = 1$ .
- Fond =  $m \in I$  tels que  $I(m) = 0$ .

La forme peut représenter plusieurs objets, certaines composantes du fond peuvent représenter des trous dans les objets.

### 2.2.2 Connexité

On appelle relation de connexité et l'on note  $Co(S, S')$ , la relation définie sur  $S$  de la manière suivante :

$$C_0(S, S') \Leftrightarrow S \text{ dans } S(i, x) \text{ et } S' \text{ dans } S(i - 1, x)$$

$$\text{et } g(S') < d(S) + 1 \text{ ou } g(S) < d(S') + 1$$

### 2.2.3 Voisinage

On appelle voisinage d'ordre  $k$  du pixel  $p$  et l'on note  $V_k(p)$  l'ensemble des pixels  $Q$  définit par

$$V_k(p) = \{Q, \text{ tels que : } d_2(p, Q) \leq k\}$$

On définit deux voisinages différents : Le 4 - Voisinage et le 8 - Voisinage

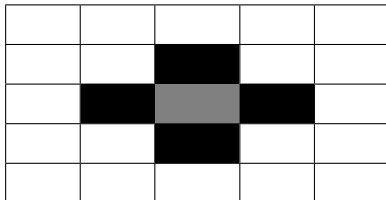


FIGURE 2.1 – Le 4 - Voisinage

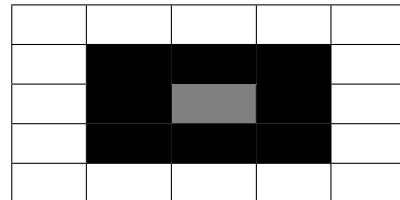


FIGURE 2.2 – Le 8 - Voisinage

### 2.2.4 Etiquetage

Consiste à attribuer un label, étiquette ou numéro différent pour chaque composante connexe et identique pour tous les pixels d'une même composante.

### 2.2.5 Homogénéité

Une région homogène est définie par une plus grande ressemblance entre les unités qui la composent qu'avec les unités appartenant à d'autres régions.

## 2.3 Stratégies de segmentation

La segmentation peut être abordée de deux points de vue différents dans la mesure où une région peut être définie par l'ensemble des pixels la composant (approche région de la segmentation), ou bien par les contours de la région (approche contour de la segmentation).

Ces deux approches sont duales du fait que chaque région possède un contour et qu'un contour délimite forcément une région. En segmentation, trois stratégies peuvent être adoptées.

### 2.3.1 Approche scalaire

L'approche scalaire commence par une fusion de  $n$  composantes de l'image multi-composante. L'image sous forme mono-composante ainsi obtenue est traitée par la suite. Par exemple une image vectorielle couleur codée dans l'espace RVB peut être transformée avant traitement, en une image scalaire [1].

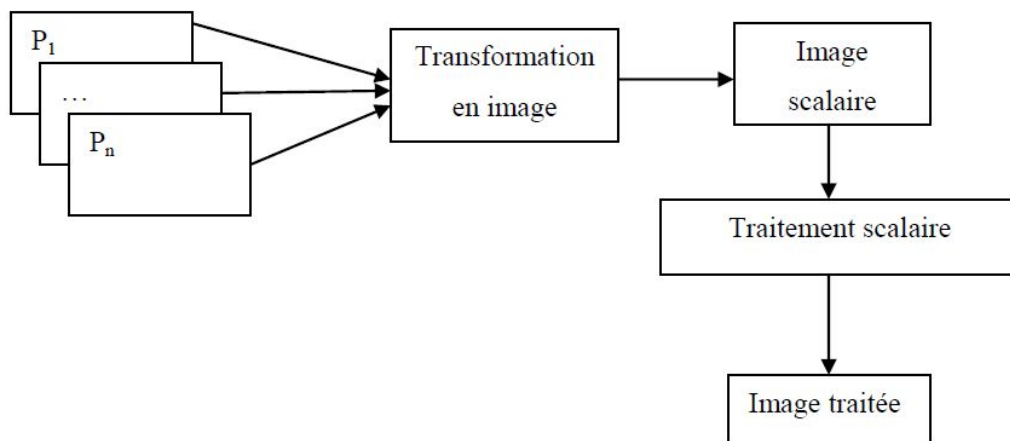


FIGURE 2.3 – Approche scalaire

### 2.3.2 Approche marginale

L'approche marginale opère un traitement scalaire sur chaque composante de l'image. Les résultats obtenus sont ensuite fusionnés en une seule mono-composante. Cette stratégie demande autant de traitements qu'il ya de composantes[1].

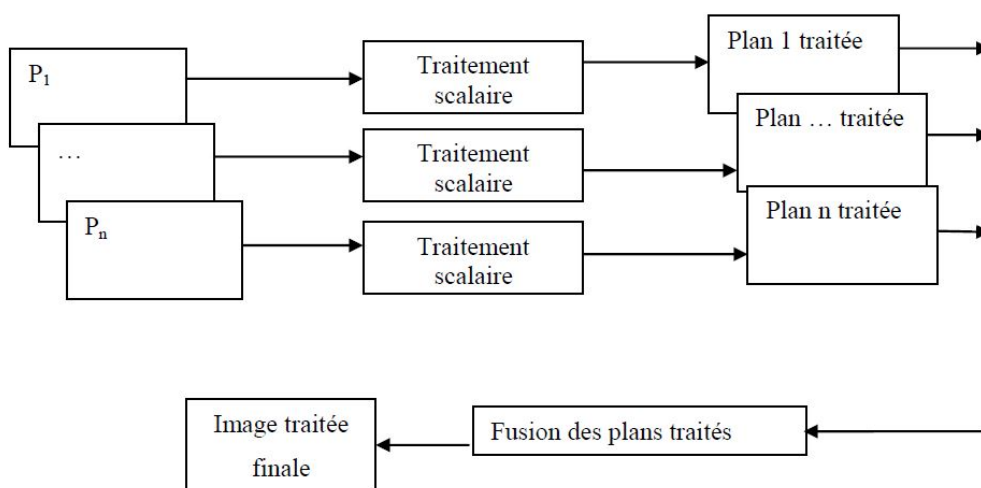


FIGURE 2.4 – Approche marginale

### 2.3.3 Approche vectorielle

L'approche vectorielle utilise directement et de façon globale, l'information vectorielle présente dans l'image[1].

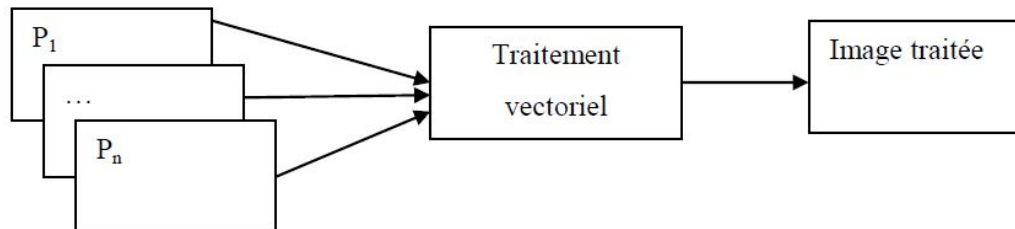


FIGURE 2.5 – Approche vectorielle

## 2.4 Approches de segmentation d'images

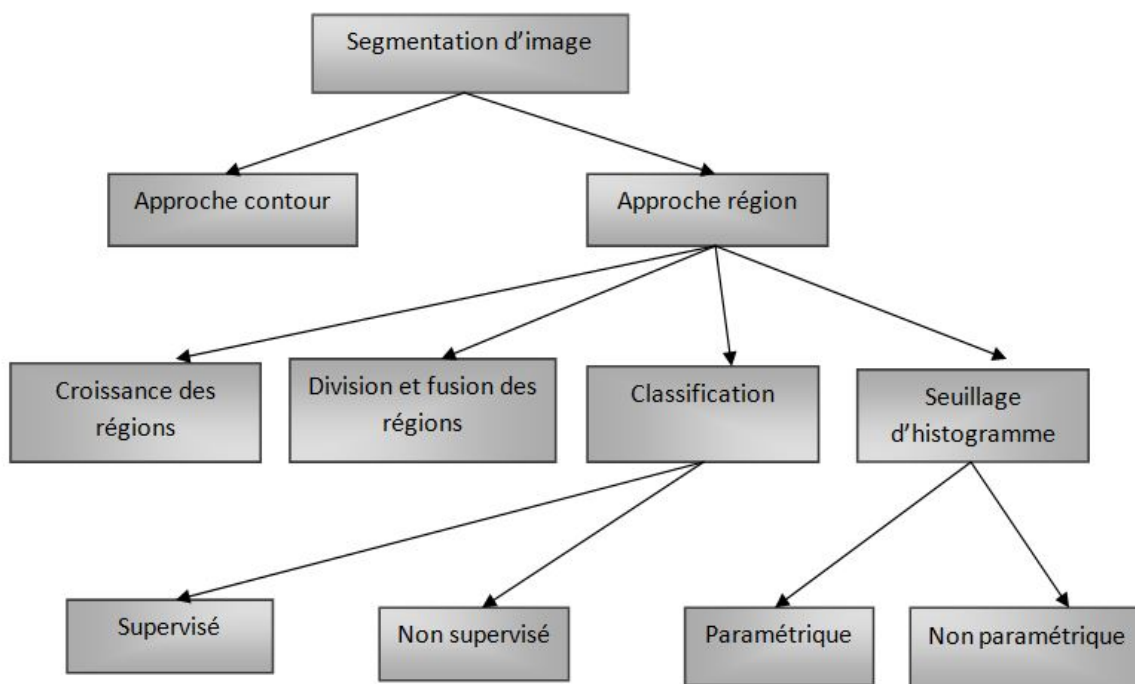


FIGURE 2.6 – Différentes méthodes de segmentation d'image.

### 2.4.1 Approche contour

Le but est de rechercher les contours qui délimitent les régions homogènes de l'image. Un contour est un ensemble de pixels formant une frontière entre deux ou plusieurs régions voisines. L'approche contour s'appuie sur la détection des changements abrupts du caractère niveau de gris, lumière (luminance) ou texture. Il existe plusieurs méthodes de segmentation basées sur l'approche contour on ne citera que les plus importantes.

### 2.4.1.1 Méthodes dérivatives

Elles sont les plus utilisées dans la détection des transitions d'intensité. Elles consistent à calculer la dérivée en chaque point de l'image. Nous pouvons classer ces méthodes en deux groupes selon qu'on utilise la dérivée première (Approche Gradient) ou la dérivée seconde (Approche Laplacien).

#### 1. Approche gradient

elle tente de localiser les variations de l'intensité par la recherche du maximum de la dérivée première. Des filtres dérivés plus fiables ont été proposés : Robert[19], Prewitt[18], Sobel[22] et Kirsch[11], ces opérateurs ont globalement les mêmes propriétés.

— Gradient de Roberts :

Calculé sur 4 points, ce filtre consiste en l'application du double masque suivant :



FIGURE 2.7 – Filtre de Roberts

— Gradient de Prewitt :

Calculé sur 9 points et défini comme suit :



FIGURE 2.8 – Filtre de Prewitt

— Gradient de Sobel

Egalement calculé sur 9 points, Ce filtre est une variante du filtre de Prewitt mais permet de privilégier le calcul suivant certaines directions (horizontale, verticale, oblique). Il est défini par le double masque suivant :

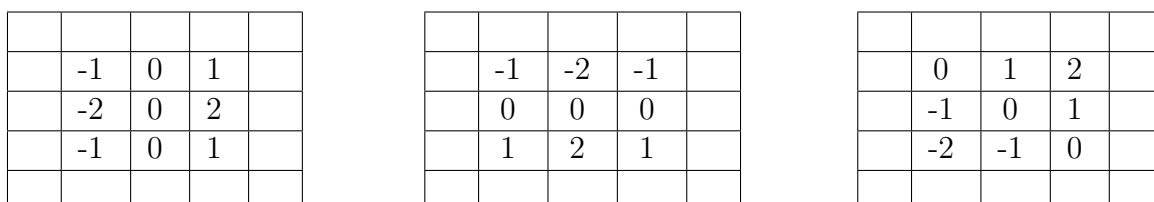


FIGURE 2.9 – Masques de dérivation de Sobel

— Le gradient de Kirsch

Il s'agit de la dernière variante du filtrage gradient,

	-3	-3	5	
	-3	0	5	
	-3	-3	5	

	-3	-3	-3	
	-3	0	-3	
	5	5	5	

FIGURE 2.10 – Masque de dérivation de Kirsch

## 2. Approche Laplacien

Elle est basée sur le calcul de Laplacien, recherche le passage à zéro de la dérivée seconde, elle donne une approximation de la somme des dérivées secondes. Les méthodes de dérivation sont faciles, rapides en terme de temps de calcul, donnent généralement de bons résultats sur les images non bruitées restent cependant sensibles au bruit et produisent des contours discontinus qu'il faut ensuite fermer. Les dérivées du second ordre peuvent être définies grâce aux filtres suivants :

	0	0	0	
	1	-2	1	
	0	0	0	

	0	1	0	
	0	-2	0	
	0	1	0	

FIGURE 2.11 – Le filtrage par dérivée seconde

### 2.4.1.2 Filtre optimal

C'est un filtre dérivateur qui permet de détecter les contours en respectant les trois critères suivants :

- Une bonne détection : l'opérateur donne une réponse au voisinage d'un contour.
- Une bonne localisation : optimisation de la précision avec laquelle le contour est détecté.
- Unicité de la réponse : le contour doit provoquer une réponse unique de l'opérateur.

On peut citer les filtres de Canny [2] et de Deriche [5]. Ce genre de technique est peu exploitables car elles peuvent donner leurs contours non fermés et restent sensibles au bruit.

## 2.4.2 Approche région

Dans cette approche, les régions sont construites en évaluant la similarité entre les pixels en utilisant un critère d'homogénéité (niveaux de gris, variance, texture, couleur, ...). Parmi les approches régions, on distingue les méthodes basées sur :

- La croissance de régions.
- La division et la fusion des régions.
- La classification.
- Le seuillage d'histogramme.

### 2.4.2.1 Croissance de régions

La méthode consiste à faire croître progressivement des régions distinctes à partir de pixels initiaux appelés germes, et notés  $g_i$ . Le nombre de régions ainsi obtenu est au plus égal au nombre de germes. A chaque région sont agrégés les pixels connexes qui obéissent

au prédicat de segmentation, Tremeau et Borel [25] proposent différents critères d'homogénéité. La croissance d'une région, à partir de  $g_1$ , s'arrête lorsqu'aucun pixel ne peut lui être agrégé. On fait croître alors une autre région autour de  $g_2$ , etc..., jusqu'à ce que tous les pixels de l'image aient été traités, en rajoutant des germes si nécessaire. Le choix du nombre de germes, qui détermine le nombre maximum de régions segmentées, peut être guidé par l'histogramme de l'image.

Principe de l'algorithme de croissance de région :

1. fixer un point de départ  $g_i$  dans l'image
2. fixer un critère d'homogénéité (intensité, couleur...), pour déterminer la région recherchée.
3. Par une procédure récursive (de proche en proche), inclure dans la région tous les points connexes qui vérifient le critère.
4. Faire croître la région tant que le critère est respecté.
5. Continuer avec les autres germes jusqu'à l'obtention de régions connexes de l'image.

les méthodes de croissance de régions préservent la forme de chaque région de l'image. Cependant une mauvaise sélection des pixels de départ, ou un choix de critère de similarité non adéquat peuvent engendrer soit une sous-segmentation ou une sur-segmentation des régions.

### 2.4.2.2 Division et fusion des régions

Dans ce type de méthodes, l'image à traiter est considérée au départ comme une seule région. Elles consistent à diviser l'image en régions de plus en plus petites.

Le principe consiste à tester d'abord le critère d'homogénéité retenu sur l'image entière. Si le critère est valide l'image est considérée comme segmentée sinon l'image est découpée en zones plus petites et la méthode est appliquée sur chacune des zones nouvellement obtenues.

La méthode la plus utilisée est la méthode de quadtree (quaternaire, son principe est donné par la figure 2.12, où chaque zone est divisée en quatre. Cependant, cette méthode tend à sur-segmenter l'image. Celle-ci est souvent suivie par une étape de fusion de régions.

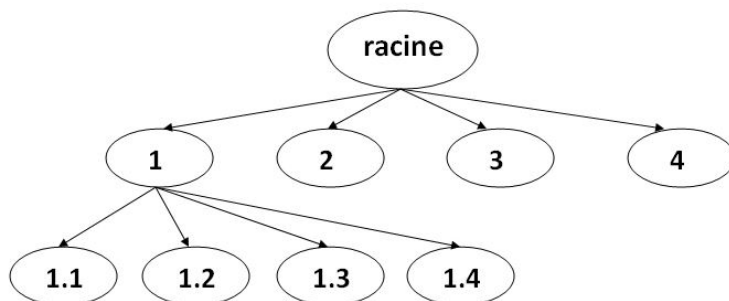


FIGURE 2.12 – Principe de la segmentation par division des régions (Structure quaternaire)

**Algorithm 2.1** Algorithme de segmentation

Soient  $X_i, i = 1, \dots, n$  l'ensemble des régions constituant une première partition de l'image  $I$ . Soit  $H$  un prédicat d'homogénéité.

1. **Etape 1 : SPLIT** (algorithme récursif)
  - Pour toute région  $X_i$
  - Si  $H[X_i]$  faux
  - Alors pour toute sous-région  $Y_j$  de  $X_i$
  - Split( $Y_j$ )
2. **Etape 2 : MERGE**
  - Pour tout couple  $(X_i, X_j)$
  - Si voisin  $(X_i, X_j)$  et  $H$  [Fusion  $(X_i, X_j)$ ]
  - Alors Fusion  $(X_i, X_j)$

**2.4.2.3 Approche par classification**

La classification est l'une des procédures les plus utilisées dans la segmentation d'images. Elle permet de partitionner un ensemble de données multidimensionnelles en un ensemble de  $K$  classes disjointes. Ces données correspondent aux pixels de l'image où chaque pixel est caractérisé par un vecteur d'attributs telle que la couleur.

Les pixels qui appartiennent à une même région possèdent des caractéristiques similaires et forment un nuage de points dans l'espace des attributs. La classification consiste à retrouver ces nuages de points qui correspondent aux classes des pixels présents dans l'image.

Contrairement aux autres méthodes précédentes les techniques de segmentation par classification ne prennent pas en compte la disposition spatiale des pixels et ne considèrent que le vecteur de caractéristiques. Elles identifient les classes de pixels présentes dans l'image et affectent à chaque pixel une étiquette indiquant la classe à laquelle il appartient. Ainsi les pixels appartenant à une classe peuvent former plusieurs régions non adjacentes dans l'image, mais partagent les mêmes propriétés.

Dans cette approche les données multidimensionnelles sont appliquées à la segmentation d'images couleur [25]. Nous associons à chaque pixel de l'image un point couleur de l'espace des couleurs 3D, dont les coordonnées sont les composantes trichromatiques du pixel. Ces méthodes supposent que les pixels qui appartiennent à une région possèdent des couleurs similaires et forment des nuages de points couleur dans l'espace 3D.

La classification consiste alors à extraire ces nuages de points couleur qui correspondent aux classes de pixels présentes dans l'image, ne prend pas en compte la disposition spatiale des pixels et ne considèrent que la distribution des couleurs dans l'espace couleur. Une étiquette est affectée à chaque pixel correspondant à sa classe d'appartenance.

On distingue deux familles de classification :

- **La classification supervisée** : nécessite de fournir pour chaque classe un ensemble de pixels représentatifs de la segmentation que l'on souhaite obtenir. Le nombre de classes doit donc être connu au préalable, de même que le choix de l'ensemble d'apprentissage, sur une connaissance a priori des images à segmenter. Cependant, elle nécessite l'intervention de l'utilisateur. Parmi les approches supervisées il existe la segmentation Bayésienne, la segmentation par les champs de Markov, réseaux de neurones [20].

- **La classification non supervisée** : consiste à découper l'espace colorimétrique en zones homogènes selon un critère exprimé dans l'espace des composantes. Elle vise à regrouper automatiquement des pixels de l'image en classes sans aucune connaissance préalable sur l'appartenance des pixels aux classes. Cette approche permet une classification en aveugle et réalise une segmentation sans connaissance a priori de l'image.

Ces méthodes analysent, dans l'espace couleur, les nuages formés par les points associés aux pixels et tentent de retrouver  $N_w$  nuages, correspondant aux  $N_w$  classes de pixels de l'image.

Pour mesurer la proximité entre deux points représentant les couleurs de deux pixels, elles font appel à des métriques qui doivent alors être adaptées à l'espace couleur choisi tels que LAB ou LUV. Les méthodes de classification les plus utilisées pour la segmentation d'images sont : K-means [13] et fuzzy C-means [13].

► **Algorithme de K-means** : Dans cet algorithme, on vise à produire un partitionnement des pixels de manière à ce que les pixels d'une même classe soient semblables et les pixels issus de deux classes différentes soient différents. L'idée principale est de définir  $k$  centroïdes, un pour chaque classe ( $C_k$ ). Chaque classe  $C_k$  est ainsi caractérisée par son centre noté  $\mu_k$  et le nombre d'éléments. L'algorithme K-means dans sa formulation originale cherche à minimiser une fonction de coût globale définie par :

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

Où  $f(x,y)$  représente le niveau de gris du pixel de coordonnées  $(x,y)$ . La classification est effectuée comme suit :

---

**Algorithm 2.2** Algorithme de K-means

---

1. Initialisation de chaque centre  $\mu_k$ .
  2. Pour chaque pixel  $I(x,y)$ , calculer la distance  $d(f(x,y), \mu_k)$  aux différents centres des classes  $\mu_k$ , et l'affecter à la classe la plus proche  $C_l = \arg \min_k d(f(x,y), \mu_k)$  avec :  $f(I(x,y), \mu_k) = |(x,y) - \mu_k|$
  3. Mise à jour de nombre de pixels et des centres  $\mu_k$  des classes :  $\mu_k = \frac{\sum_{(x,y) \in C_k} f(x,y)}{N_k}$
  4. Arrêt si  $N_k = N_{k+1} \quad \forall (x,y) \in C_k$  sinon retour à l'étape 2.
- 

► **Algorithme de Fuzzy C-Means (FCM)** : Fuzzy C-Means (FCM) est un algorithme de classification non-supervisée floue. Il introduit la notion d'ensemble flou dans la définition des classes. Chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque classe avec un certain degré d'appartenance, et tous les clusters sont caractérisés par leur centre de gravité.

Comme les autres algorithmes de classification non supervisée, il utilise un critère de minimisation des distances intra-classe et de maximisation des distances inter-classe, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour

chaque pixel.

Cet algorithme nécessite la connaissance préalable du nombre de clusters et génère les classes par un processus itératif. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance (compris entre 0 et 1) à une classe donnée. Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé. Les principales étapes de l'algorithme Fuzzy C-means sont :

1. La fixation arbitraire d'une matrice d'appartenance.
2. Le calcul des centroïdes des classes.
3. Le réajustement de la matrice d'appartenance suivant la position des centroïdes.
4. Calcul du critère de minimisation et retour à l'étape 2 s'il y a non convergence de critère.

Et il se déroule selon les étapes suivantes :

---

**Algorithm 2.3** Algorithme de C-Means

---

1. Choisir le nombre de classes  $C$ .
  2. initialiser la matrice de partition  $U$ , ainsi que les centres de classes  $C_k$ .
  3. Choisir le seuil  $\varepsilon$ .
  4. Faire évoluer la matrice de partition et les centres suivant les deux équations :
 
$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^C \frac{d_{ik}^{\frac{2}{m-1}}}{d_{ij}^{\frac{2}{m-1}}}}$$
 où  $d_{ij} = \|x_i - c_j\|$ , est une norme (distance Euclidienne par exemple).
 
$$C_k = \frac{(\sum_i u_{ik}^m \cdot x_i)}{(\sum_i (u_{ik})^m)}$$
  5. Test d'arrêt :  $|J^{(t+1)} - J^t| < \varepsilon$ .
- 

#### 2.4.2.4 Méthode par seuillage d'histogrammes

La segmentation par seuillage d'histogramme permet de répartir les pixels en classes en fonction de leurs niveaux de gris. Les classes sont alors délimitées par des seuils.

Partant du fait qu'une image couleur peut être décomposée en trois images uni-modales indépendantes, certaines méthodes de traitement d'images utilisent les histogrammes monodimensionnels  $R$ ,  $V$  et  $B$ . Elles considèrent l'histogramme de chaque composante couleur séparément sur lequel des seuils sont calculés. Les résultats sont combinés pour obtenir l'image finale classifiée.

Ces approches sont les plus utilisées en raison de leur capacité à réduire la complexité d'un traitement dans l'espace couleur  $3D$  ou dans l'espace  $2D$ .

Les méthodes par seuillage cherchent à sélectionner :

1. Les modes principaux de l'histogramme qui caractérisent les régions recherchées.
2. Les seuils de l'histogramme déterminent les vallées significatives de l'histogramme correspondants aux pixels des contours des régions.

Dans la littérature plusieurs méthodes de seuillage ont été proposées (Sezgin, et al [21]; Otsu [16]; Kittler, et al [8]; Kapur, et al [10]). Ces méthodes peuvent être classées en deux catégories : les méthodes paramétriques et les méthodes non paramétriques.

Les méthodes paramétriques supposent que les niveaux de gris des différentes classes de l'image suivent une certaine fonction de densité de probabilité. Généralement ces méthodes sont basées sur l'optimisation des critères statistiques.

Les méthodes non paramétriques permettent de trouver les seuils optimaux sans tenir compte d'aucune hypothèse sur la forme de l'histogramme.

## 2.5 Discussion :

Dans ce chapitre nous avons décrit les méthodes de segmentation où nous avons donné les avantages et les inconvénients de chacune d'elles.

Concernant l'approche contour, elle semble fournir de bons résultats quand l'image est bien contrastée. En revanche, elles atteignent leurs limites lorsque les transitions sont mal définies ou en présence de textures. D'autres parts, les contours détectés par cette approche ne forment pas toujours des frontières fermées, ce qui rend difficile la délimitation de chaque région dans l'image. Ces approches sont souvent sensibles à la nature et à l'amplitude du bruit présent dans l'image à analyser.

les méthodes par croissance des régions et division/fusion des régions prennent en compte à la fois la proximité spatiale et la proximité colorimétrique. Elles fournissent de bons résultats de segmentation quand les prédicats d'homogénéité entre les régions sont bien adaptés à l'image. Cependant les méthodes par croissance de régions nécessitent la connaissance des pixels germes de départ qui sont difficiles à déterminer. En effet des points germes mal choisis conduisent à une mauvaise segmentation. Les méthodes par division et fusion de régions sont très coûteuses en temps de calcul et peuvent requérir à des structures de données complexes à mettre en œuvre. D'autant plus ont du mal à respecter la forme géométrique des objets.

Les méthodes de classification sont très simples à implanter et sont peu coûteuses en temps de calcul mais la plupart nécessitent de connaître a priori le nombre de classes et fournissent des résultats qui sont très sensibles aux choix des composantes couleurs choisies pour établir la classification.

Les méthodes de seuillage par histogramme sont des méthodes non supervisées qui fournissent une description globale de la distribution des niveaux de gris de l'image. Elles donnent de très bons résultats pour les images en niveaux de gris.

Dans le chapitre 3 nous allons mettre en œuvre une méthode de segmentation d'images couleur par seuillage d'histogrammes. Notre algorithme est basé sur le seuillage non paramétrique des histogrammes monodimensionnels obtenus en utilisant les différentes composantes couleurs de l'image.

# Chapitre 3

## Segmentation d'Images par Seuillage non Paramétrique d'Histogrammes Couleur

### 3.1 Principe du seuillage

Le seuillage est une technique de segmentation basée sur l'hypothèse que les objets peuvent être distingués par leur niveau de gris. Le seuil optimal est celui qui permet de séparer les objets entre eux ou différents objets du fond. L'objectif de cette technique est de localiser un seuil optimal de manière automatique.

En effet, si l'histogramme possède plusieurs modes (pics optimaux), les seuils optimaux seront situés entre ces derniers. Cependant, dans la pratique, les images à segmenter présentent plusieurs régions (donc plusieurs seuils), ce qui rend l'opération de segmentation plus complexe. En se basant sur l'histogramme de niveaux de gris de l'image, les différents pixels sont classés suivant un nombre donné de classes. La segmentation d'une image en  $N$  classes consiste à chercher  $N-1$  seuils.

#### 3.1.1 Algorithme de seuillage

Soit  $f$  l'image originale à segmenter, soit  $G$  l'image résultat segmentée, soit  $(0, 1, 2, \dots, L-1)$  l'ensemble des niveaux de gris de l'image avec  $L = 256$ .  $f(x,y)$  le niveau de gris d'un pixel de coordonnées  $(x,y)$ .

$K$  est le nombre de classes  $(C_1, C_2, \dots, C_K)$  et  $T = (t_0, t_1, \dots, t_{K-1}, t_K)$  les différents seuils de segmentation sachant que  $t_0 = 0$  et  $t_K = 255$  des seuils par convenance.

La classification du niveau de gris de chaque pixel  $f(x, y)$  à la classe  $C_k$  est définie par l'algorithme qui suit.

Les pixels de l'objet (Blancs) sont ceux dont le niveau de gris est supérieur à  $T$  et les pixels dont le niveau de gris est inférieur à  $T$  appartiennent au fond (noirs).

---

**Algorithm 3.1** Algorithme du Seuillage

---

- Pour  $k = 1 : K - 1$ .
- Faire.
- Si  $t_k \leq f(x, y) \leq t_{k+1}$ ,  $G(x, y) = C_k$
- Fin.
- Pour  $k = 0, k = K = 255$
- Faire.
- Si  $0 \leq f(x, y) \leq t_1$ ,  $G(x, y) = C_0$
- Si  $t_1 \leq f(x, y) \leq 255$ ,  $G(x, y) = C_1$

Dans le cas d'une binarisation ( $K = 2$ )

- Si  $0 \leq f(x, y) \leq t_1$ ,  $G(x, y) = 0$
  - Si  $t_1 \leq f(x, y) \leq 255$ ,  $G(x, y) = 1$
- 

### 3.1.2 Seuillage paramétrique

Les méthodes de seuillage paramétriques ont été proposées dans un cadre statistique. Ces méthodes supposent que les niveaux de gris des différentes classes de l'image suivent une certaine fonction de densité de probabilité. Sous l'hypothèse paramétrique, ces méthodes consistent à fixer, a priori, un modèle aux fonctions de densités de probabilités conditionnelles de chaque classe. Généralement, ces fonctions de densités de probabilité sont supposées suivre un modèle Gaussien. Le principe de ces méthodes consiste à estimer la fonction de densité de probabilité à l'ensemble des données à classer et assimiler chaque mode de cette fonction à une classe.

La fonction densité de probabilité en un point est alors composée d'un mélange de  $K$  composantes ou fonctions de densité de probabilité conditionnelle pondérées par leurs probabilités a priori. Les paramètres du modèle relatifs à chaque classe et les probabilités a priori des classes constituent les paramètres du mélange que l'on cherche à identifier à partir de l'ensemble des observations à analyser.

L'estimation de ces paramètres est assurée, généralement, par l'algorithme itératif proposé par Dempster, Laird et Rubin et connu sous le nom de " Estimation-Maximisation " (EM)[9]. Le problème de seuillage paramétrique consiste à estimer les paramètres de chaque distribution.

### 3.1.3 Seuillage non paramétrique

Les méthodes de seuillage non paramétriques consistent à déterminer le seuil optimal à partir de l'histogramme de l'image sans paramètres au préalable. Ces méthodes sont basées sur l'optimisation de critères statistiques.

#### 3.1.3.1 Maximisation de l'entropie

Le seuillage entropique est une technique dérivée de la théorie de l'information. Les seuils sont déterminés de manière à maximiser l'entropie  $E$  résultant du découpage de l'histogramme  $H$  en plusieurs classes. En effet, l'entropie mesure la quantité d'information portée par un groupe. Pour un nombre de seuils fixe, on cherche à ce que les classes résultantes portent le maximum d'information.

L'entropie totale est calculée de la manière suivante :

$$E = \sum_i E(C_i) \quad (3.1)$$

où  $C_i$  désigne la classe  $n^{\text{e}}$ , et :

$$E = \sum_{D_i} p_j \log_2(p_j), \quad (3.2)$$

Où  $D_i$  est l'ensemble des niveaux de gris  $j$  associés à la classe  $C_i$  et  $p_j$  la probabilité a postériori du niveau de gris  $j$ , estimée par :

$$p_j = \frac{H(j)}{N.M} \quad (3.3)$$

telles que  $N$  et  $M$  représentent les dimensions de l'image.

Parmi les méthodes entropiques existantes :

- Méthode de cross entropie qui a été introduite par Li et al [12]. Elle consiste à minimiser l'entropie entre l'image et la version binaire (appelée cross entropie). Le seuil optimal peut être obtenu en maximisant les cross entropie des deux classes objet et fond.

- Méthode de corrélation entropique proposée par Chang et al [3], elle maximise la corrélation entropique entre les classes fond et objet.

la méthode de Kapur [10] est sans doute la plus utilisée, elle est basée sur le principe de maximisation de l'entropie de Chanon. Dans le cas de la segmentation d'image en deux classes, l'objet et le fond possèdent deux densités de probabilité indépendantes. Le seuil optimal de segmentation  $S_k$  est obtenu en maximisant l'entropie totale de l'image à segmenter.

Les densités de probabilité des deux classes objet et fond sont défini par :

$$\begin{aligned} \text{Classe } A : & \quad \frac{p_1}{p_t}, \frac{p_2}{p_t}, \dots, \frac{p_n}{p_t} \\ \text{Classe } B : & \quad \frac{p_{t+1}}{1-p_t}, \frac{p_{t+2}}{1-p_t}, \dots, \frac{p_L}{1-p_t} \end{aligned} \quad (3.4)$$

où  $L$  est le nombre total de niveaux de gris,  $P_t$  la probabilité cumulée. Les entropies des classes  $A$ (objet) et  $B$ (fond) est :

$$\begin{aligned} H_A(t) &= - \sum_{i=1}^t \log_2 \frac{p_i}{p_t} \\ H_B(t) &= - \sum_{i=t+1}^L \log_2 \frac{p_i}{1-p_t} \end{aligned} \quad (3.5)$$

L'entropie totale s'écrit :

$$H_T(t) = H_A(t) + H_B(t), \quad (3.6)$$

Le seuil optimal est le suivant :

$$S_k = \arg \max_{1 \leq t \leq L} \{H_T(t)\} \quad (3.7)$$

La notion d'entropie n'est pas liée à une caractéristique visuelle. C'est pourquoi l'image résultat paraît le plus souvent de moins bonne qualité. Dans notre application, nous avons choisi la méthode entropique de Kapur afin de calculer le seuil optimal de l'histogramme couleur.

### 3.1.3.2 Minimisation et Maximisation de la variance

Dans ces méthodes, les pixels de l'image sont répartis en  $N$  classes. Le choix des seuils  $S_i$  permet de détecter les différentes classes de l'image. Dans la classification on calcule la taille  $t_i$ , moyenne  $m_i$  et la variance  $v_i$  de l'image.

Ces critères sont donnés par les équations suivantes :

$$\begin{aligned} t_i &= \sum_{D_j} H(j) \\ m_i &= \sum_{D_j} \frac{j \cdot H(j)}{t_i} \\ v_i &= \sum_{D_j} \frac{(j - m_i)^2 \cdot H(j)}{t_i} \end{aligned} \quad (3.8)$$

où  $H$  est l'histogramme normalisé de l'image,  $D_j = [S_i - 1, S_i[$  est la gamme de niveaux de gris correspondant à la classe  $C_i$ .

A partir de ces indicateurs statistiques, on peut construire la variance intra-classe totale  $W$  :

$$W = \sum_i t_i \cdot v_i \quad (3.9)$$

Parmi les méthodes utilisant la minimisation de variance intra-classe, nous avons les méthodes de Kittler et illingworth [8], Fisher [6].

Ces techniques sont difficilement applicables lorsque le nombre de classes est élevé, ou lorsque la taille en pixels d'une classe est peu significative.

Dans le cas de la binarisation ( $N = 2$ ), ces méthodes sont performantes. Dans [16], Otsu a proposé de réaliser une maximisation de la variance inter-classe. Dans le cas de la binarisation, elle est exprimée par la relation suivante :

$$W + B = \text{constante} \quad \text{tel que } B = t_0 \cdot t_1 (m_0 - m_1)^2. \quad (3.10)$$

La méthode d'Otsu maximise la variance inter-classe et minimise la variance intra-classe. Pour ce faire, elle utilise trois critères discriminants : la variance intra classe, la variance inter classe et la variance totale. Le calcul des différents critères est basé sur la densité de probabilité des différents pixels de l'image qui est obtenue en normalisant l'histogramme de l'image.

Ces critères sont donnés par les équations suivantes :

La variance interclasse est définie par :

$$\sigma_B^{2(t)} = p_t (p_t - 1) (\mu_1 - \mu_0)^2 \quad (3.11)$$

et

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=1}^{L-1} p_i (i - \mu_T)^2 \quad (3.12)$$

où

$$\begin{aligned} \mu_0 &= \sum_{i=1}^t \frac{p_i}{p_t} & \text{et} & \quad \mu_1 = \sum_{i=1}^{L-1} i \cdot \frac{p_i}{1-p_t} \\ P_t &= \sum_{i=0}^t p_i & \text{et} & \quad \mu_1 = \sum_{i=t+1}^{L-1} p_i \\ p_i &= \frac{h(i)}{\sum_{j=0}^{L-1} h_j} & \text{et} & \quad p_i \geq 0 \quad \text{et} \quad \sum_{i=0}^{L-1} p_i = 1 \end{aligned} \quad (3.13)$$

où  $h(i)$  est le nombre d'occurrences du pixel de niveau de gris  $i$  appartenant à  $[0, L - 1]$  et  $L$  le nombre total de niveau de gris. Le seuil optimal  $S_0$  est donné par l'équation 3. :

$$S_o = \arg \max_{th} \frac{\sigma_B^{2(t)}}{\sigma_T^2} \quad (3.14)$$

Vue les avantages de cette méthode, nous avons opté de l'utiliser dans notre application, afin de calculer le seuil optimal de l'histogramme couleur.

L'approche de segmentation que nous proposons est basée sur le seuillage non paramétrique d'histogrammes monodimensionnels ( $1D$ ). Les histogrammes des composantes couleurs sont calculés dans un espace couleur donné. Le choix de la composante couleur se fait à partir des histogrammes monodimensionnels. A chaque itération, on recherche la composante couleur la plus représentative et le seuil optimal approprié pour soustraire les différentes classes couleur de l'image.

Les techniques de seuillage non paramétriques d'histogramme sont utilisées pour soustraire les différentes classes de l'image, si l'extraction est impossible, ou si tous les pixels de l'image ont été traités, l'algorithme s'arrête. Le principe de cette approche est illustré par l'organigramme de la figure 3.2.

### 3.2 Organigramme de Segmentation :

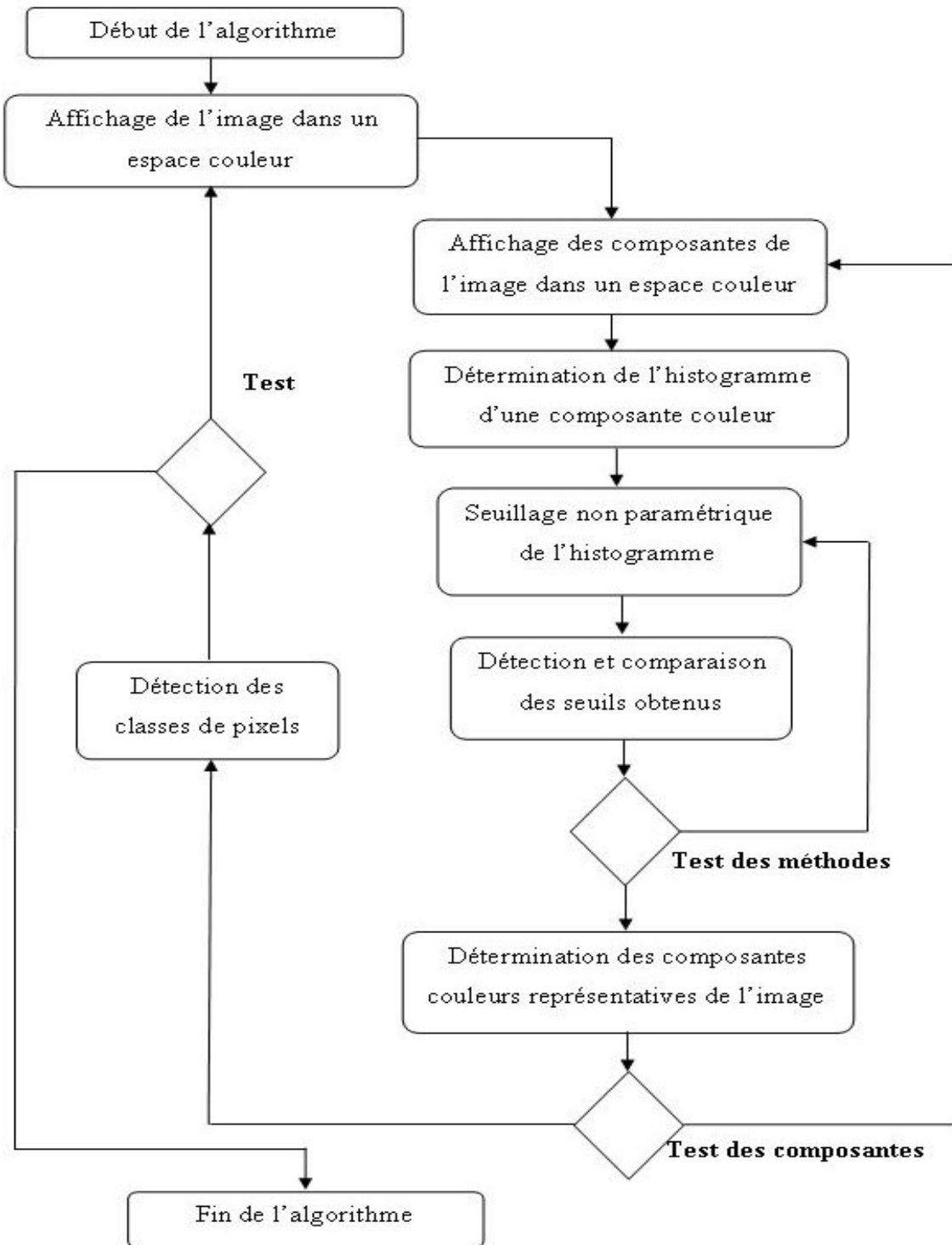


FIGURE 3.1 – Organigramme de Segmentation :

### 3.2.1 Affichage de l'image dans un espace couleur :

Afin d'illustrer les différentes étapes de notre algorithme, nous utiliserons trois images couleur dans l'espace RVB représentées par les figure 3.2, 3.3 et 3.4.

Les images traitées sont des images 24 bits. Les images composantes rouge (R), verte (V) et bleue (B), obtenues pour chaque image sont des images 8 bits. Chaque composante couleur est codée sur 256 niveaux de gris.

Les images des figures 3.5, 3.6 et 3.7 montrent les images composantes rouge (R), verte (V) et bleue (B), respectivement de l'image "pomme couleur". Cette image est de résolution 349 x 235, codée dans le système RVB.

Les images des figures 3.8, 3.9 et 3.10 montrent les images composantes rouge (R), verte (V) et bleue (B), respectivement de l'image "couronne couleur". Cette image est de résolution 453 x 393, codée dans le système RVB.

Les images des figures 3.11, 3.12 et 3.13 montrent les images composantes rouge (R), verte (V) et bleue (B), respectivement de l'image "anneau couleur". Cette image est de résolution 303 x 243, codée dans le système RVB.

Ces images sont obtenues en utilisant l'algorithme suivant :

---

**Algorithm 3.2** Détermination des composantes couleur de l'image

---

1. Début
  2. Charger l'image couleur
  3. Pour  $i=0$  à hauteur -image -1 faire
  4. Pour  $j=0$  à largeur -image -1 faire
    - 1- Début
    - 2- Extraire la valeur de la composante CR du pixel  $(i, j)$  ;
    - 3- Extraire la valeur de la composante CV du pixel  $(i, j)$  ;
    - 4- Extraire la valeur de la composante CB du pixel  $(i, j)$  ;
    - 5- Fin ;
  5. Fin.
-



FIGURE 3.2 – Image " pomme couleur " dans l'espace RVB

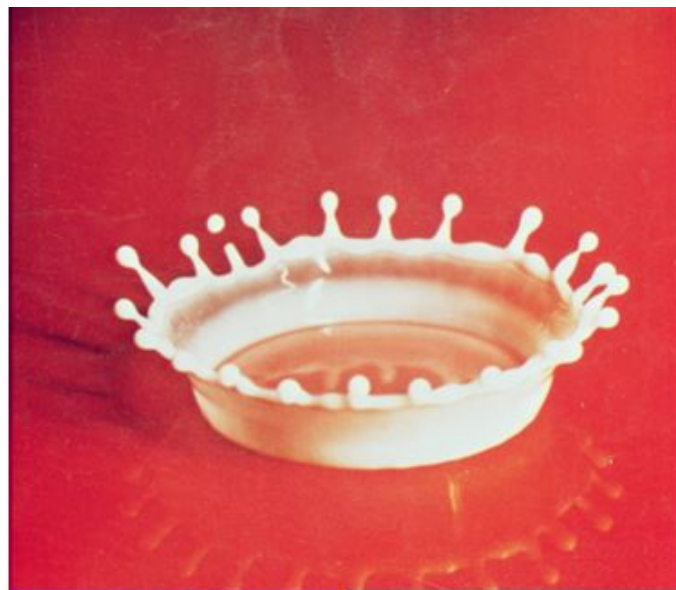


FIGURE 3.3 – Image " couronne couleur " dans l'espace RVB



FIGURE 3.4 – Image " anneau couleur " dans l'espace RVB



FIGURE 3.5 – composante rouge de l'image "pomme couleur"



FIGURE 3.6 – composante verte de l'image "pomme couleur"



FIGURE 3.7 – composante bleue de l'image "pomme couleur"

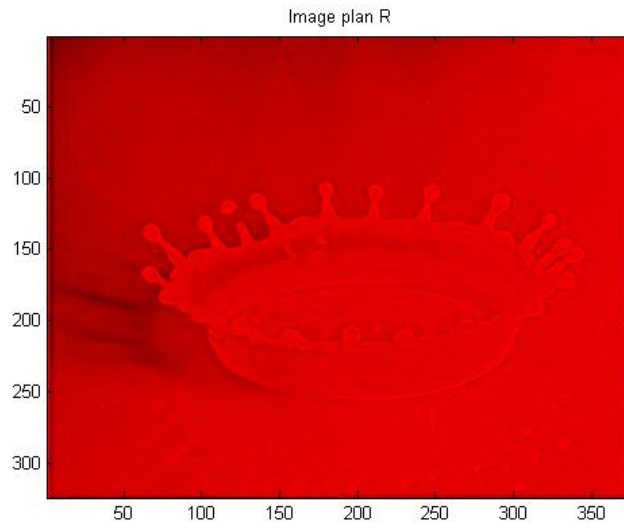


FIGURE 3.8 – composante rouge de l'image "couronne couleur"

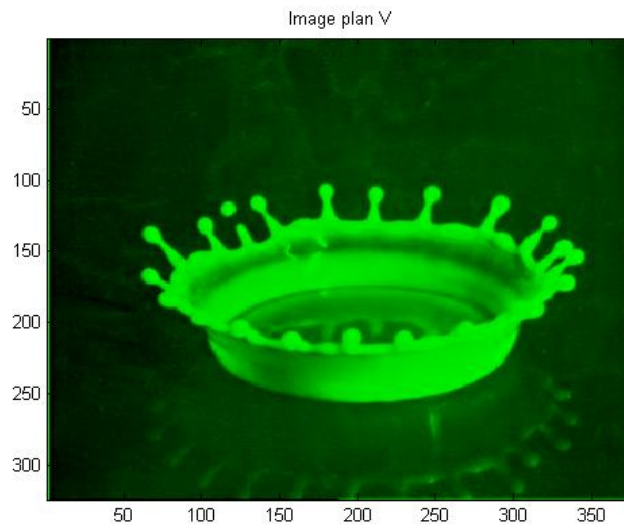


FIGURE 3.9 – composante verte de l'image "couronne couleur"

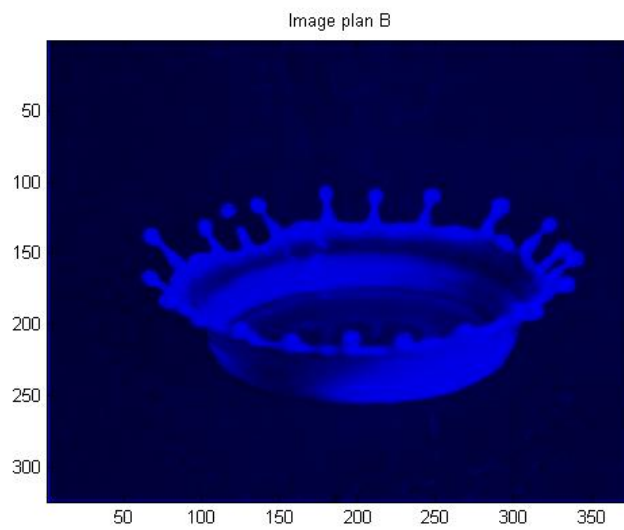


FIGURE 3.10 – composante bleue de l'image "couronne couleur"

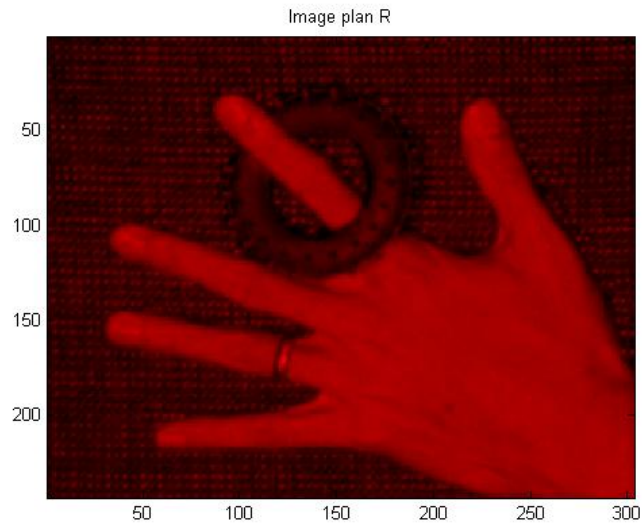


FIGURE 3.11 – composante rouge de l'image "anneau couleur"

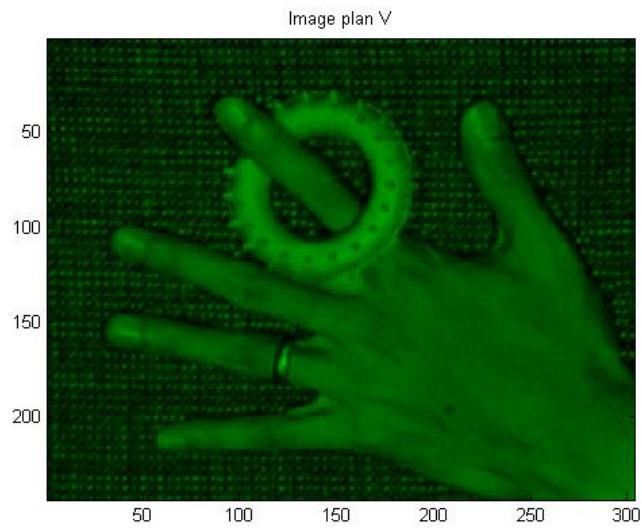


FIGURE 3.12 – composante verte de l'image "anneau couleur"

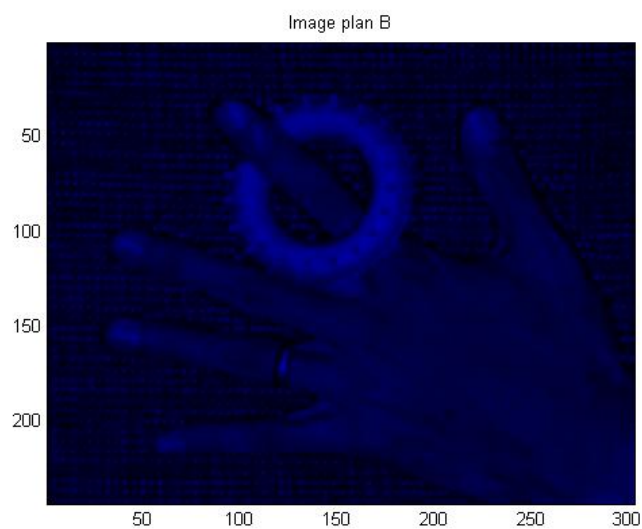


FIGURE 3.13 – composante bleue de l'image "anneau couleur"

### 3.2.2 Détermination de l'histogramme de chaque composante couleur

A partir des images des figures 3.5 et 3.6 et 3.7 on évalue les histogrammes 1D des composantes couleurs R, V et B de l'image "pomme couleur".

A partir des images des figures 3.8 et 3.9 et 3.10 on évalue les histogrammes 1D des composantes couleurs R, V et B de l'image "couronne couleur".

A partir des images des figures 3.11 et 3.12 et 3.13 on évalue les histogrammes 1D des composantes couleurs R, V et B de l'image "anneau couleur".

Dans chaque histogramme 1D obtenu, on retrouve 256 nuances de couleur sur l'axe des abscisses. L'axe des ordonnées représente le nombre de pixels ayant la valeur de la nuance de couleur".

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

---

**Algorithm 3.3** Détermination de l'histogramme de la composante couleur

---

1. Début
  2. Charger les images R, V et B des composantes couleurs  $C_i : i=R, V, B$
  3. Pour  $i=0$  à hauteur -image -1 faire
  4. Pour  $j=0$  à largeur -image -1 faire
    - 1- Début
    - 2-  $K_R$ =la valeur de la composante  $C_R$  du pixel  $(i, j)$  ;  
 $K_V$ =la valeur de la composante  $C_V$  du pixel  $(i, j)$  ;  
 $K_B$ =la valeur de la composante  $C_B$  du pixel  $(i, j)$  ;
    - 3-  $H[K_R] = H[K_R]+1$  ;  
 $H[K_V] = H[K_V]+1$  ;  
 $H[K_B] = H[K_B]+1$  ;
    - 4- Fin ;
  5. Fin.
- 

Les figures 3.14, 3.15 et 3.16 représentent respectivement les histogrammes 1D des composantes R, V et B de l'image "pomme couleur".

Les figures 3.17, 3.18 et 3.19 représentent respectivement les histogrammes 1D des composantes R, V et B de l'image "couronne couleur".

Les figures 3.20, 3.21 et 3.22 représentent respectivement les histogrammes 1D des composantes R, V et B de l'image "anneau couleur".

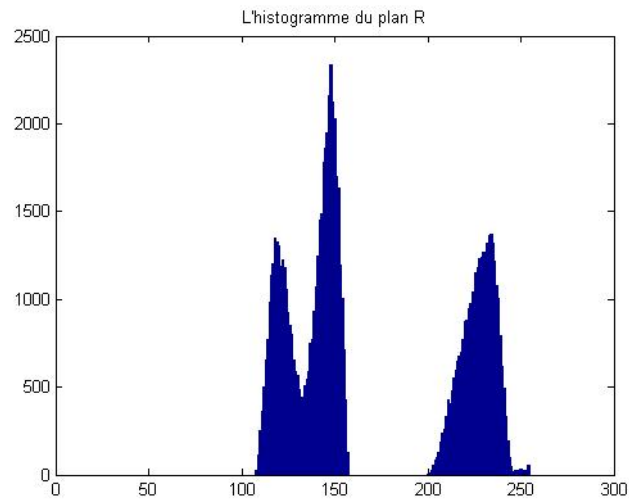


FIGURE 3.14 – Histogramme de la composante Rouge de l'image "pomme couleur"

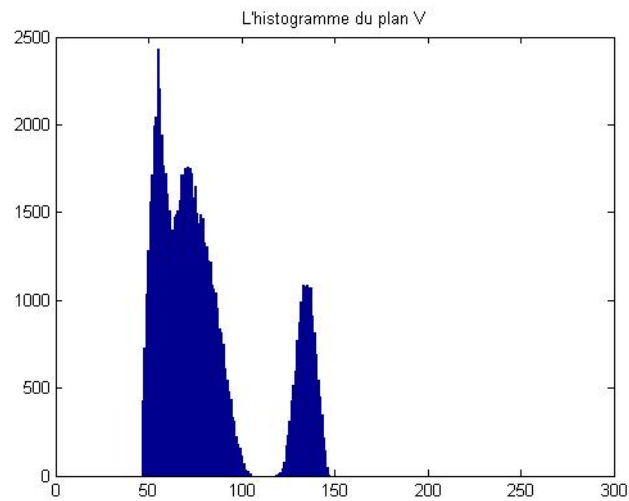


FIGURE 3.15 – Histogramme de la composante verte de l'image "pomme couleur"

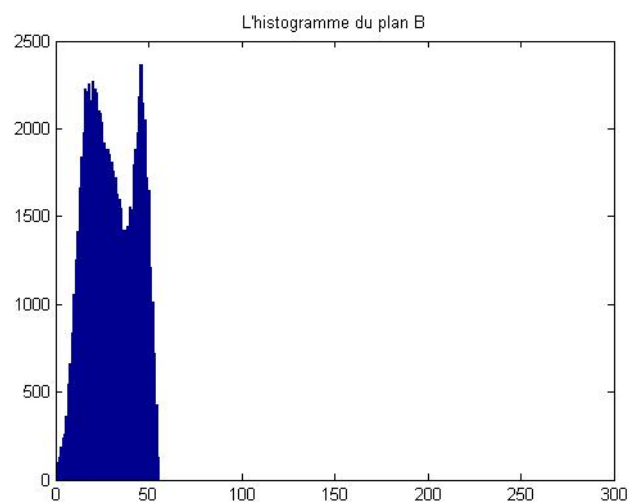


FIGURE 3.16 – Histogramme de la composante Bleue de l'image "pomme couleur"

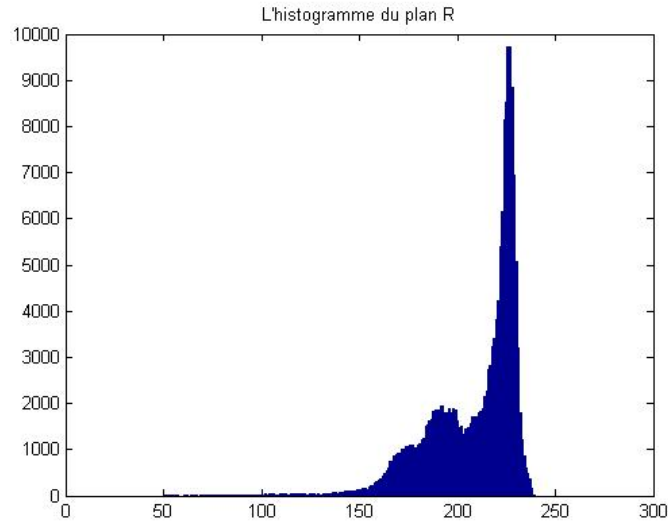


FIGURE 3.17 – Histogramme de la composante rouge de l'image " couronne couleur "

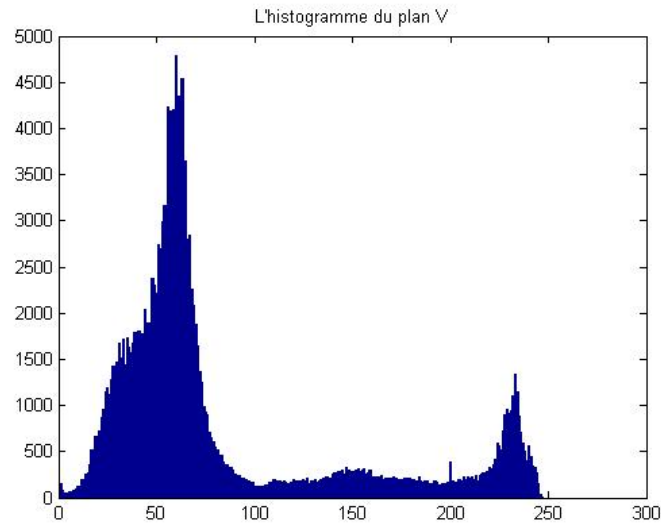


FIGURE 3.18 – Histogramme de composante verte de l'image "couronnr couleur"

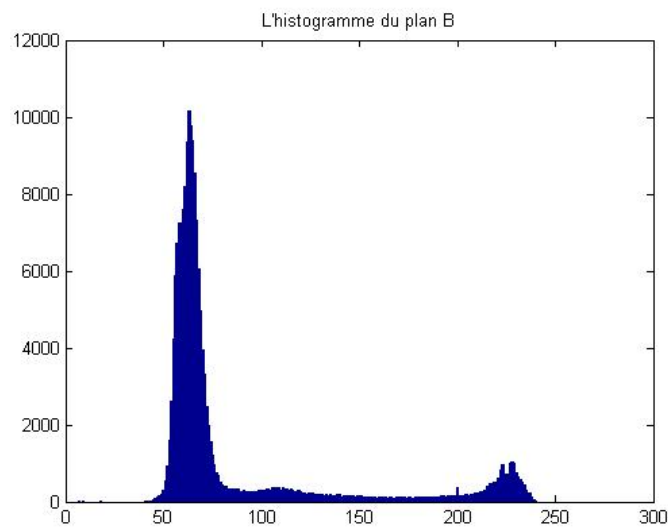


FIGURE 3.19 – Histogramme de la composante bleue de l'image "couronne couleur"

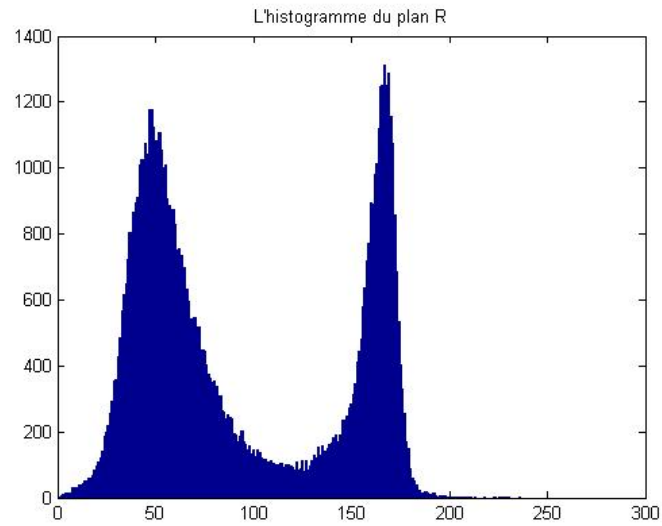


FIGURE 3.20 – Histogramme de la Composante rouge de l'Image "anneau couleur"

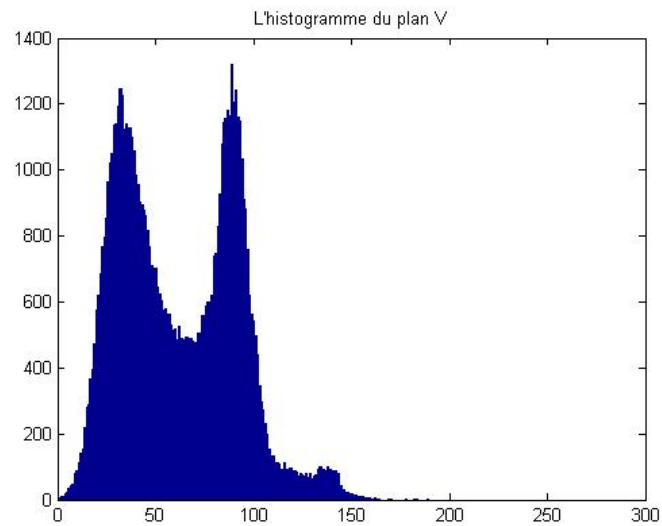


FIGURE 3.21 – Histogramme de la composante verte de l'image "anneau couleur"

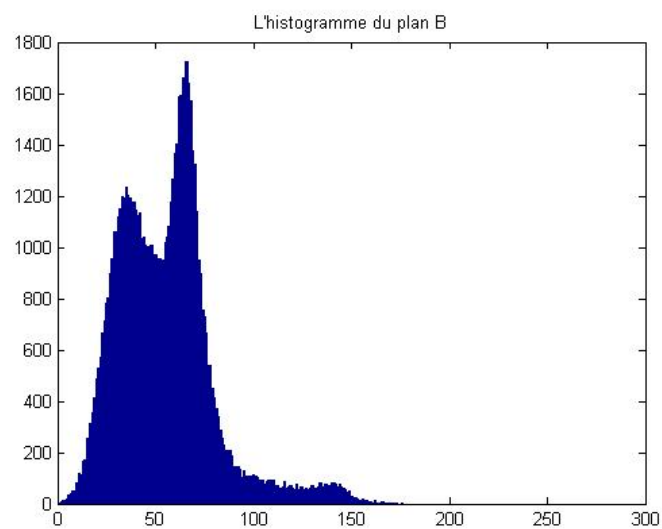


FIGURE 3.22 – Histogramme de la composante bleue de l'image "anneau couleur"

### 3.2.3 Test des méthodes

Dans cette étape on détermine le seuil optimal de segmentation par comparaison des différents seuils obtenus par les méthodes d'Otsu et de Kapur. Nous appelons seuil optimal le seuil qui détermine le domaine modal de l'histogramme. Un mode correspond à la valeur du nombre d'occurrences la plus élevée dans un histogramme.

### 3.2.4 Test des composantes

Dans ce test, on recherche la composante couleur la plus représentative d'une classe de l'image. Une composante optimale donne un seuil optimal de segmentation.

### 3.2.5 Détermination des classes de l'image

A chaque itération, on soustrait une classe couleur de l'image. On continue les itérations jusqu'à ce que toutes les classes couleur de l'image soient détectées.

### 3.2.6 Test d'arrêt

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

Dans le chapitre 4 nous donnerons les différents résultats de segmentation par application de notre algorithme sur des images synthétiques et réelles couleur. Nous terminerons ce chapitre par la comparaison et la discussion des différents résultats obtenues.

# Chapitre 4

## Tests et Résultats

### 4.1 Résultats de Segmentation obtenus à partir de l'image " pomme couleur "

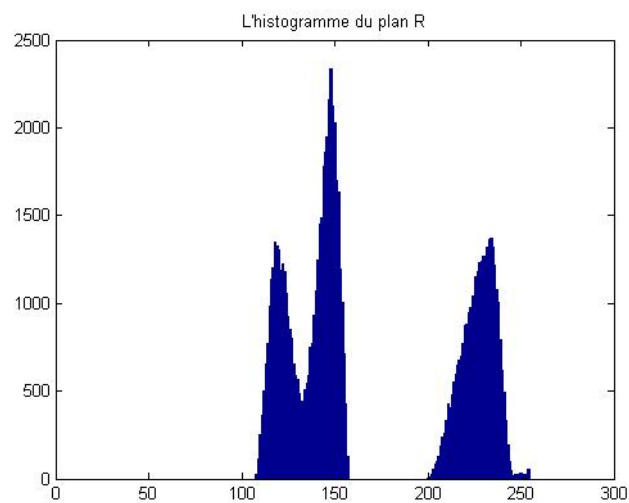


FIGURE 4.1 – Histogramme de la composante Rouge.  $S_0=157$  et  $S_k=238$



FIGURE 4.2 – Résultat de la segmentation de l'image synthétique obtenue avec la composante Rouge et le seuil optimal  $S_0=157$

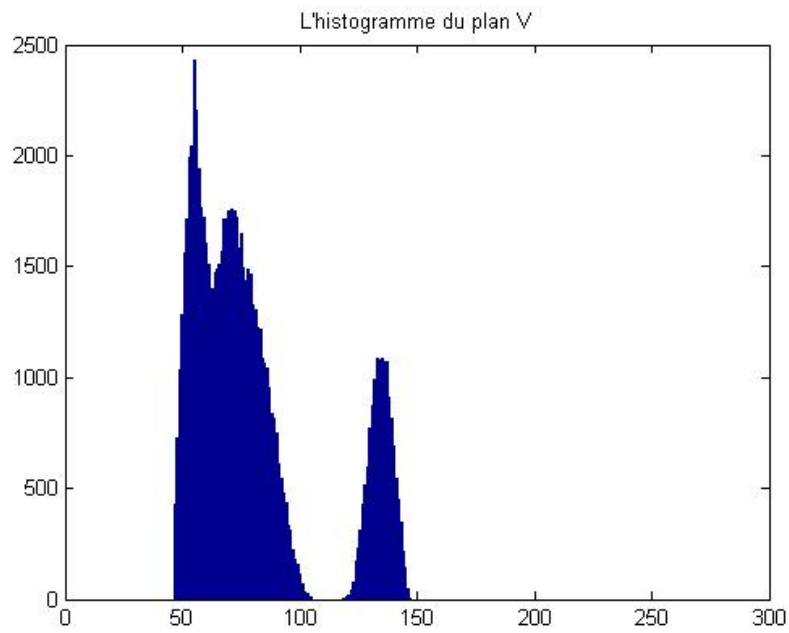


FIGURE 4.3 – Histogramme de la composante Verte.  
 $S_0=101$  et  $S_k=50$



FIGURE 4.4 – Résultat de la segmentation de l'image synthétique obtenue avec la composante Verte et le seuil optimal  $S_0=101$

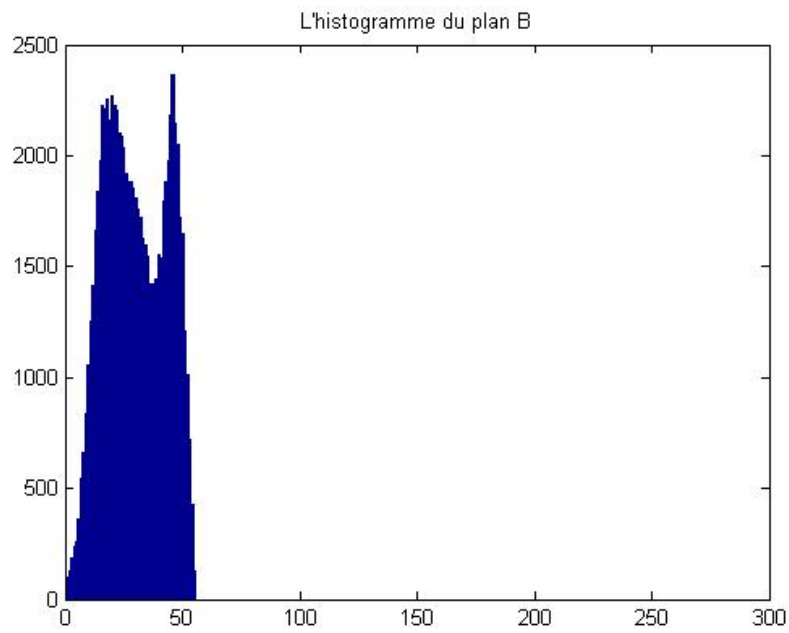


FIGURE 4.5 – histogramme de la composante Bleue.  
 $S_0=30$  et  $S_k=10$

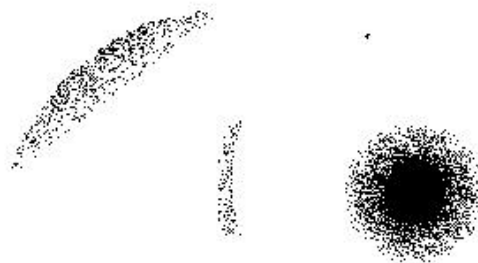


FIGURE 4.6 – Résultat de la segmentation de l'image synthétique obtenue avec la composante Bleue et le seuil optimal  $S_0=30$

### 4.1.1 interprétation :

Les figures 4.4, 4.5 et 4.6 donnent les résultats de la segmentation de l'image " pomme couleur " .

Les résultats obtenus montrent que les trois classes couleur de l'image ont été correctement segmentées. En effet, chaque classe extraite correspond à une région de l'image, à savoir, la feuille, la pomme et l'arrière plan de l'image.

La classe " feuille " est extraite à partir de la composante verte en utilisant un seuil optimal  $S_o=101$ . La classe " pomme " est extraite à partir de la composante rouge en utilisant un seuil optimal  $S_o= 157$ . La classe " fond " est extraite à partir de la composante bleu pour un seuil optimal  $S_o= 30$ .

Les trois seuils optimaux sont obtenus par la méthode d'Otsu. En effet, en analysant les différents histogrammes de l'image " pomme couleur " , on peut constater que les seuils de la méthode d'Otsu sont les plus proches des domaines modales des trois histogrammes. En effet, pour cette image, les seuils fournis par la méthode d'Otsu délimitent d'une manière précise la gamme de niveaux de gris correspondant aux différentes classes ( $C_i$ ) de l'image. Les seuils optimaux d'Otsu obtenus sont bien placé dans les vallées des différents histogrammes couleur. Cependant, les seuils optimaux de la méthode Kapur, pour cette image, sortent du domaine modal des histogrammes couleur.

## 4.2 Résultats de segmentation obtenus à partir de l'image "couronne couleur"

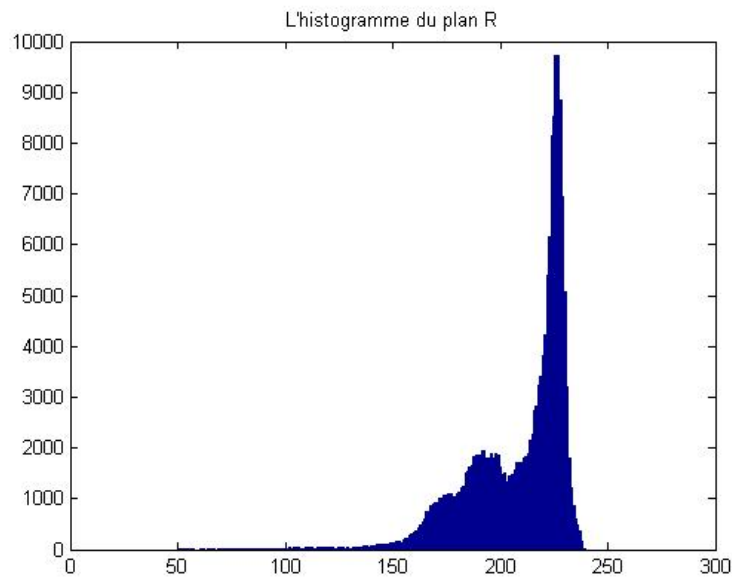


FIGURE 4.7 – Histogramme de la composante rouge  
 $S_o=201$  et  $S_k=166$



FIGURE 4.8 – Résultat de la segmentation de l'image "couronne couleur"  
avec la composante rouge et le seuil optimal  $S_O=201$

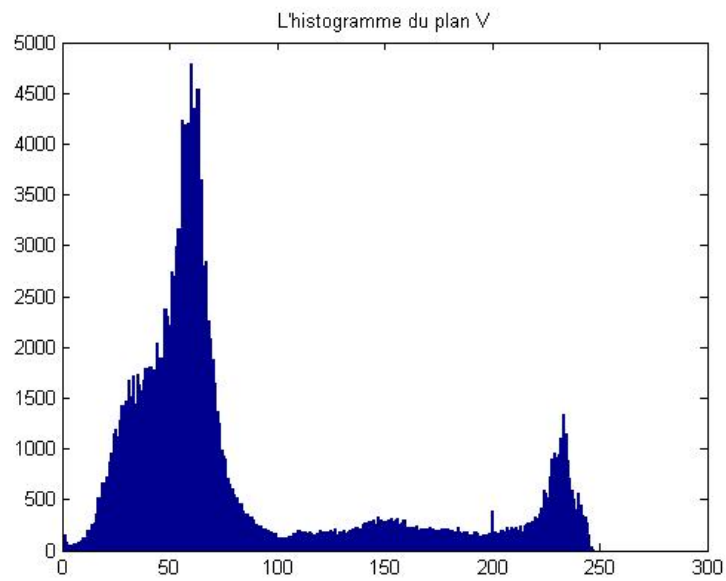


FIGURE 4.9 – Histogramme de la composante verte  
 $S_o=126$  et  $S_k=236$

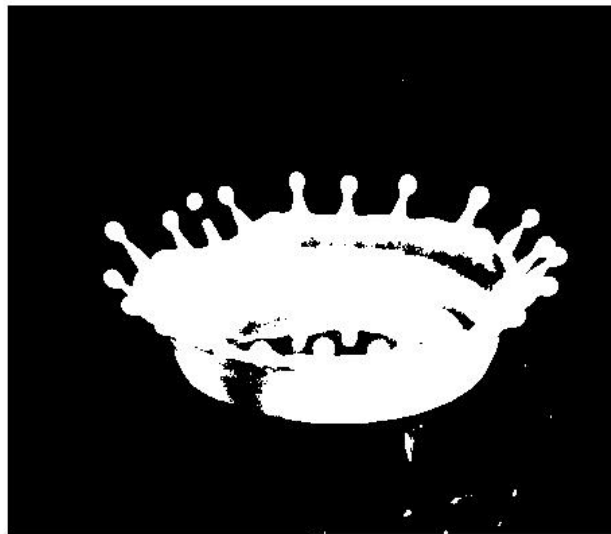


FIGURE 4.10 – Résultat de la segmentation de l'image "couronne couleur"  
avec la composante verte et le seuil optimal  $S_o=126$

### 4.2.1 interprétation :

Les figures 4.10 et 4.11 donnent les résultats de la segmentation de l'image " couronne couleur ".

Les résultats obtenus montrent que les deux classes couleur de l'image ont été correctement segmentées.

Cependant la " classe plan " a été légèrement confondue avec la classe couronne. La classe " couronne " est extraite à partir de la composante verte en utilisant un seuil optimal  $S_o=126$ . La classe " plan " est extraite à partir de la composante rouge en utilisant un seuil optimal  $S_o= 201$ . Pour cette image, les deux seuils optimaux sont également obtenus par la méthode d'Otsu. Ces derniers se rapprochent plus du domaine modal des histogrammes couleur de l'image.

### 4.3 Résultats de segmentation obtenus à partir de l'image " Anneau couleur "

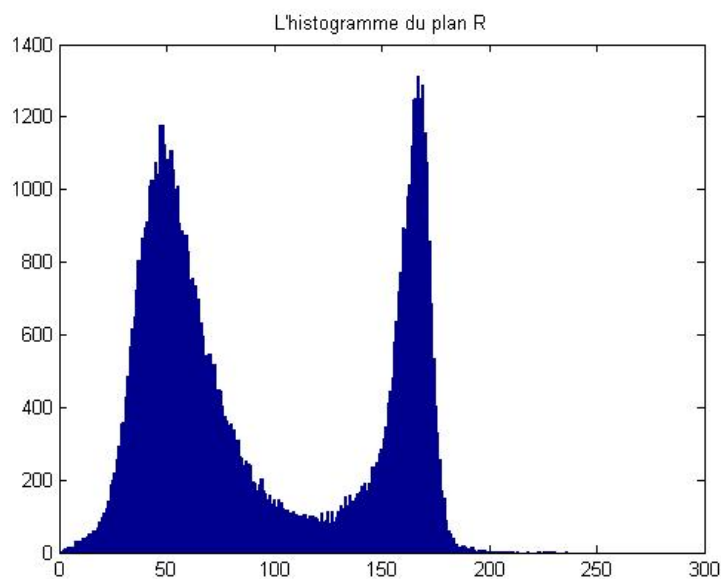


FIGURE 4.11 – Histogramme de la composante Rouge.  
 $S_o=106$  et  $S_k=25$



FIGURE 4.12 – Résultat de la segmentation de l'image " Anneau couleur" obtenue avec la composante Rouge et le seuil optimal  $S_O=106$

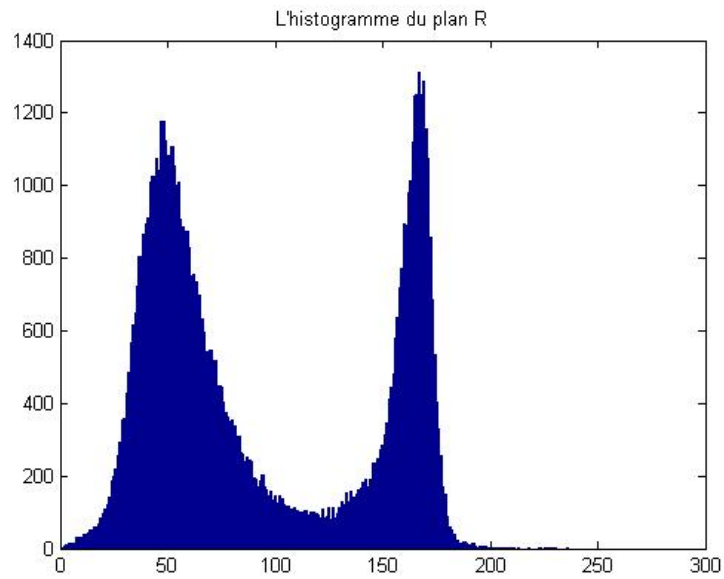


FIGURE 4.13 – Histogramme de la composante rouge.  
 $S_o=106$  et  $S_k=25$



FIGURE 4.14 – Résultat de la segmentation de l'image " Anneau couleur" obtenue avec la composante Rouge et le seuil optimal  $S_k=25$ .

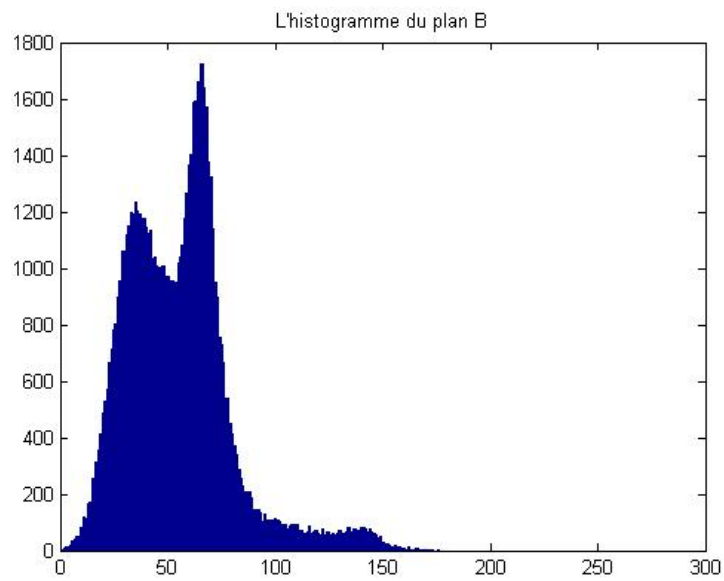


FIGURE 4.15 – histogramme de la composante Bleue.  
So=55 et Sk=118



FIGURE 4.16 – Résultat de la segmentation de l'image " Anneau couleur"  
obtenue avec la composante Bleue et le seuil optimal SK=118.

### 4.3.1 interprétation :

Les figures 4.11, 4.12 et 4.13 donnent les résultats de la segmentation de l'image " Anneau couleur " .

Les résultats obtenus montrent que les classes couleur " Main " et " Anneau " ont été correctement segmentées. En effet, chacune d'elles correspond à une région de l'image.

La classe " Main " est extraite à partir de la composante rouge en utilisant un seuil optimal  $S_0=101$

La classe " Anneau " est extraite à partir de la composante bleue en utilisant un seuil optimal  $S_0= 118$ .

En effet, les seuils obtenus se rapprochent plus du domaine modal des histogrammes couleur Rouge et Bleu de l'image.

Cependant, pour la classe couleur " tissu", on remarque que cette dernière a été mal détectée dans les trois plans couleur. En effet, cette classe présente des motifs de texture couleur , donc difficiles à segmenter. Pour l'affichage de cette dernière, on a choisie la composante couleur rouge et le seuil optimal  $s_k=25$ .

# Conclusion

Dans ce mémoire, nous avons mis en œuvre un algorithme de segmentation d'images par seuillage non paramétrique d'histogrammes couleur. Le choix de la composante couleur et du seuil optimal de segmentation se font à partir des histogrammes monodimensionnels de l'image couleur RVB.

Pour déterminer les classes couleur de l'image, nous avons mis en œuvre deux approches de seuillage non-paramétriques différentes. La première est basée sur le calcul de l'entropie des pixels de l'image. Quant à la deuxième, elle est basée sur le calcul des variances intra-classes et inter-classes de l'image.

A chaque itération, on soustrait une classe couleur de l'image. En effet, l'algorithme détermine la composante optimale et le seuil optimal de la classe couleur. L'algorithme continue les itérations jusqu'à ce que toutes les classes couleur de l'image soient détectées.

Les résultats obtenus montrent que l'analyse simultanée des différents histogrammes (association de plusieurs composantes couleur) permet de segmenter correctement les images couleur. Les résultats montrent, également, la supériorité des méthodes basées sur la minimisation et maximisation des variances.

En effet, les seuils donnés par celles-ci se rapprochent beaucoup plus du domaine modal des histogrammes couleur des images.

# Bibliographie

- [1] Bitam Abdelmadjid. Analyse et segmentation d'images multispectrales, application aux images msg. *Thèse de Doctorat, université de Tizi-ouzou*, 2013.
- [2] J. Canny. A computational approach to edge detection. *IEEE trans on pattern Analysis and machine Intelligence*, 8 :679–698, 1986.
- [3] F.j. Chang, J.C. Yen, and S. Chang.
- [4] A.P. Dempster, N.M. Laird, and D.B. Rubin.
- [5] R. Deriche. using canny's criteria to derive a recursing implemented optimal edge detector. *International journal of computer vision*, pages 167–187, 1987.
- [6] W. Fisher. On grouping for maximum homogeneity. *JASA*, 53, 1958.
- [7] S.L. Horowitz and S. Pavlidis. Picture segmentation by a directed split and merge procedure. *Joint conf.on latttern recognition*, pages 424–433, 1974.
- [8] j. Kittler and J. Illingworth. Minimum error thresholding. *Pattern Recorgnition*, 219 :38–52, 2004.
- [9] Larbi Kahina. Segmentation d'images basée sur la modélisation statistique d'histogrammes. *Thèse de Magister, université de Tizi-ouzou*, 2012.
- [10] J.N. Kapur, P.K. Sahoo, and A.C.K. Wong. A new method for gray level picture thresholding using the entropy of the histogram. *Letters in Heat and Mass Transfer*, 1 :131–137, 1985.
- [11] R. Kirsch. Computer determination of the constituent structures of biomedical images. *Computerand Biomedical Research*, 4 :315–328, 1971.
- [12] C.H. Li and C.K. Lee. Minimum cross entropy thresholding. *Patten Recognition*, 24 :617–625, 1993.
- [13] M.Cyril Meurie. Segmentation d'images couleur par classification pixellaire et hiérarchie de partitions. *Thèse de doctorat, université de tizi-ouzou*, 2005.
- [14] Amir. Nakib. Conception de métaheuristique d'optimisation pour la segmentation d'images, application à des images biomédicales. *Thèse de Doctorat, université de Paris*, 2007.
- [15] Ludovic Macaire Nicholas Vandenbroucke. Représentation de la ouleur en analyse d'images. *Techniques de l'ingénieur*, 2005.
- [16] N. Otsu. A thresholding selection method for gray level histograms. *iee transactions on system. Man and cybernetics SMC*, 9(1) :62–66, 1979.
- [17] Abdelli Ouardia. Segmentation d'images par seuillage d'histogrammes bidimensionnels. *Thèse de Magister, université de Tizi-ouzou*, 2011.
- [18] J.M.S Prewit. enhancement and extraction. *In PPP*, 70 :70–75, 1970.
- [19] L.G. Roberts. Machine conception of 3-d solids. *IN OE.OIP*, 65 :159–197, 1965.
- [20] Touhami samir. Classification non supervisée de pixels d'images couleur par analyse d'histogrammes tridimensionnels. *Mémoire de DEA, université de d'Angers*, 2005.

- [21] M. Sezgin and B. Sankur. Survey over image thresholding technique and quantitative performance evaluation. *Jof Electronic Imaging*, 13 :146–165, 2004.
- [22] I. Sobel. Neighbourhood coding of binary images for fast contour following and general array binary processing. *Computer graphics and Image processing*, 8 :127–135, 1978.
- [23] Catherine Souchier. Analyse d’images. *Techniques de l’ingénieur*, 1984.
- [24] A. Trémeau and P. Colantoni. Region adjacency graph applied to color image segmentation. *IEE Trans. In Image processing*, page 735, 2000.
- [25] Alain Trémeau and al. Image numérique couleur.
- [26] S.W. Zucker. Region growing childhood and adolescence. *Computer Vision Graphics and Image Processing*, 5 :382–399, 1976.