

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

UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU



FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

Mémoire de Fin d'Etudes En Vue De L'obtention du Diplôme De Master En Electronique

Spécialité : Télécommunications et réseaux

Thème

Segmentation d'Images Couleurs Par Analyse d'Histogrammes

Proposé et dirigé par :

M^r: BITAM ABDELMADJID

Présenté par :

M^r: AMOKRANE ALI

M^r: ARAB MADJID

Année universitaire : 2013/2014

Remerciements

Au terme de ce mémoire, nous tenons à exprimer notre profonde gratitude et nos sincères remerciements à notre encadreur M^r BITAM ABDELMADJID pour ses directives précieuses, et pour la qualité de son suivi durant le travail effectué dans ce projet.

Nous tenons aussi à remercier vivement les membres du jury qui ont accepté d'évaluer notre projet. Nous leurs présentons toutes nos gratitudes et nos profonds respects.

Nous souhaitons aussi exprimer enfin notre gratitude et nos vifs remerciements à nos familles et nos amis pour leurs soutiens.

Nos sentiments vont également à toutes les personnes ayant contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Dédicaces

Nous dédions ce travail à nos très chers parents, pour leurs soutiens, en leurs espérant une longue vie et que Dieu les garde.

Nous dédions aussi ce travail à nos familles et tous nos amis de près ou de loin.

Amokrane Ali & Arab Madjid.

Table des Matières

Introduction générale.....	
Chapitre 1 : Généralités sur les Images Couleurs.	
1.1 Préambule.....	3
1.2 De la lumière à la couleur.....	4
1.2.1 La source lumineuse	4
1.2.2 Le matériau.....	5
1.2.3 Le récepteur : L'œil.....	6
1.2.4 Le système d'interprétation.....	7
1.2.4.1 Mécanisme de la perception humaine de la couleur.....	7
1.2.4.2 Attributs de la perception humaine de la couleur	8
1.3 Mesure de la couleur.....	8
1.3.1. Principe.....	9
1.3.2. Les fonctions colorimétriques de la CIE.....	10
1.4 Représentation de la couleur	11
1.4.1. Les systèmes de primaires	11
1.4.1.1. Le système (R V B) de la CIE noté (R_C V_C B_C).....	11
1.4.1.2. Le système (X, Y, Z) de la CIE	14
1.4.2 Les systèmes Luminance-chrominance	15

1.4.2.1 Les systèmes perceptuellement uniformes.....	16
1.4.2.2. Les systèmes de télévision	17
A. Le système (Y I Q)	17
B. Le système (YUV)	18
1.4.2.3. Les systèmes antagonistes.....	18
1.4.2.4. Autres systèmes luminance-chrominance.....	19
1.4.3. Les systèmes perceptuels.....	20
1.4.3.1. Les systèmes en coordonnées polaires.....	20
1.4.3.2. Les systèmes humains de perception de la couleur.....	20
1.4.3.3. Les systèmes HSV (Hue, Saturation, Value)	21
1.4.4. Les systèmes d'axes indépendants	22
1.4.4.1. Analyse en composantes principales	22
1.4.4.2. Les systèmes d'Ohta.....	23
1.4.4.3. Analyse en composantes indépendantes.....	24
1.5. Discussion	26

Chapitre 2 : Méthodes de Segmentation d'Images Couleurs

2.1 Préambule.....	27
2.2 Définition de la segmentation.....	27
2.3 Différentes approches de la segmentation d'images.....	28
2.3.1 Approche contour.....	30

2.3.2	Approche région.....	30
2.3.2.1	Segmentation par croissances de régions.....	30
2.3.2.2	Segmentation par division/fusion.....	31
2.3.2.3	Segmentation par classification.....	32
A.	Algorithme K_means.....	32
B.	L'Algorithme Fuzzy C-means.....	34
C.	Algorithme Estimation-Maximisation.....	35
2.3.2.4.	Segmentation par seuillage.....	35
	Les méthodes paramétriques	36
	Les méthodes non paramétriques	36
	• La méthode d'Otsu	37
	• La Méthode de Fisher	38
	• La méthode de Kapur	38
	• La méthode MIN-MAX.....	39
2.4.	Discussion	39

Chapitre 3 : Segmentation d'Images Couleurs par Analyse d'Histogrammes

3.1	Algorithme de segmentation.....	41
3.1.1	Affichage de l'image couleur RVB.....	44
3.1.2	Lissage de l'image.....	46

3.1.3 Détermination des histogrammes des composantes couleurs.....	48
3.1.4 Détection des modes de chaque histogramme.....	50
3.1.5 Détermination de la composante couleur la plus représentative.....	52
3.1.6 Méthode de seuillage utilisée dans l'algorithme.....	52
3.1.7 Division en deux classes des pixels.....	53
3.1.8 Test d'arrêt.....	53

Chapitre 4 : Tests et Résultats

4.1 Résultats de segmentation obtenus à partir de l'image « pomme couleur ».....	54
4.2 Résultats de segmentation obtenus à partir de l'image couleur RVB.....	55
4.3 Résultats de segmentation obtenus à partir de l'image couleur.....	59
Conclusion	61

Liste des figures

Bibliographie

Introduction générale

Au cours de la dernière décennie, le domaine de traitement d'image s'est énormément développé et un grand nombre de travaux ont été effectués dans différents domaines d'applications tels que le domaine médical, la télédétection, etc...

Dans un système de traitement d'images, la segmentation d'images est l'opération la plus importante qui conditionne la qualité de l'interprétation d'une image. La qualité de l'interprétation d'une image dépend fortement de celle de la segmentation.

Le but recherché est de trouver une représentation sémantique de la scène en la subdivisant en régions qui sont « psycho –visuellement » significatives. Les régions obtenues doivent être homogènes, disjointes et cohérentes, au sens d'un critère fixé a priori. De nombreux critères de segmentation existent, suivant le domaine d'application et le type d'images traitées, le critère prendra en compte le niveau de gris, la texture, la couleur ou le mouvement.

Plusieurs approches de segmentation sont apparues depuis quelques années. Certaines d'entre elles cherchent à délimiter les régions homogènes par leur contour (approche contour) alors que d'autres cherchent à retrouver les régions homogènes (approches régions).

Parmi les techniques de segmentation par régions, on retrouve les techniques de segmentation par seuillage d'histogrammes monodimensionnelles. Ces méthodes consistent à délimiter les niveaux de gris des objets par des valeurs appelés seuils. 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 faite de cette contrainte, l'utilisation de l'information couleur surgit comme l'une des solutions pour la segmentation d'images.

Ainsi, nous avons développé un algorithme de segmentation d'images couleur par analyse récursive des histogrammes dans un espace couleur.

Ce mémoire est scindé en quatre chapitres :

Avant de traiter la segmentation d'images couleur, il nous a semblé essentiel de comprendre comment se forme la couleur. Ainsi, dans le premier chapitre, nous présenterons des notions sur la couleur, et nous décrirons les différents systèmes de représentations.

Le deuxième chapitre sera consacré à la présentation des deux principales approches de segmentation d'images couleurs. Une étude comparative de ces approches de segmentation trouvera également sa place dans ce chapitre.

Dans le troisième chapitre, nous présenterons l'algorithme de segmentation d'images couleur par analyse récursive d'histogrammes monodimensionnels 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 les Images Couleur

1.1 Préambule

La couleur est une notion très complexe qui obéit à des lois physiques, physiologiques et particulières. Ce n'est qu'à la fin du XVII^{ème} siècle, grâce notamment aux travaux de NEWTON et son expérience de la décomposition de la lumière par un prisme, que le concept de la couleur a commencé à prendre forme. La sensation de couleur peut être considérée comme le résultat d'une combinaison des quatre éléments suivants :

- La source lumineuse éclairant un objet.
- Le matériau composant l'objet peut soit réfléchir ou transmettre les rayons lumineux émis par la source.
- L'œil, à son tour, modifie le stimulus reçu en un signal couleur qu'il transmet au cerveau.
- Le cerveau, quant à lui, identifie la couleur de l'objet observé et, au-delà, interprète l'objet.

1.2 De la lumière à la couleur

La perception humaine de la couleur est donc la réponse que nous donnons au stimulus de la couleur par l'intermédiaire de notre récepteur, l'œil est notre système d'interprétation, le cerveau. La représentation générale du phénomène de la perception humaine de la couleur est illustrée par la **figure 1.1**.

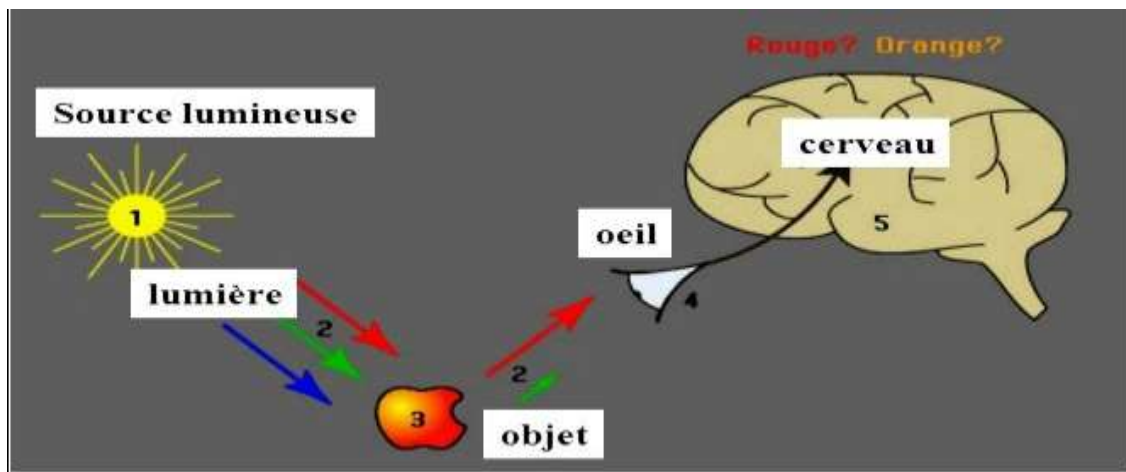


Figure 1.1 : Perception humaine de la couleur.

Nous représentons dans ce qui suit les caractéristiques de chacun des quatre éléments nécessaires à la perception humaine de la couleur [1].

1.2.1 La source lumineuse

La lumière est l'ensemble des radiations électromagnétiques auxquelles les yeux humains sont sensibles. Cet ensemble correspond à la partie essentielle des radiations électromagnétiques émises par le soleil [2] ; [1].

La longueur d'onde des radiations électromagnétiques perceptibles par l'œil humain varie entre 380 nm et 780 nm. La **figure 1.2** situe le spectre visible parmi les différents rayonnements électromagnétiques.

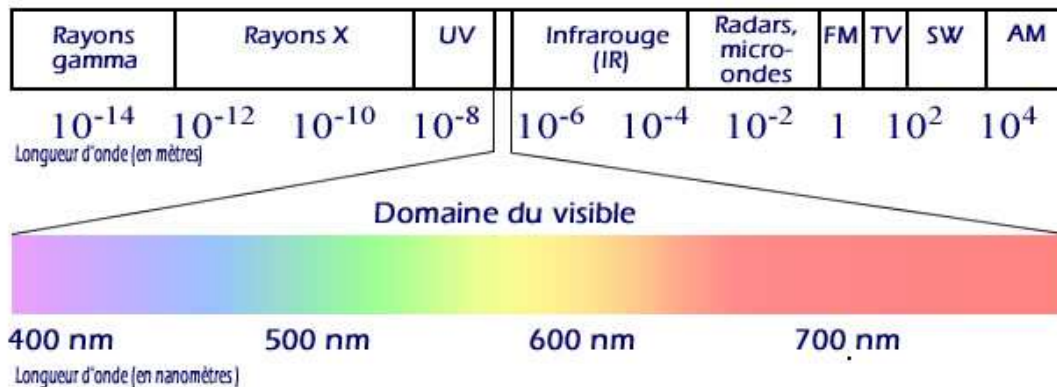


Figure 1.2 : Spectre électromagnétique.

1.2.2 Le matériau

Après avoir décrit les caractéristiques d'une source lumineuse, nous présentons maintenant l'interaction entre le matériau et les rayons lumineux incidents qui proviennent de cette source. La couleur du matériau que nous observons dépend de la lumière dont il réfléchit (ou transmet) la lumière incidente. Lorsque la lumière incidente entre en contact avec matériau, deux phénomènes se produisent :

- Une réflexion de surface des rayons lumineux incidents.
- Une pénétration des rayons lumineux incidents dans le matériau.

Le stimulus qui parvient à un récepteur est le même quelque soit ce dernier. Dans le cadre de la perception humaine, le récepteur est l'œil qui est caractérisé par des paramètres physiologiques propres à chaque individu.

1.2.3 Le récepteur : L'œil

Les principaux éléments qui composent un œil humain sont représentés sur la **figure 1.3**.

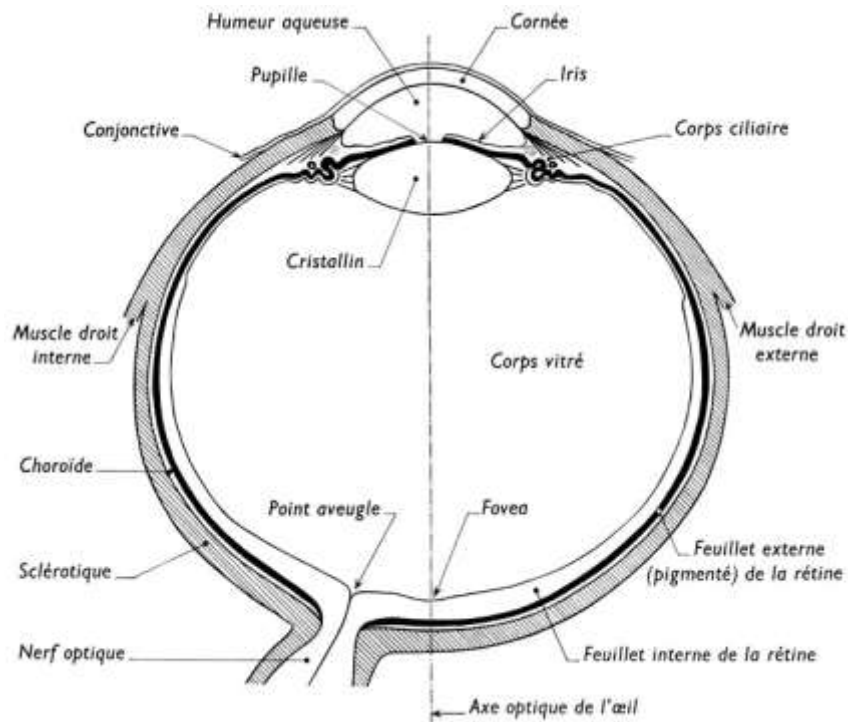


Figure 1.3 : Coupe de l'œil humain.

Après avoir traversé les différents éléments de l'œil, le stimulus couleur arrive sur une zone photosensible localisée au fond de l'œil, la rétine, où viennent se projeter les images de la scène que nous observons. La rétine contient deux types de cellules photosensibles : les cônes et les bâtonnets. Les bâtonnets permettent la vision nocturne (vision scotopique) tandis que les cônes permettent la vision diurne (vision photopique). Ces deux types de cellules n'ont pas la même sensibilité spectrale.

En **1924**, la commission Internationale de l'éclairage, par abréviation CIE, définit la fonction d'efficacité lumineuse relative spectrale $V(\lambda)$ en vision photopique. Cette fonction représente la sensibilité lumineuse de l'œil à différents longueurs d'ondes du domaine du visible. La mesure des grandeurs radiométriques (radiométrie) par rapport à l'organe de vision constitue la photométrie. La relation entre les grandeurs radiométriques et photométriques est établie grâce à la fonction $V(\lambda)$. Cette valeur est normalisée à 1 en son maximum qui correspond à la longueur d'onde $\lambda=555\text{nm}$. La **figure 1.4** représente

l'efficacité lumineuse relative spectrale, en fonction de la longueur d'onde, nocturne en pointillé et diurne en trait continu.

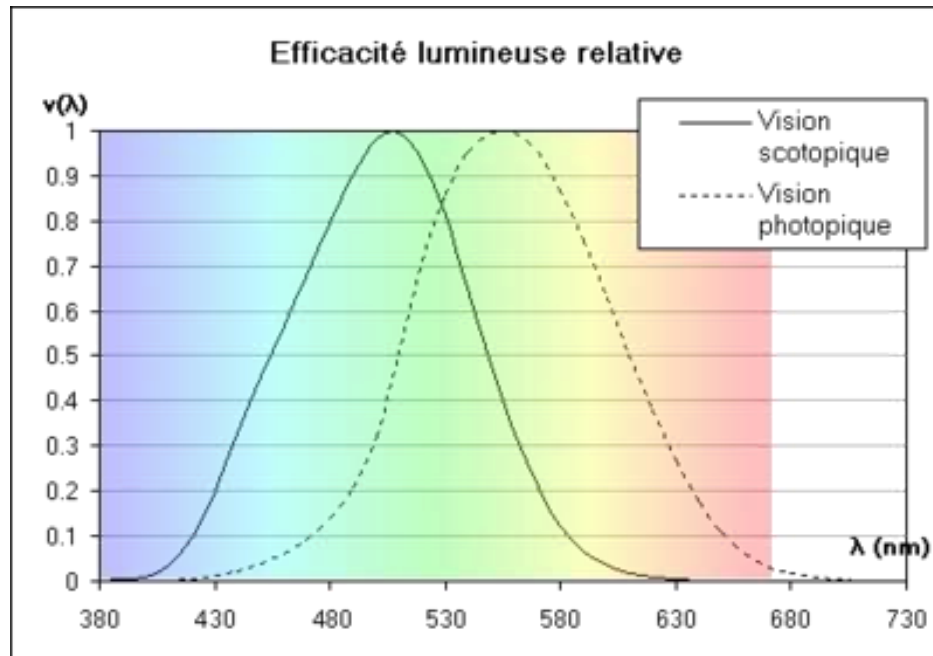


Figure 1.4 : Fonction d'efficacité lumineuse relative spectrale de l'œil.

1.2.4 Le système d'interprétation

Le système d'interprétation est constitué, chez l'homme, par le cerveau.

1.2.4.1 Mécanisme de la perception humaine de la couleur

Les mécanismes neurophysiologiques liés à l'interprétation sont relativement complexes et encore mal connus. Cependant, nous savons que notre interprétation d'un signal couleur dépend aussi d'aspects physiologiques et plus précisément de notre connaissance a priori de notre environnement et de l'apprentissage que nous avons reçu des couleurs que nous percevons [1].

1.2.4.2 Attributs de la perception humaine de la couleur

On caractérise une couleur en termes de luminosité, de teinte et de saturation. Ces trois notions subjectives sont en effet proches de la perception humaine des couleurs.

- La luminosité est l'attribut d'une sensation visuelle selon laquelle une surface paraît émettre plus ou moins de lumière. Cette sensation est traduite par des vocables comme clair, foncé, lumineux, sombre.
- La teinte ou tonalité chromatique correspond aux dénominations des couleurs telles que rouge, vert, bleu, jaune etc... Elle correspond à la longueur d'onde dominante d'un stimulus de couleur. La teinte est représentée par un angle appelé angle de teinte. Le blanc, le noir ou le gris sont appelés couleurs neutres ou achromatiques.
- La saturation est une grandeur permettant d'estimer le niveau de coloration d'une teinte indépendamment de la luminosité. La saturation représente la pureté de la couleur perçue comme vive, pâle, terne, ... etc.

1.3. Mesure de la couleur

Nous avons vu que notre perception de la couleur est subjective. Pourtant, dans de nombreux domaines d'application, il est nécessaire de l'évaluer de manière objective. C'est dans cette problématique que s'inscrit la colorimétrie, science de la mesure de la couleur. Le principe de mesure d'un stimulus de couleur est illustré par la **figure 1.5**

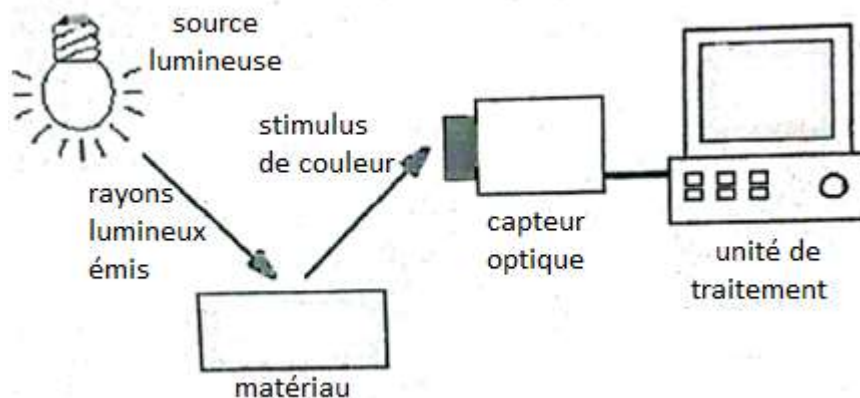


Figure 1.5 : Mesure de la couleur.

1.3.1. Principe

La perception humaine de la couleur est caractérisée par son aspect tridimensionnel. Les travaux de Young mettent en évidence que tout stimulus de couleur peut être reproduit par le mélange de trois autres stimulus : le rouge, le vert, et le bleu, appelés primaires ou stimulus de référence. Ce principe de trivariance visuelle est connu sous le nom de théorie de trichromie ou encore synthèse de la couleur.

Trois stimulus primaires sont donc nécessaires et suffisants pour reproduire toute couleur et la colorimétrie est basée sur cette théorie. Il existe deux types de synthèse de couleur : la synthèse additive et la synthèse soustractive.

- La synthèse additive résulte de la juxtaposition de trois couleurs primaires. Le mélange additif en quantités égales de ces trois couleurs fournit le blanc. La synthèse additive est utilisée pour constituer l'image d'un téléviseur ou d'un moniteur couleur, celle d'une photographie ou celle acquise par une caméra couleur, par exemple.
- La synthèse soustractive, quand à elle, résulte du principe d'absorption sélective de la lumière par un matériau en fonction des différentes longueurs d'onde. Ainsi, de l'encre jaune déposée sur une feuille blanche soustrait la composante bleue à une lumière blanche.

En effet, le mélange additif du vert et du rouge donne du jaune. La synthèse soustractive est utilisée en imprimerie et en peinture. Théoriquement, la synthèse soustractive de trois primaires doit permettre d'absorber une lumière blanche et donner ainsi le noir.

En synthèse additive, les primaires sont le rouge, le vert et le bleu tandis qu'en synthèse soustractive, ce sont le magenta, le cyan et jaune qui représentent les primaires.

Les primaires relatifs aux deux types de synthèse sont dits complémentaires. La synthèse additive de deux couleurs complémentaires donne le blanc. Ainsi le bleu est complémentaire du jaune puisque le jaune est lui-même obtenu par mélange additif du rouge et du vert.

1.3.2. Les fonctions colorimétriques de la CIE

En 1931, La CIE définit un ensemble de trois fonctions colorimétriques. Pour cela, elle adopte trois primaires, notées respectivement $[R_c]$, $[V_c]$, $[B_c]$, comme les stimulus de couleur monochromatiques rouge, vert et bleu de longueur d'onde respectives 700,0 nm, 546,1nm et 535,8nm. Ces primaires sont considérés comme des stimulus de référence dont le mélange unitaire doit reproduire l'impression visuelle du spectre équi-énergétique. Pour cela les valeurs unitaires associées à chaque primaire sont ajustées pour que les composantes trichromatiques du spectre équi-énergétique soient toutes égales. Les courbes relatives aux fonctions colorimétriques sont représentées sur la **figure 1.6**

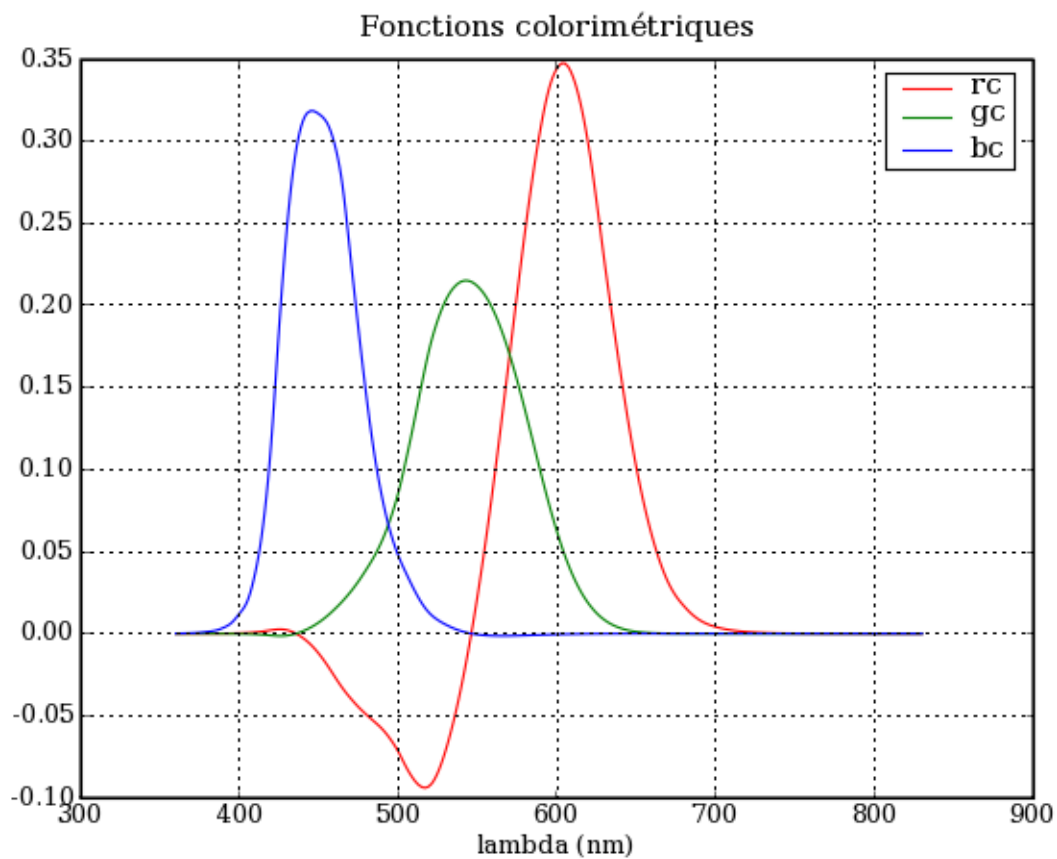


Figure 1.6 : Fonctions colorimétriques.

1.4. Représentation de la couleur :

Il existe de nombreux systèmes de représentation de la couleur , ceux-ci sont regroupés en quatre familles[1], à savoir :

- Les systèmes de primaires.
- Les systèmes luminance-chrominance.
- Les systèmes perceptuels.
- Les systèmes d'axes indépendants.

1.4.1 Les systèmes de primaires

Comme le choix du système de représentation de la couleur dépend des primaires et du blanc de référence, différents organismes ont défini de nombreux systèmes (RVB) qui sont utilisés dans d'autres domaines d'application que celui de la colorimétrie. Le système (R_C, V_C, B_C) de la CIE reste néanmoins le système de référence car les recommandations faites par cette commission servant de base à la plupart des normes [1].

1.4.1.1. le système R V B de la CIE noté ($R_C \ V_C \ B_C$)

La CIE a choisi trois couleurs ($R_C \ V_C \ B_C$), les trois couleurs pures de base suivantes [2] :

- **Rouge** $\lambda = 700,0 \text{ nm}$;
- **Vert** $\lambda = 546,1 \text{ nm}$;
- **Bleu** $\lambda = 435,8 \text{ nm}$.

Dans cet espace tridimensionnel, chaque stimulus de couleur est ainsi représenté par un point. Certains de ces points ont des coordonnées négatives puisqu'ils correspondent à des stimulus de couleurs non égalisables par synthèse additive [1].

Les points correspondants à des stimulus de couleur dont les composants trichromatiques sont positives contenus dans un cube , connu sous le nom de cube des couleurs (**figure 1.7**) . Les coordonnées sont normalisées entre 0 et 1 [2] :

- Couleurs primaires : ce sont trois sommets du cube unitaire, Rouge (1, 0, 0), Vert (0, 1, 0), Bleu (0, 0, 1).
- Le blanc et noir sont deux sommets du cube ,Rouge (1, 1, 1) et (0, 0, 0) Respectivement.
- Axe achromatique : c'est la droite d'équation : $R_C = V_C = B_C$;
il rassemble les couleurs neutres ou achromatiques, c'est-à-dire tous les dégradations de gris entre le blanc et noir .
- La luminance se lit par projection de la couleur considérée sur l'axe achromatique.

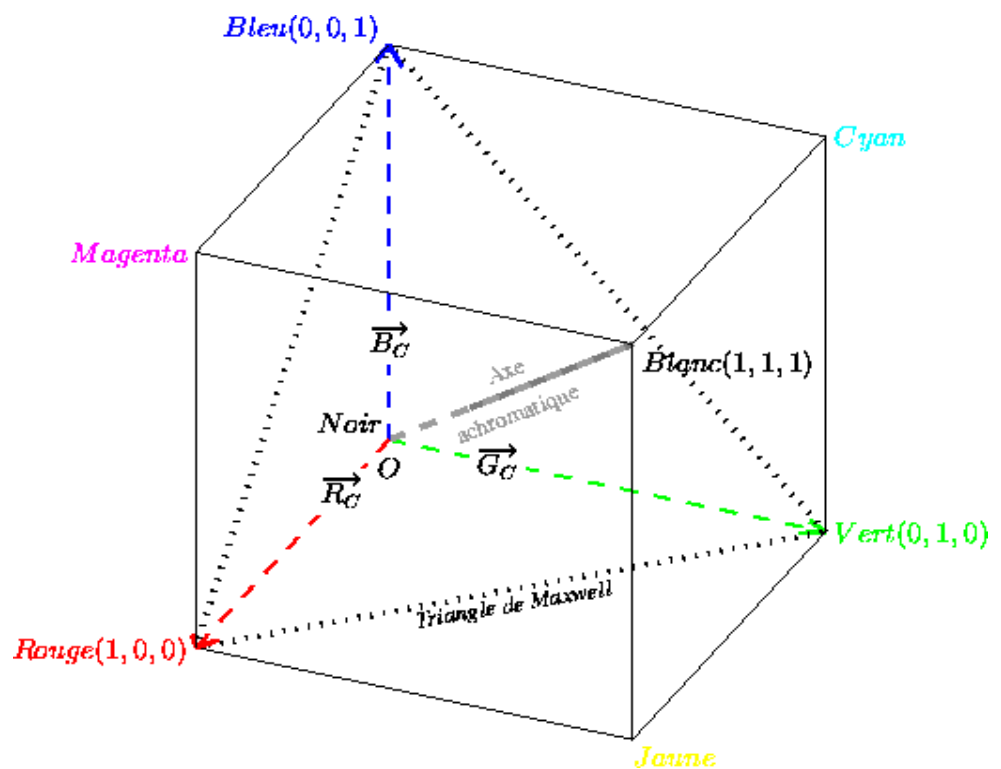


Figure 1.7 : Cube des couleurs.

Pour rendre la chrominance quasi Indépendante à la luminance, il convient de normaliser les valeurs des composantes trichromatiques par rapport à la luminance [1]. Ceci est réalisé en divisant chaque composante trichromatique par la somme des trois. les composantes ainsi obtenues sont appelées coordonnées réduites ou normalisées. Cette transformation correspondant à la projection du point couleur sur le plan normal perpendiculaire à l'axe achromatique d'équation : $R_C + V_C + B_C = 1$. Les intersections de ce

plan avec le cube des couleurs forment un triangle est appelé triangle de Maxwell. Il est représenté en pointillé sur la **figure 1.7**.

L'espace de représentation associé aux coordonnées trichromatique est appelé espace (R_C, V_C, B_C) normalisé ; il est noté (r_C, v_C, b_C) .

Comme $r_C + v_C + b_C = 1$, deux composantes suffisent à représenter la chrominance d'une couleur. En général, ce sont r_C et v_C qui sont choisis et ils représentent les deux coordonnées rouge et verte normalisées d'une couleur $C(R_C, V_C, B_C)$. Nous aurons :

$$r_C = \frac{R_C}{R_C + V_C + B_C} \quad v_C = \frac{V_C}{R_C + V_C + B_C} \quad b_C = \frac{B_C}{R_C + V_C + B_C} \quad (1.1)$$

Sur la **figure 1.8** est représenté le programme de chromaticité qui contient les couleurs du spectre visible, la zone hachurée représente le triangle **Maxwell**.

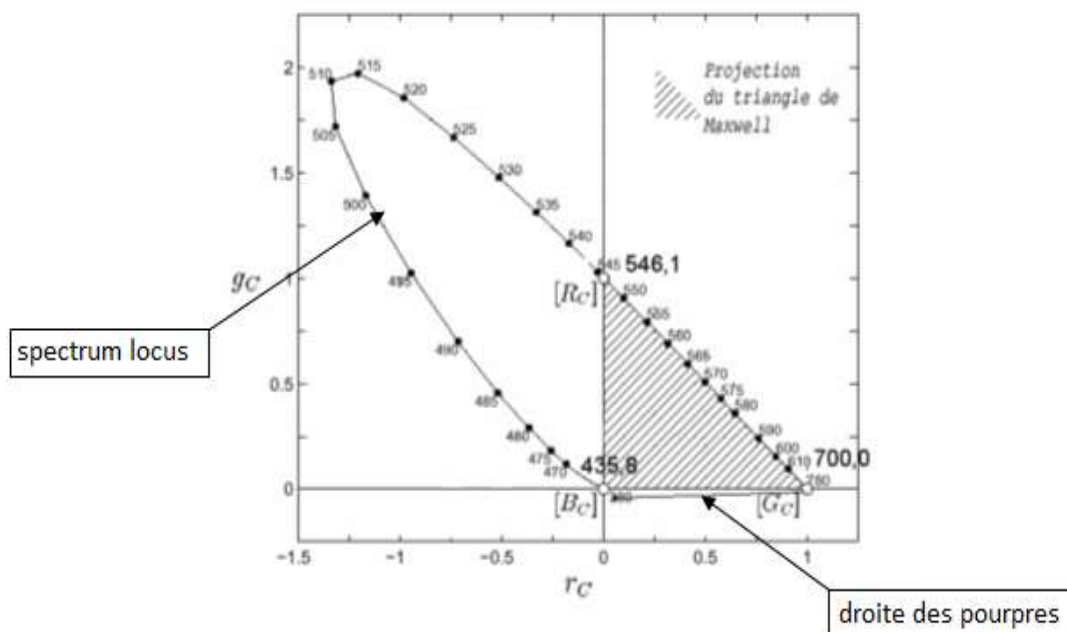


Figure 1.8 : Diagramme de chromaticité (r_C, g_C) de la CIE.

1.4.1.2 : Le système (X, Y, Z) de la CIE

les systèmes (R, V, B) précédemment décrits présente des inconvénients majeurs qui peuvent se résumer comme suit :

- Les coordonnées et les composantes trichromatiques peuvent prendre des valeurs négatives.
- Les valeurs des composantes trichromatiques sont liées a la luminance qui est une combinaison linéaire des composants trichromatiques et non une composante elle-même .
- Il existe une multitude de système (R,V,B).

Pour éliminer les valeurs négatives qui seraient prises par les composantes trichromatiques, la CIE a créé en 1931, le système RVB par la transformation linéaire correspondant à l'équation (1.2) [2] .

De même que pour le système (Rc, Vc, Bc), la CIE à défini les coordonnées chromatique du système (X Y Z) qui se calculent à partir des composantes trichromatiques X, Y, Z par les relations de l'équation (1.3) , qui forment le système (X, Y, Z) normalisé noté (x, y, z) [1].

$$x = \frac{X}{X+Y+Z} \quad y = \frac{Y}{X+Y+Z} \quad z = \frac{Z}{X+Y+Z} \quad (1.3)$$

Comme $x+y+z=1$, z peut être déterminé à partir de x et y, ce qui permet de représenter la couleur dans un plan. On obtient ainsi un diagramme de chromaticité (x,y) tel celui représenté sur la **figure 1.9**.

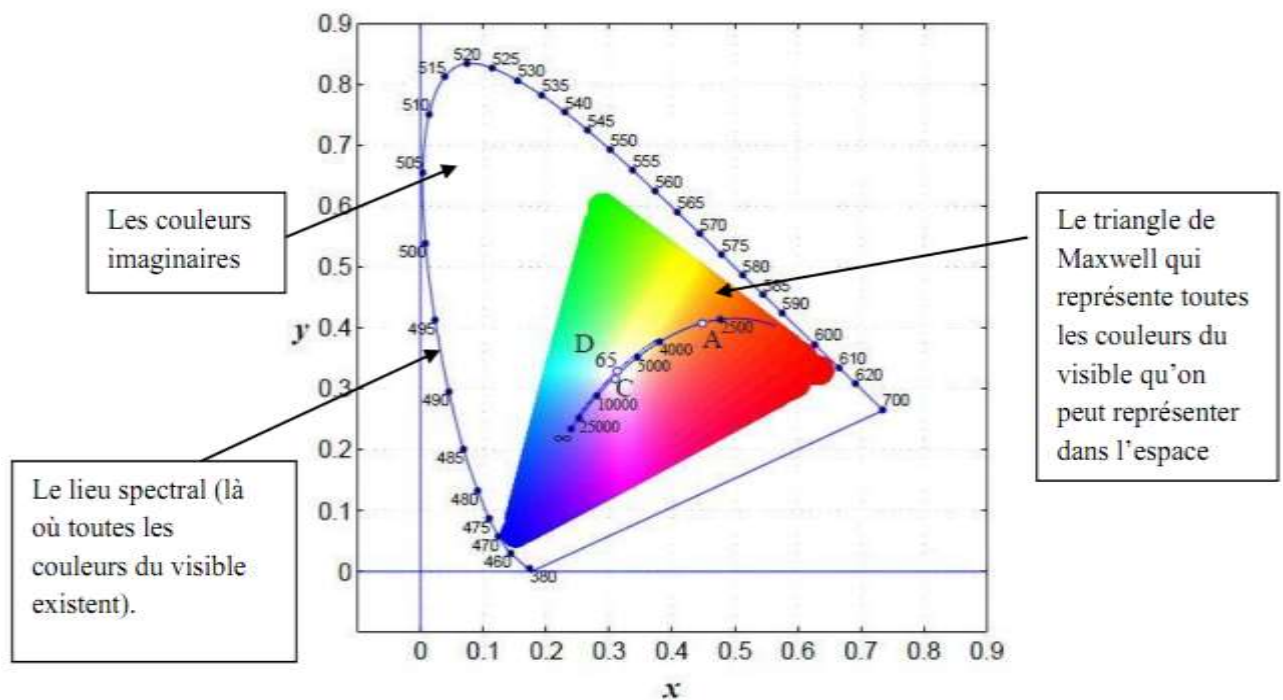


Figure 1.9 : diagramme de chromaticité (x , y).

1.4.2 Les systèmes Luminance-chrominance

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

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

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

1.4.2.1 Les systèmes perceptuellement uniformes

A- Systems L*u*v*

En 1976, la CIE propose le système CIELUV, encore appelé (L*,u*,v*). Le blanc de référence utilisé est alors caractérisé par ces composantes trichromatiques qui sont notées X^w , Y^w , Z^w , respectivement pour les primaires [X], [Y],[Z], et u'^w , et v'^w sont les composantes de chrominance respective de u' et v' correspondant au blanc de reference. L'information de luminance se calcule par la relation (1.4).

$$L^* = 116 \sqrt[3]{Y/Y^w} - 16 \quad \text{si } Y/Y^w > 0.008856 \quad (1.4)$$

$$L^* = 903.3 Y/Y^w \quad \text{si } Y/Y^w \leq 0.008856$$

Les composantes de chrominance pour es systèmes (L*,u*,v*) sont :

$$u^* = 13L^*(u' - u'^w) \quad (1.5)$$

$$v^* = 13L^*(v' - v'^w) \quad (1.6)$$

Avec :

$$u' = \frac{4X}{X+15Y+3Z} \quad (1.7)$$

$$v' = \frac{9Y}{X+15Y+3Z} \quad (1.8)$$

B- Système L*a*b*

En 1976, la CIE propose également un autre système perceptuellement uniforme, le système CIELAB ou (L*a*b*), établie par des relations non linéaires a partir du système (X, Y, Z). L'information de luminance est la même que l'équation (1.4) du système (L*, u*, v*). Les composantes de chrominance pour le système (L*a*b*), sont :

$$a^* = 500 \left[f \left[\frac{X}{X^w} \right] - f \left[\frac{Y}{Y^w} \right] \right] \quad (1.9)$$

$$b^* = 200 \left[f \left[\frac{Y}{Y^w} \right] - f \left[\frac{Z}{Z^w} \right] \right] \quad (1.10)$$

$$f(x) = \sqrt[3]{x} \quad \text{si } x > 0.008856 \quad (1.11)$$

$$f(x) = 7.787x + \frac{16}{116} \quad \text{si } x \leq 0.008856$$

Pour les deux systèmes uniformes, la première composante de chrominance (a^* ou u^*) représente une opposition de couleur vert-rouge alors que la seconde composante de chrominance (b^* ou v^*) représente une opposition de couleur bleu-jaune [1] .

1.4.2.2. Les systèmes de télévision

Il existe principalement deux types de standards : Le standard **NTSC** pour les téléviseur américains et les standards **PAL** et **SECAM** pour les téléviseurs européens .

Les signaux de télévision séparent donc l'information de luminance de celle de chrominance. La luminance correspond a la composante Y du système (X,Y,Z).

Les composantes de chrominance Chr_1 et Chr_2 sont alors calculées par les relations suivantes :

$$\begin{cases} Chr_1 = a_1(R - Y) + b_1(B - Y) \\ Chr_2 = a_2(R - Y) + b_2(B - Y) \end{cases} \quad (1.12)$$

Les coefficients a_1, b_1, a_2, b_2 sont spécifiques aux standards (NTSC, PAL ou SECAM). Il existe deux principaux systèmes de télévision :

Le système (Y,I,Q) correspondant à la norme NTSC et le système (Y,U,V) correspondant à la norme PAL :

A. Le système (Y I Q)

C'est le système défini par le standard NTSC. La luminance Y et l'information de chrominance correspondant à I et Q sont données par le système d'équations suivant :

$$\begin{cases} Y = 0.30R + 0.59V + 0.11B \\ I = 0.60R + 0.28V - 0.32B \\ Q = 0.21R - 0.52V + 0.31B \end{cases} \quad (1.13)$$

Le système (1.13) est obtenu à partir du système d'équations (1.12) avec :

$a_1 = 0.74$; $b_1 = -0.27$; $a_2 = 0.48$ et $b_2 = 0.41$.

B. Le système (Y U V)

C'est le système défini par le standard PAL (norme Allemande). Il est également obtenu à partir du système (1.12) avec : $a_1 = 0$; $b_1 = 0.493$; $a_2 = 0.877$ et $b_2 = 0$.

$$\begin{cases} Y = 0.30R + 0.59V + 0.11B \\ I = 0.15R + 0.29V - 0.44B \\ Q = 0.61R - 0.52V + 0.09B \end{cases} \quad (1.14)$$

1.4.2.3. Les systèmes antagonistes

Cette famille de système de représentation de la couleur se base sur la théorie de couleurs opposées de Hering. Selon cette théorie, l'information couleur capée par l'œil est transmise au cerveau sous forme de trois composantes : une composante achromatique A, qui correspond à la composante de luminance et deux composantes de chrominance C_1 et C_2 .

Faugeras propose en **1976** une modélisation du système visuel humain.

Les composantes A, C_1 , C_2 , sont définies par le système d'équations suivant :

$$\begin{cases} A = a(\alpha \log(L) + \beta \log(M) + \gamma \log(S)) \\ C_1 = U_1 (\log(L) - \log(M)) \\ C_2 = U_2 (\log(L) - \log(s)) \end{cases} \quad (1.15)$$

Les grandeurs L, M et S correspondent aux trois types de cônes de la retine. Dans le cadre de traitement d'images couleur, Faugeras fournit les coefficients suivants :

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

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

$$\begin{cases} A = \frac{1}{3}(\log(R) + \log(V) + \log(B)) \\ C_1 = \frac{\sqrt{3}}{2}(\log(R) - \log(V)) \\ C_2 = \log(B) - \frac{\log(R) + \log(V)}{2} \end{cases} \quad (1.16)$$

Certains auteurs préfèrent des relations plus simples en supposant que la réponse des cônes de la rétine est linéaire.

$$\begin{cases} A = \frac{R+V+B}{2} \\ C_1 = \frac{\sqrt{3}}{2}(R - V) \\ C_2 = B - \frac{R+V}{2} \end{cases} \quad (1.17)$$

Le système (1.17) est connu sous le nom de système de Ballard et l'auteur note les composantes de ce système (ω b, r g, b y).

1.4.2.4. Autres systèmes luminance-chrominance

En étudiant les propriétés de différents systèmes luminance-chrominance, Carron passe du système (R V B) défini par une camera à un système luminance-chrominance noté (Y, Ch₁, Ch₂) dans lequel l'équation de luminance reste inchangée par rapport au système de Ballard.

$$\begin{cases} Ch_1 = R - \frac{V+B}{2} \\ Ch_2 = \frac{\sqrt{3}}{2}(V - B) \end{cases} \quad (1.18)$$

1.4.3. Les systèmes perceptuels

L'homme perçoit la couleur selon des unités subjectives liées à la luminosité, la teinte et la saturation. Nous distinguons deux familles de systèmes perceptuels :

- Les systèmes de coordonnées polaires ou cylindriques, qui correspondent à l'expression en coordonnées polaires des composantes de système luminance-chrominance et se différencient par le système duquel ils se déduisent.
- Les systèmes humains de perception de couleur, qui sont évalués directement à partir des composantes trichromatiques d'un système de primaires et se différencient par les relations exprimant la luminosité, la teinte ou la saturation

1.4.3.1. Les systèmes en coordonnées polaires

L'information de luminance L est indiquée à la première composante du système luminance-chrominance.

Le chroma C est tel que :

$$C = \sqrt{Chr_1^2 + Chr_2^2} \quad (1.19)$$

la teinte est donnée par :

$$H = \arctg\left(\frac{Chr_2}{Chr_1}\right) \quad (1.20)$$

En utilisant les équations (1.19) et (1.20), il est possible de construire un système (L, C, H) à partir de n'importe quel système luminance-chrominance .

1.4.3.2. les systèmes humains de perception de la couleur

Ces systèmes sont évalués directement à partir d'un système de primaire et représentent la couleur en terme d'intensité (I), de saturation (S), et de teinte (T). L'intensité correspond à l'information de luminance. La saturation correspond au niveau de coloration indépendamment de sa luminance. Le chroma, quant à lui, dépend de la luminance. Le chroma et la saturation sont ainsi liés par la relation $S = C/L$.

Pour différencier les systèmes (L,C, H) du système (I,S,T) la teinte est notée T dans le premier et H dans le second. Le système (I, S, T) est défini par les composantes suivantes :

$$I = \frac{R+V+B}{3} \quad (1.21)$$

$$S = \frac{3 \min(R,V,B)}{R+V+B} = 1 - 3\min(r, v, b) \quad (1.22)$$

$$T = \begin{cases} \arccos \left(\frac{1/2[(R-V)+(R-V)]}{(R-V)^2+(R-B)(V-B)} \right) & \text{si } B \leq V \\ 2\pi - \arccos \left(\frac{1/2[(R-V)+(R-V)]}{(R-V)^2+(R-B)(V-B)} \right) & \text{si } B \geq V \end{cases} \quad (1.23)$$

1.4.3.3. Les systèmes HSV (Hue , Saturation , Value)

Le système HSV est connu aussi sous le nom de système de cône hexagonal . Il présente deux variantes : Le modèle de cone hexagonal simple et le mode hexagonal double comme l'indique la figure

Les expressions des composantes (H,S,V) selon les deux modèles de cône sont représentés comme suit :

- Selon le modèle hexagonal simple :

$$\left\{ \begin{array}{l} V = \max(R, G, B) \\ S = \frac{V - \min(R, G, B)}{V} \\ H = \begin{cases} \frac{(G-B)}{S \times V} & \text{si } V = R \\ 2 + \frac{(B-R)}{S \times V} & \text{si } V = G \\ 4 + \frac{(R-G)}{S \times V} & \text{si } V = B \end{cases} \end{array} \right. \quad (1.24)$$

- Selon le modèle hexagonal double :

$$\left\{ \begin{array}{l} V = \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{2} \\ S = \begin{cases} \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{2 \times V} & \text{si } V \leq \frac{V_{max}}{2} \\ \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{2 \times (V_{max} - V)} & \text{si } V > \frac{V_{max}}{2} \end{cases} \\ H, \text{ est le meme que celui de l'hexagonal simple.} \end{array} \right. \quad (1.25)$$

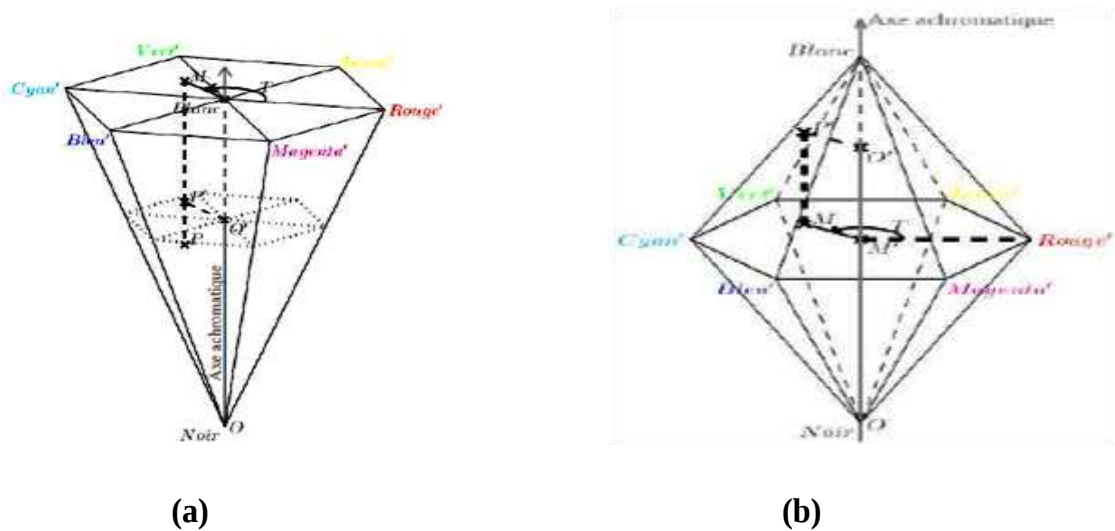


Figure 1.11 : Le système *HSV* de cône hexagonal simple (a) et double (b).

1.4.4. Les systèmes d'axes indépendants

Un des inconvénients des systèmes R,V,B est que ses trois composantes sont fortement corrélées. En effet, elles possèdent un fort facteur de luminance réparti sur chacune d'entre elles. Ainsi, de nombreux auteurs ont tenté de déterminer des systèmes de représentation de la couleur dont les composantes sont indépendantes, c'est-à-dire des composantes qui portent des informations différentes. La principale solution consiste à réaliser l'analyse en composante principale d'un système de représentation et de réaliser la transformation de Karhunen-Loeve.

1.4.4.1. Analyse en composantes principales

L'analyse en composantes principales (ACP) est une méthode d'analyse de données. Son but est d'analyser un ensemble de données quantitatives représentées dans un espace multidimensionnel afin d'obtenir un espace de représentation de dimension réduite. Les composantes de ce dernier sont appelées composantes principales. Elles sont décorrélées, c'est-à-dire qu'elles ne portent pas le même type d'information. Dans le cas où les données sont les composantes trichromatiques d'une couleur représentée dans le système (R, V, B), par exemple, l'analyse en composante principale doit permettre de calculer un système de représentation de la couleur dont les composantes sont non corrélées et qui peuvent être traitées indépendamment. Pour cela, l'ensemble des données traitées est

caractérisé par sa matrice de covariance qui est modifiée de telle sorte que toutes les covariances croisées soient nulles. Il s'agit donc de diagonaliser la matrice de covariance pour en calculer les valeurs propres notées λ_i , et d'extraire les vecteurs propres correspondants notés w_i . le calcul des nouvelles composantes X_i se fait donc par la relation $X_i = w_i [R, V, B]^T$.

La transformation de Karhunen-Loeve consiste ainsi à appliquer cette relation à chacune des nouvelles composantes. C'est donc une transformation linéaire qui conserve la métrique du système R, V, B. la valeur propre correspondant à la première composante est maximale, ce qui signifie que cette composante le maximum d'informations. Elle est donc la plus discriminante. les composantes sont ainsi ordonnées en fonction de leur pouvoir discriminant décroissant qui quantifié les λ_i .

1.4.4.2. les systèmes d'Ohta

Dans le domaine du traitement d'images couleur, une expérience menée par Ohta a permis de déterminer un système de représentation de la couleur basé sur la transformation de Karhunen-Loeve. Il montre alors qu'il existe une transformation unique appelée (I_1, I_2, I_3) modélisant la transformation Karhunen-Loeve. Cette transformation est définie par les équations suivantes :

$$I_1 = \frac{R+V+B}{3} \quad (1.26)$$

$$I_2 = \frac{R-B}{2} \quad (1.27)$$

$$I_3 = \frac{2V-R-B}{4} \quad (1.28)$$

1.4.4.3. Analyse en composantes indépendantes

Liu [2] propose de transformer les composantes trichromatiques (R, V, B) d'une image couleur par un algorithme permettant l'analyse en composante indépendante (ACI) de signaux multidimensionnels par réseaux de neurones [2]. Il obtient ainsi un système de représentation dont les composantes sont statistiquement indépendantes mais sur lesquelles

l'information est répartie au mieux sur celles-ci, au contraire de l'ACP où la première composante porte le maximum d'informations.

Sur la **figure 1.11** nous proposons des regroupements en quatre familles tel que nous les avons présenté dans ce premier chapitre :

- Les systèmes de primaires.
- Les systèmes de luminance-chrominance.
- Les systèmes perceptuels.
- Les d'axes indépendants.

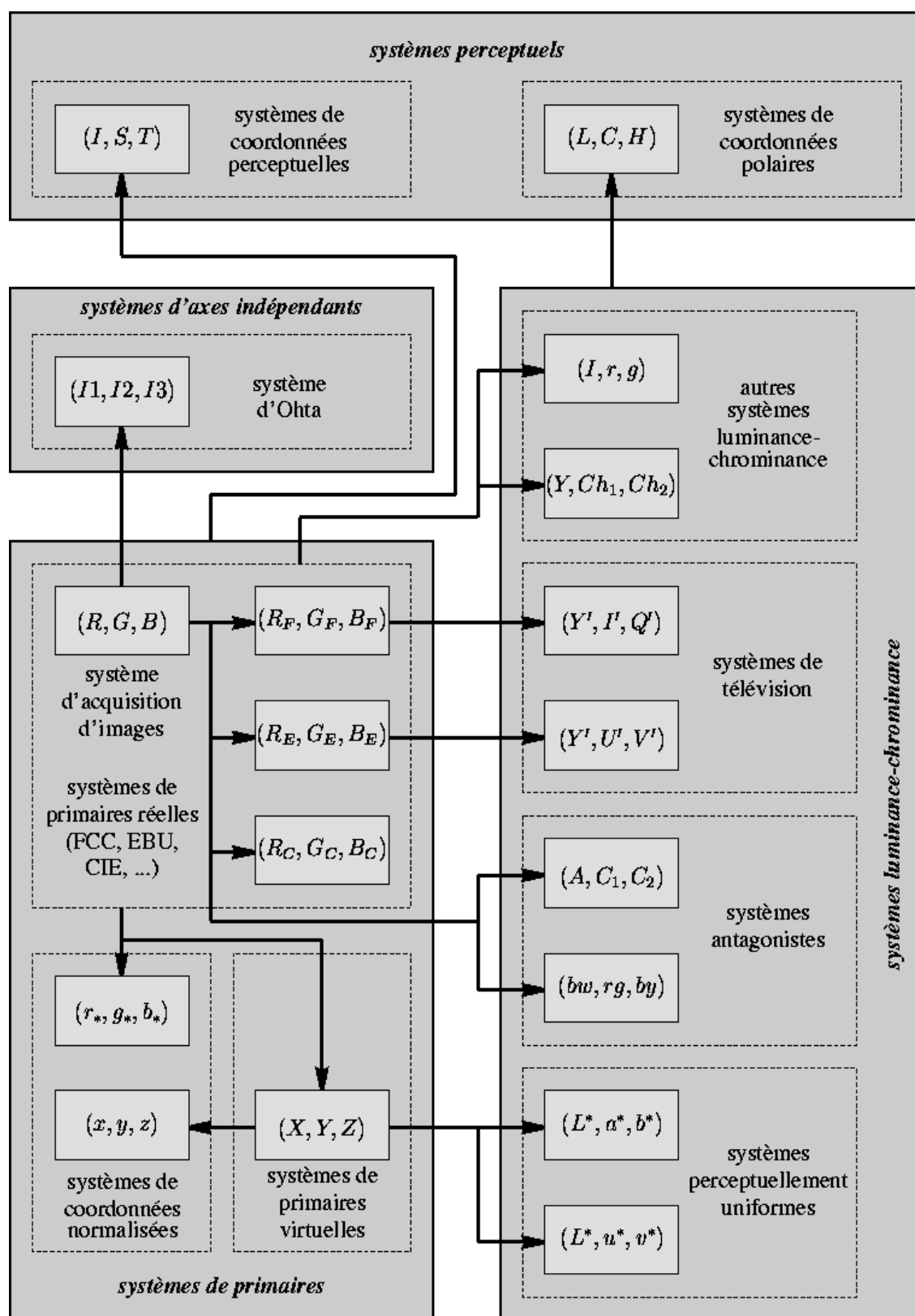


Figure 1.11 : les familles de systeme de representations de la couleur.

1.5. Discussion

Dans ce chapitre, nous avons décrit les propriétés physiques, physiologiques et psychologiques de la perception de la couleur. Nous avons, notamment, mis en évidence que la mesure de la couleur est fondée sur des primaires et des fonctions colorimétriques qui sont déduites des expériences psycho-sensorielles. Nous avons également présenté les systèmes de représentation de la couleur qui ont chacun leurs propres propriétés colorimétriques.

Chapitre 2

Méthodes de Segmentation d'images couleur

2.1 Préambule

La segmentation d'images est une étape essentielle en traitement d'images, celle-ci est située en amont des dispositifs d'interprétation, de reconstitution d'images, de codage..... etc. De nombreuses méthodes de segmentation ont été proposées dans la littérature. Ces méthodes tentent soit de rechercher les discontinuités au sein de l'image (approche contour) où alors de rechercher les zones homogènes (approche région).

Dans ce deuxième chapitre, nous présenterons les deux principales approches de segmentation d'images, à savoir les approches contour et région.

2.2 Définition de la segmentation

La segmentation d'images consiste à regrouper des pixels qui possèdent une propriété commune, afin de former des régions, homogènes, disjointes et connexes.

Zucker [3] définit la segmentation d'image comme le partitionnement de l'ensemble des pixels d'une image I en sous ensembles R_i appelées régions telles que :

$$R_i, i = 1, \dots, n : I = \{R_1, R_2, \dots, R_n\}$$

Une région est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des régions voisines.

Une région obtenue ne doit être vide, l'intersection entre deux régions doit être vide et l'ensemble des régions doit recouvrir toute l'image.

Cette définition se traduit mathématiquement par les relations suivantes :

$$\bigcup_{i=1}^n R_i = I \quad \text{avec} \quad R_i \cap R_j = \emptyset, i \neq j$$

Et

$$\begin{cases} P(R_i) = \text{vrai} \\ P(R_i \cup R_j) = \text{faux} \end{cases} \quad \begin{matrix} \forall i = 1, \dots, n \\ R_i \text{ adjacente à } R_j \end{matrix}$$

$P(.)$ Désigne un prédicat d'homogénéité

2.3 Différentes approches de la segmentation d'images

Il existe une multitude de méthodes de segmentation d'images qu'on peut regrouper en deux grandes catégories :

- Segmentation fondée sur les contours (approche contour).
- Segmentation fondée sur les régions (approche région).

Le schéma de la **figure (2.1)** nous donne une classification de ces différentes méthodes :

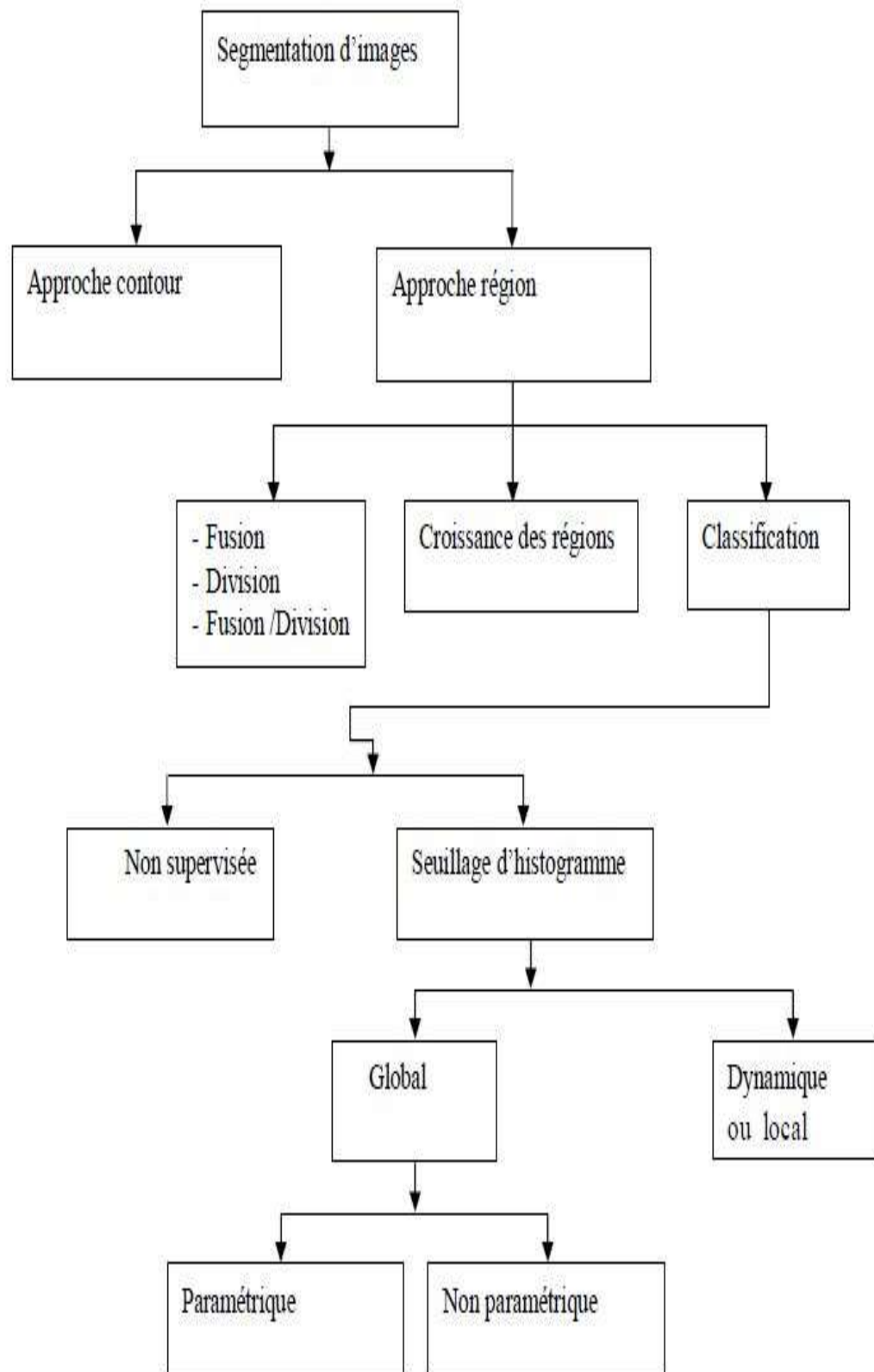


Figure 2.1 : Approches de la segmentation d'images.

2.3.1 Approche contour

Le but recherché par cette approche est d'extraire les contours des objets présents dans l'image. Elle s'appuie sur la détection des changements abrupts de la fonction de luminance ou de niveau de gris.

L'application de détecteurs de contours telles que les filtres dérivateurs ou d'optimalité permet d'obtenir les contours des objets présents dans la scène. Parmi ces filtres dérivateurs, on peut citer les opérateurs de **Roberts** [4], de **Prewitt** [5], de **Sobel** [6], et de **Kirsh**[7]. Dans les filtres optimaux, on trouve les filtres de **Canny** [8], de **Deriche** [9] et celui de **Shen** et **Castan** [10], [11]. L'inconvénient majeur de ces techniques est qu'elles sont sensibles au bruit, les contours obtenus sont souvent non fermé.

Les contours peuvent être également détectés en utilisant les contours actifs (snakes en anglais). Cette technique consiste à initialiser une courbe et à faire évoluer cette courbe jusqu'à ce qu'elle coïncide avec le contour de l'objet ou de la région à détecter.

2.3.2 Approche région

Le but recherché par l'approche région est de regrouper les pixels de l'image en régions homogènes. Elle se caractérise par la mesure d'uniformité des régions construites dans l'image. Ces régions sont construites en évaluant la similarité entre les pixels ou entre un pixel et ceux d'une même région. On distingue les méthodes par croissance de régions, par division-fusion et par classification.

2.3.2.1 Segmentation par croissances de régions

Ce type de segmentation permet de sélectionner un pixel ou un ensemble de pixels de l'image, appelé germe, autour duquel on fait croître une région. Les régions sont construites en ajoutant successivement à chaque germe les pixels qui lui sont connexes et qui vérifient un critère de similarité. La croissance s'arrête lorsque tous les pixels ont été traités.

La littérature en traitement d'images est riche en méthodes de segmentation par croissance de régions. **Trémeau** et **Borel** [12] proposent un algorithme de segmentation qui combine une croissance de régions suivie d'un processus de fusion de

régions. Cet algorithme procède par un balayage séquentiel de l'image et considère le premier pixel comme un germe. Il tente alors de faire croître ce germe le plus longtemps possible en y agrégeant les pixels voisins. L'avantage des méthodes de croissance de régions est de préserver la forme de chaque région de l'image. Cependant une mauvaise sélection des pixels de départ, un choix de critère de similarité, aussi qu'un ordre mal adapté selon lequel les pixels voisins sont examinés, peuvent entraîner des phénomènes de sous segmentation ou de sur segmentation.

2.3.2.2 Segmentation par division/fusion

Ce type de méthode consiste à diviser l'image, considérée comme une région initiale, 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 réappliquée sur chacune des zones nouvellement obtenues.

La division peut se faire en quatre parties, en six parties, en polygones, etc. La méthode la plus connue est la méthode de **quadtree** [13] où chaque zone est divisée par 4. L'inconvénient de ces méthodes est que deux parties adjacentes peuvent vérifier le même critère sans avoir été regroupées dans la même région.

Pour régler ce problème, une procédure de fusion des petites régions similaires au sens d'un prédicat de regroupement est appliquée.

La fusion de régions est principalement fondée sur l'analyse d'un graphe d'adjacence de régions qui analyse une image présegmentée, constituée d'un ensemble de régions. C'est une structure de données constituée d'un graphe non-orienté dont chaque nœud représente une région et chaque arête représente une adjacence entre deux régions. Le procédé consiste à fusionner deux nœuds reliés par une arête à condition qu'ils respectent un critère de fusion. A titre d'exemple, on peut citer les méthodes de **Schettini** [14], **Saarinen** [15], **Trémeau** et **Colantoni** [16].

2.3.2.3 Segmentation par classification

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

La classification peut se faire de deux manières:

- la première dite supervisée suppose l'existence de certains pixels dont l'appartenance aux classes est connue à priori, elle est très peu utilisée en segmentation car elle nécessite l'intervention de l'utilisateur.
- La seconde dite non supervisée (clustering), vise à regrouper automatiquement des pixels de l'image en classes sans aucune connaissance préalable sur l'appartenance des pixels aux classes.

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

A. Algorithme K_means

C'est l'un des algorithmes les plus connus en classification non supervisée. Il 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 dissemblables. L'idée principale est de définir K centroïdes, un pour chaque classe $\{C_k\}_{1 \leq k \leq K}$. Chaque classe C_k est ainsi caractérisée par son centre noté μ_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) .

Il se déroule selon les étapes suivantes :

1. Initialisation de chaque centre μ_k .
2. Pour chaque pixel (x, y) , calculer la distance $d(f(x, y), \mu_k)$ aux différents centres des Classes μ_k , et affecter à la classe la plus proche $C_l = \operatorname{argmin}_k d(f(x, y), \mu_k)$ avec $d(f(x, y), \mu_k) = |f(x, y) - \mu_k|$
3. Mise à jour de nombre de pixels et des centres μ_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.

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

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

Un autre algorithme proposé dans la littérature et qui est issu de l'algorithme K-means est l'algorithme **ISODATA** [17]. L'avantage de ce dernier est qu'il permet de regrouper les pixels sans connaître a priori le nombre exact de classes présentes dans l'image. Ce nombre pourra être modifié au cours des itérations.

B. L'Algorithme Fuzzy C-means

Cet algorithme nécessite la connaissance préalable du nombre de classes et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance

(compris entre 0 et 1) à une classe donnée. La classe à laquelle est associé un pixel est celle dont le degré d'appartenance sera le plus élevé.

L'algorithme Fuzzy C-means possède les mêmes inconvénients que l'algorithme K-means à savoir la sensibilité à la répartition initiale et le choix du nombre de classes.

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

Il se déroule selon les étapes suivantes :

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 ε
4. faire évoluer la matrice de partition et les centres suivant les deux équations :

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

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

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

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

C. Algorithme Estimation-Maximisation

Les méthodes de classification non supervisée citées précédemment sont qualifiées de méthodes déterministes car elles n'utilisent pas les notions de statistique. D'autres méthodes de classification non supervisée ont été proposées dans un cadre statistique. Le principe de ces méthodes consiste à estimer la fonction de densité de probabilité à l'ensemble des données à classer et assimiler chaque mode de cette fonction à une classe. Sous l'hypothèse paramétrique, ces méthodes consistent à fixer, a priori, un modèle aux fonctions de densités de probabilités conditionnelles de chaque

classe. La fonction densité de 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)** [18].

2.3.2.4. Segmentation par seuillage

Le seuillage est une technique de segmentation très populaire. Elle permet d'extraire les objets du fond de l'image. Dans le cas le plus classique, les pixels de l'image sont classés en deux classes par l'intermédiaire d'un niveau de gris S appelé seuil. La première classe regroupe les pixels du fond et la deuxième classe regroupe les pixels de l'objet.

Soit l'image $I(M \times N)$, supposons que $f(x, y)$ représente le niveau de gris d'un pixel de coordonnées (x, y) , $0 \leq x \leq M, 0 \leq y \leq N$ et S est le seuil choisi. Les pixels de l'objet sont ceux dont le niveau de gris est inférieur à S et les pixels dont le niveau de gris est supérieur à S appartiennent au fond. L'image segmentée G est définie pour chaque pixel de coordonnées.

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

Le seuil peut être alors considéré comme une fonction sous forme de :

$S = t(p(x, y), f(x, y))$ où $p(x, y)$ représente des propriétés locales du pixel (x, y) .

Si S ne dépend que du niveau de gris $f(x, y)$ du pixel, le seuillage est dit global, s'il dépend en plus de $p(x, y)$ le seuillage est dit local et si S dépend à la fois de (x, y) , de $p(x, y)$ et de $f(x, y)$ le seuillage est dit dynamique ou bien adaptatif.

Dans le premier cas, un seul seuil S est défini pour tous les pixels de l'image, alors que dans les deux derniers cas, on définit pour chaque pixel un seuil $S(x, y)$. Le problème de seuillage revient alors à chercher le bon seuil S .

Dans les méthodes de seuillage global, un seuil unique est calculé pour tous les pixels de l'image. Ces méthodes reposent sur l'exploitation de l'histogramme de toute l'image qui caractérise la distribution des niveaux de gris. En général, une méthode de seuillage consiste à déterminer la valeur optimale du seuil S^* en se basant sur un certain critère.

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

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

Parmi les méthodes non paramétriques les plus utilisées on trouve les méthodes d'Otsu [19], Fisher[20], Kapur [21], et la méthode **MIN-MAX**[22].

- **La méthode d'Otsu**

Elle tente de segmenter l'image en deux classes en maximisant un critère de séparabilité entre classes. L'opération de seuillage est vue comme une séparation des pixels d'une image en deux classes C_0 et C_1 (objet et fond) à partir d'un seuil S . Ces deux classes sont désignées en fonction du seuil :

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

Soit : σ_w^2 la variance interclasse, σ_b^2 : la variance interclasse et σ_t^2 la variance totale

Le seuil optimum S^* peut être déterminé en maximisant un des trois critères suivants :

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

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

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

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

Les variances précédentes sont définies par :

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

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

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

$h(i)$: étant l'effectif d'apparition du niveau de gris i dans l'image et N le nombre de pixels de l'Image. $p_i = \frac{h(i)}{N}$ correspond à la probabilité d'apparition du niveau de gris.

➤ La Méthode de Fisher

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

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

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

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

➤ La méthode de Kapur

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

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

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

➤ La méthode MIN-MAX

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

si $n \leq NMAX$,

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

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

2.4. Discussion

Deux grandes approches pour la segmentation d'images sont définies dans la littérature, il s'agit de l'approche contour et l'approche région. L'approche région contient un grand nombre de méthodes dont la plus part d'entre elles se basent sur la classification des pixels. Les méthodes de classification des pixels consistent à affecter à chaque pixel une classe qui définit les régions à extraire de l'image. Elles se basent soit sur l'extraction des classes d'une manière non supervisée, soit sur le seuillage. Les méthodes de classification non supervisée sont très nombreuses et sont caractérisées par la simplicité de leur implémentation algorithmique. Les algorithmes K-means, Fuzzy C-means sont parmi ces méthodes les plus connues. Lorsqu'on considère que le niveau de gris comme caractéristique d'un pixel, la classification des pixels débouche sur le seuillage. Les méthodes de seuillage ont pour objectif de segmenter une image en plusieurs classes en les délimitant par des seuils. Pour déterminer ces seuils, on utilise l'histogramme de l'image. À chaque pic de l'histogramme est associée une classe. Le problème de seuillage paramétrique consiste à estimer les paramètres de chaque distribution.

Les méthodes d'Otsu, Fisher, Kapur et la méthode MIN-MAX sont parmi les méthodes de seuillage non paramétriques les plus utilisées.

Cependant, l'inconvénient principal de ces méthodes provient de leurs données d'entrée. En effet, il leur faut l'histogramme à analyser mais aussi le nombre de pics à détecter. Cette dernière donnée d'entrée rend donc ces méthodes inutilisables directement.

Chapitre 3

Segmentation d'Images Couleurs Par Analyse d'Histogrammes

3.1. Algorithme de segmentation

La méthode de segmentation que nous proposons est une méthode qui est basée sur l'analyse des histogrammes monodimensionnels (1D) des composantes couleurs dans un espace couleur. Le principe de cette approche est illustré par l'organigramme de la **figure 3.1**. A chaque itération, on recherche la composante couleur le plus approprié pour la soustraire des classes couleur de l'image. Le choix de la composante couleur se fait à partir des histogrammes monodimensionnels. En utilisant la technique de multi-seuillage d'histogramme, les pixels des classes appartenant au domaine modal caractérisant les régions étudiées sont ensuite extraits de l'image, si l'extraction est impossible, ou si tous les pixels de l'image ont été traités, l'algorithme s'arrête.

Cet organigramme se décompose en différentes étapes:

- Etape 1 : L'image est affichée dans l'espace couleurs RVB.
- Etape 2 : L'image est lissée de façon à éliminer le bruit, les classes non significatives (bruit) n'apparaissent pas grâce au lissage préalable.
- Etape 3 : Détermination des histogrammes des composantes couleurs de l'image.
- Etape 4 : Pour chaque histogramme, les différents modes sont détectés.
- Etape 5 : Les histogrammes sont ensuite comparés du plus représentatif (celui qui possède le plus grand nombre de modes) au mode le moins représentatif.
- Etape 6 : La composante la plus représentative parmi les trois est choisie comme étant celle qui possède le plus grand nombre de modes. En effet, cela correspond à une partition de l'image ou l'on prend le plus grand nombre de classes possibles.
- Etape 7 : A partir des seuils de chaque mode, on réalise le seuillage de l'image afin d'extraire les pixels correspondant à la classe précédemment déterminée.
- Etape 8 : Les pixels n'appartenant pas à cette classe sont ensuite traités par l'algorithme jusqu'à ce que la dernière classe soit déterminée.

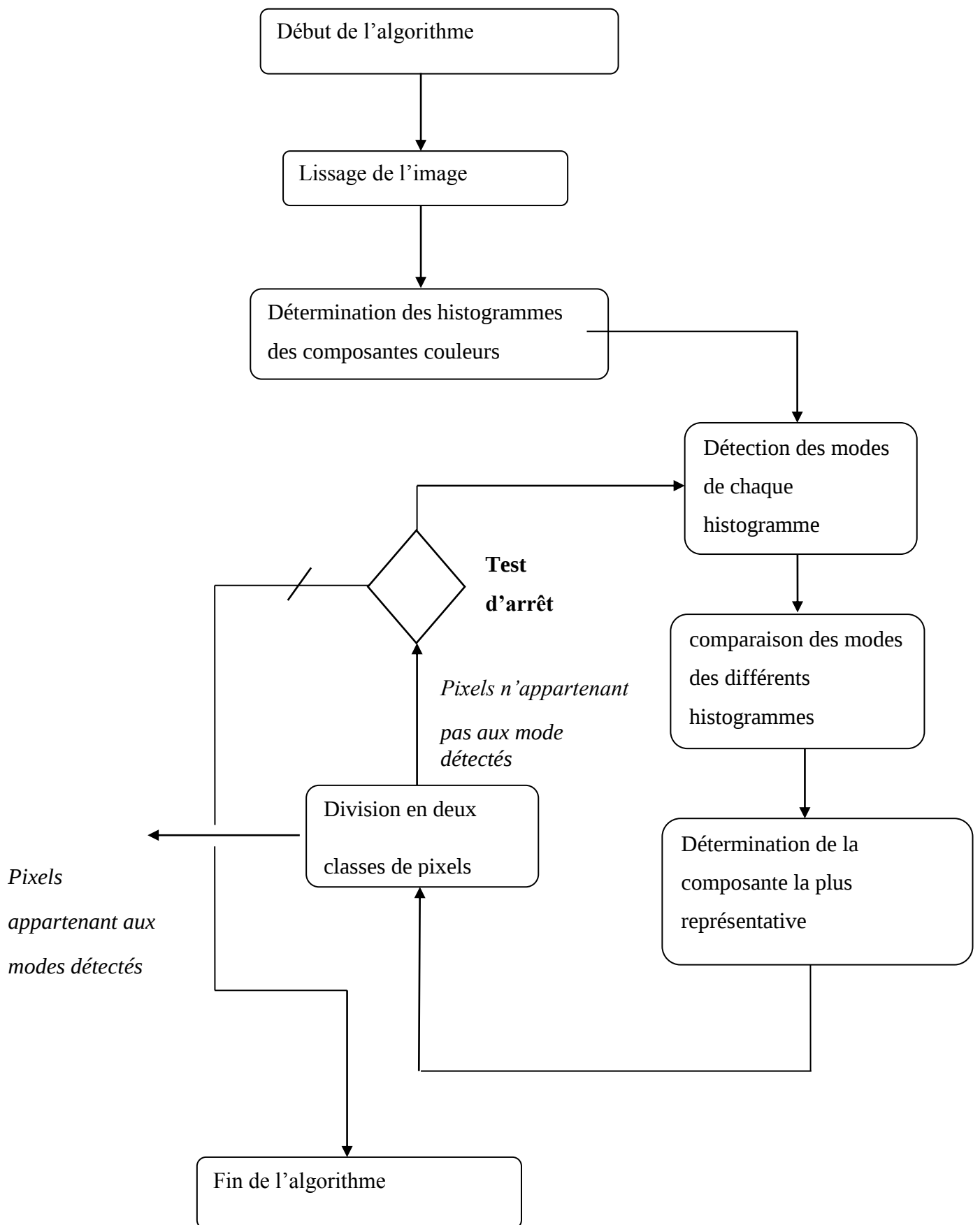


Figure 3.1 : Algorithme de segmentation.

Dans la suite de cette partie, nous allons présenter les différentes parties de l'algorithme de segmentation.

3.1.1. Affichage de l'image couleur RVB

Afin d'illustrer les différentes étapes de notre algorithme, nous utiliserons une image couleur dans l'espace RVB représentée par la **figure 3.2**. L'image traitée est une image 24 bits. Les images composantes rouge (R), verte (V) et bleu (B), sont des images 8 bits. Chaque composante couleur propose donc une palette de 256 niveaux de gris.

Les **figures 3.3, 3.4 et 3.5** montrent les composantes rouge (R), verte (V) et bleu (B), respectivement, de l'image « pomme couleur » **figure 3.2**.



Figure 3.2 : Image « pomme couleur » dans l'espace RVB.



Figure 3.3 : Composante Rouge de l'Image « pomme couleur ».

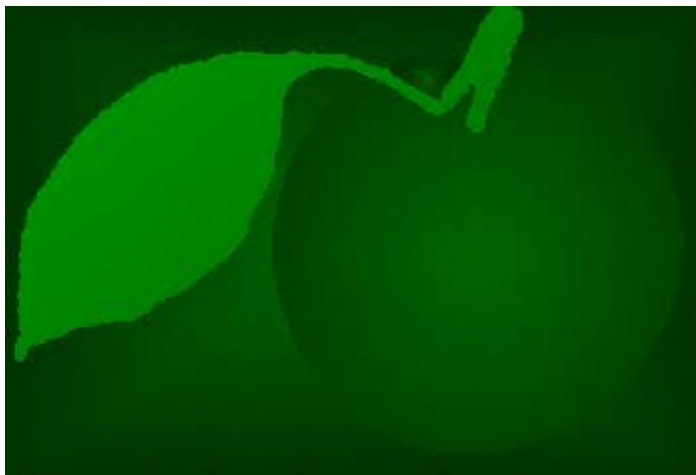


Figure 3.4 : Composante Verte de l'Image « pomme couleur ».



Figure 3.5 : Composante Bleue de l'Image « pomme couleur ».

3.1.2. Lissage de l'image

Pour segmenter une image à partir de l'analyse des histogrammes monodimensionnels, il est nécessaire de connaître les pics présents au sein de l'histogramme. Pour ce faire, nous avons lissé l'image afin d'être certain d'éliminer tout le bruit contenu dans les histogrammes.

Le lissage d'un histogramme consiste à convoluer l'image avec un filtre de taille déterminée. La difficulté est de choisir la taille du filtre ainsi que la valeur des coefficients qui lui sont associés afin d'éliminer au mieux le bruit présent dans l'image.

En effet, en fonction de ces paramètres, deux cas peuvent se produire :

- L'image n'est pas assez lissée : Dans ce cas, le bruit reste présent dans l'image, donnant ainsi naissance à des pics dans l'histogramme. De ce fait, on compte plus de modes.
- L'image est trop lissée : Dans ce cas, l'histogramme compte moins de modes.

Il s'avère que les résultats d'une segmentation suivant différents lissages se montrent très différents. La qualité de lissage joue énormément sur la qualité de la segmentation.

Dans notre algorithme, nous avons choisi d'appliquer un filtre gaussien, utilisé avec chacun des histogrammes monodimensionnels des 3 composantes couleurs. Le bon choix de l'écart-type du noyau Gaussien permet de déterminer le degré de lissage de l'image.

Les **figures 3.6, 3.7** montrent respectivement les résultats de lissage de l'image de la **figure 3.2**, pour l'écart-type $\sigma=1.5$ et $\sigma=8$.



Figure 3.6 : L'image « pomme couleur » après lissage pour $\sigma=1.5$.



Figure 3.7 : L'image « pomme couleur » après lissage pour $\sigma=8$.

3.1.3. Détermination des histogrammes des composantes couleurs

A partir des images des **figures 3.6** et **3.7** On évalue les 3 histogrammes 1D pour les composantes couleurs R, V et B.

Pour chaque histogramme 1D, 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 des composantes couleurs se fait comme suit :

Début

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

Pour $i=0$ à hauteur –image -1 faire

Pour $j=0$ à largeur –image -1 faire

Début

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

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

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

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

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

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

Fin ;

Fin.

Les **figures 3.8**, **3.9** et **3.10** représentent respectivement les histogrammes 1D des composantes R, V et B de l'image la **figure 3.6**, après le lissage gaussien d'écart-type 1.5, et une fenêtre de 3x3.

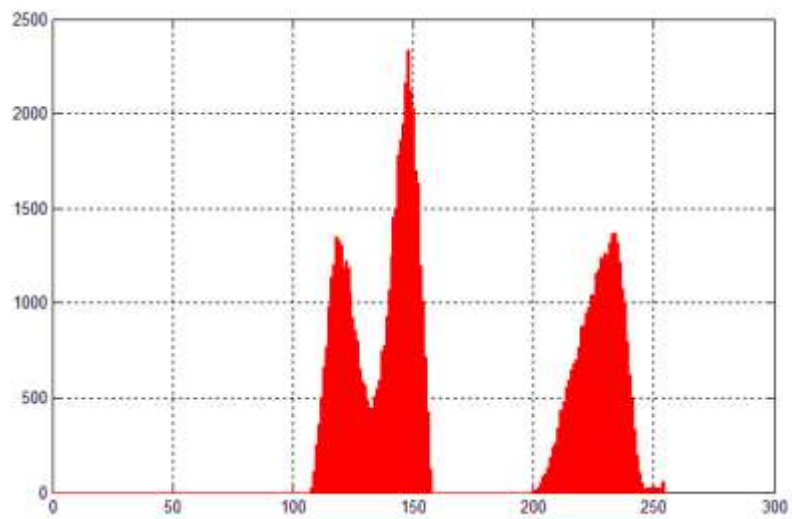


Figure 3.8 : Histogramme de la composante rouge.

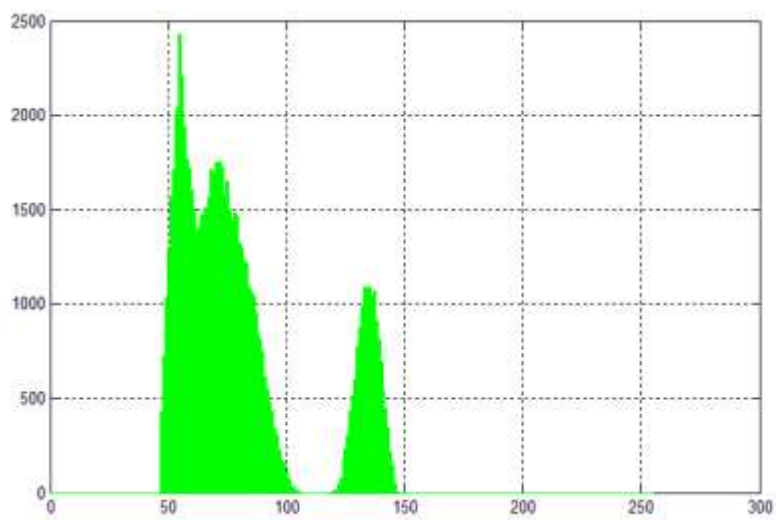


Figure 3.9 : Histogramme de la composante verte.

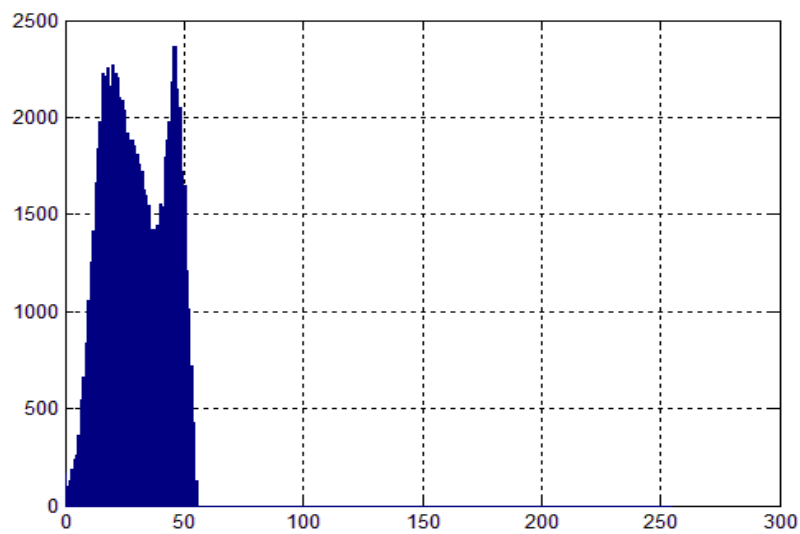


Figure 3.10 : Histogramme de la composante Bleue.

3.1.4. Détection des modes de chaque histogramme

Nous appelons un mode (ou pic), ce qui correspond, en fait, à un domaine modal et amplitude du mode, la valeur du nombre d'occurrences la plus élevée d'un mode. Deux pics sont séparés par une vallée. Sur l'exemple de la **figure 3.11**, l'histogramme possède 3 pics et 2 vallées :

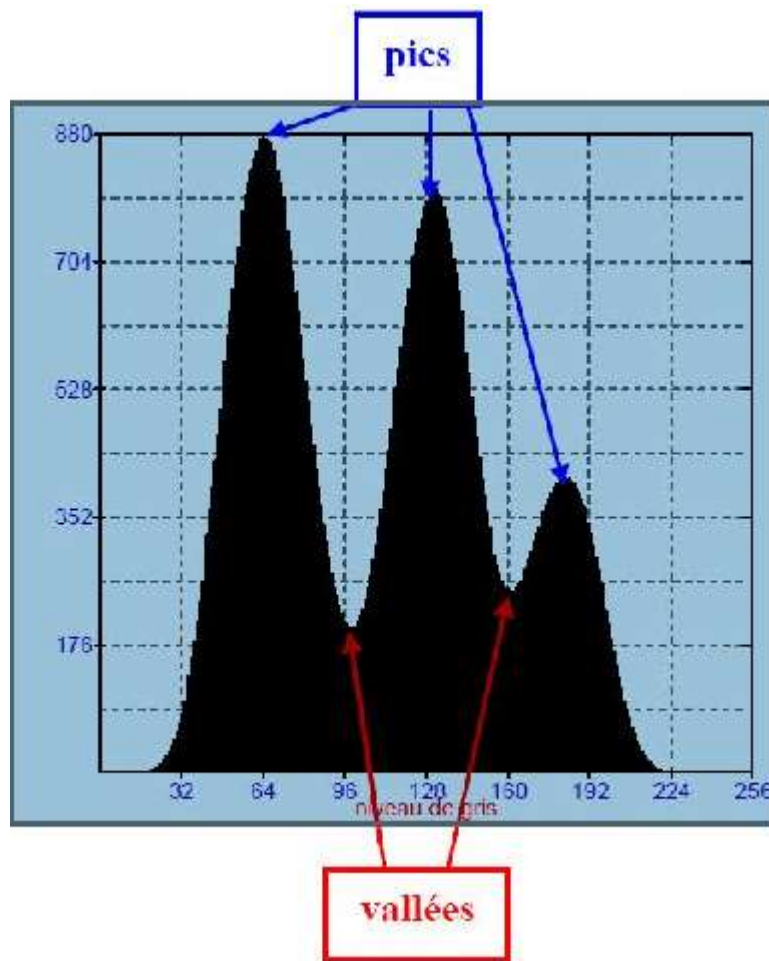


Figure 3.11 : Exemple d'un histogramme monodimensionnel.

Après le calcul des histogrammes des composantes couleurs, un seuillage des histogrammes est effectué afin de détecter les bornes qui délimitent les différents pics de l'histogramme. Le but d'une technique de seuillage est de déterminer une valeur seuil, dans l'histogramme qui permet de séparer les objets du fond de l'image. Dans le cas le plus classique, les pixels de l'image sont classés en deux classes par l'intermédiaire d'un niveau de gris appelé seuil. La première classe regroupe les pixels du fond et la deuxième classe regroupe les pixels de l'objet. Dans le cas où l'image contient plusieurs objets, on parle alors de multi-seuillage.

3.1.5. Détermination de la composante couleur la plus représentative

Nous recherchons la composante couleur la plus représentative du contenu de l'image. Nous supposons donc que la composante la plus représentative est celle pour laquelle l'histogramme correspondant possède tout d'abord le plus grand nombre de modes détectés. Si plusieurs histogrammes possèdent le même nombre de modes détectés, nous recherchons celui qui sépare le mieux les modes en présence.

3.1.6. Méthode de seuillage utilisée dans l'algorithme

Nous appelons seuil bas, le seuil situé à gauche du pic et seuil haut, le seuil situé à droite du pic. Ainsi, le seuil bas représente la borne inférieure du mode considéré de l'histogramme monodimensionnel et le seuil haut représente la borne supérieure du mode considéré de l'histogramme monodimensionnel.

Pour déterminer les valeurs des seuils, nous recherchons dans un premier temps, les pics de l'histogramme monodimensionnel $h(i)$ avec $0 \leq i \leq 255$. Puis, à partir de chacun pic d'abscisse i_{pic} , on détermine son seuil gauche pour la première valeur de i ne respectant pas la relation :

$$\begin{cases} h(i) \geq h(i-1) \\ \text{où} \\ h(i) \leq h(i+1) \end{cases} \quad i = i_{pic} - 1, i_{pic} - 2, \dots, 1$$

De même, nous déterminons le seuil droit d'un pic d'abscisse i_{pic} en trouvant la première valeur de i ne respectant pas la relation :

$$\begin{cases} h(i) \geq h(i-1) \\ \text{où} \\ h(i) \leq h(i+1) \end{cases} \quad i = i_{pic} + 1, i_{pic} + 2, \dots, 255$$

3.1.7. Division en deux classes des pixels

Si les modes de la composante la plus représentative sont détectés, les pixels de l'image peuvent être alors divisés en deux classes, à savoir la classe des pixels qui appartiennent à tous les modes détectés et celle de ceux qui n'y appartiennent pas. Dans notre exemple, nous répartissons ainsi les pixels en deux classes, à savoir la classe des pixels qui appartiennent aux modes de la composante rouge (R), et celle de ceux qui n'appartiennent pas.

Le résultat de cette première division en 2 classes de pixels nous permet d'obtenir l'image résultat de la **figure 3.12**.



Figure 3.12 : Résultat de la division en deux classes des pixels de l'image « pomme couleur » traitée dans notre exemple.

3.1.8. 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.

Chapitre 4

Tests et Résultats

4.1. Résultats de segmentation obtenus à partir de l'image « pomme couleur »

La **figure 4.1** montre les résultats de segmentation de l'image « pomme couleur ». Ces résultats sont obtenus pour un coefficient de lissage $\sigma=1.5$. Dans ce test une fenêtre de lissage de 3x3 a été utilisée.

Dans ce test, deux itérations ont été nécessaires pour extraire les trois classes couleur de l'image. Chaque classe extraite correspond à une région de l'image, à savoir, la feuille, la pomme et l'arrière plan de l'image.

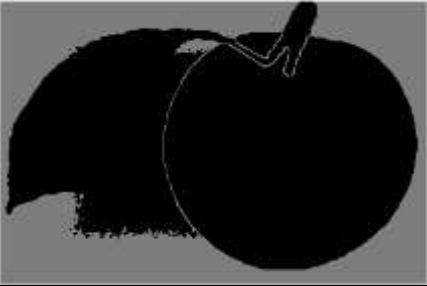
Iteration N°	Composante choisie	Classes extraites	
1	Rouge		
2	Verte		

Figure 4.1 : Résultat de segmentation de l'image « pomme couleur »

4.2. Résultats de segmentation obtenus à partir de l'image couleur RVB

Afin de tester et d'évaluer les performances de la méthode décrite dans le chapitre précédent, nous l'avons testée sur l'image couleur de **la figure 4.2**. Cette image est de résolution 247×246 , codée dans le système RVB.

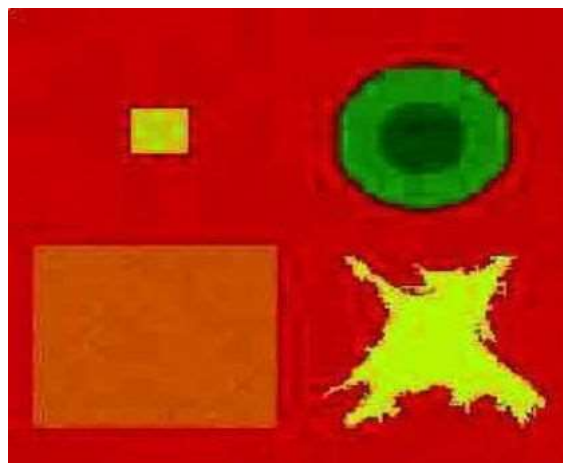


Figure 4.2 : Image couleur dans l'espace RVB

La représentation des différentes régions de cette image est donnée par la **figure 4.3**. La représentation de cette image dans les plans chromatiques (R, V) est donnée par la **figure 4.4**.

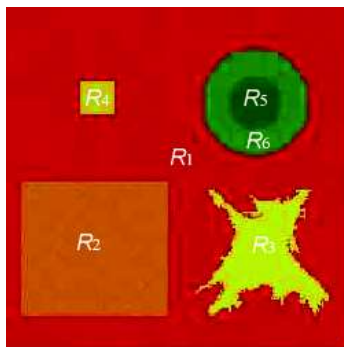


Figure 4.3 : Représentation des régions de l'image couleur

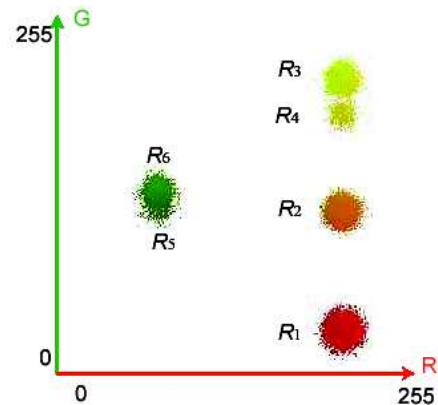


Figure 4.4 : Représentation dans le Plan chromatique (V, R)

Cette image est constituée de six régions différentes de couleurs très proches. On remarque que les régions R_5 et R_6 présentent des couleurs presque similaires, difficiles à discriminer en passant du vert foncé au vert moins foncé. Donc une mauvaise segmentation pourrait considérer R_5 et R_6 comme une seule région.

Aussi le passage du rouge à l'orange dans les régions R_2 et R_1 pourrait créer une confusion dans la segmentation puisque l'orange est une couleur jaune mêlée de rouge.

Aussi l'existence du jaune dans les régions R_3 et R_4 rend la segmentation plus difficile, du moment où celles – ci présentent deux nuances de jaune, en passant du jaune foncé au jaune moins foncé. Ces deux couleurs jaunes pourraient être confondues avec le jaune qui existe dans la couleur orange. Ces différentes nuances de couleur très rapprochées, donc difficiles à segmenter.

La **figure 4.5** montre les résultats de segmentation de l'image couleur RVB. Ces résultats sont obtenus pour un coefficient de lissage $\sigma=1.5$. Dans ce test une fenêtre de lissage de 12x12 a été utilisée.

Dans ce test, deux itérations ont été nécessaires pour extraire les différentes régions de l'image. On remarque que chaque classe extraite correspond à une ou deux régions. Les régions R_6 , R_4 et R_3 ont été correctement segmentées.

La région R_5 qui correspond à la classe « vert foncé » a été confondue avec la région R_6 (vert moins foncé). Bien que le carré, de la classe marron (région R_2), a été reconstitué, on remarque que cette classe a été confondue avec la classe « vert foncé » de la région R_5 . La région R_1 a été également extraite, cependant, on remarque une légère confusion avec la classe jaune des régions R_1 et R_3 .

Malgré que l'image couleur RVB présente des nuances de couleur très rapprochées, donc très difficile à segmenter, notre algorithme donne des résultats assez satisfaisant.

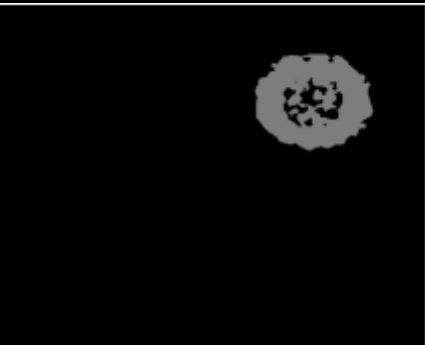
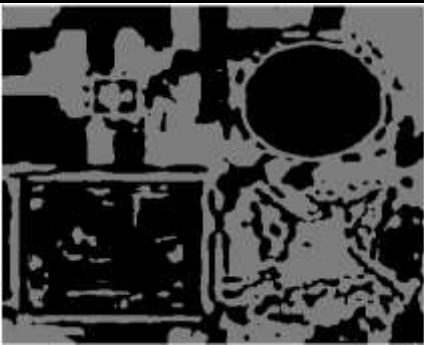
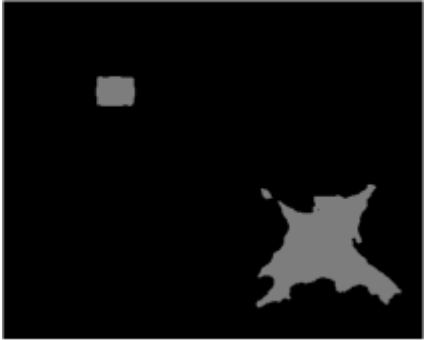
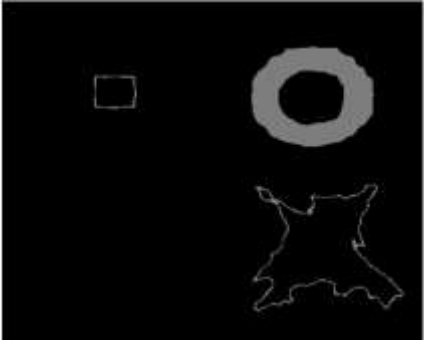
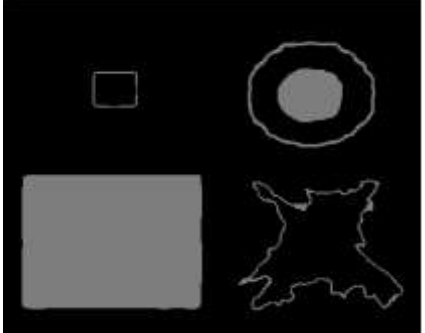
Iteration n°	Composante choisie	Classes extraites	
1	Rouge		
2	Verte		
			

Figure 4.5 : Résultat de segmentation de l'image couleur RVB.

4.3. Résultats de segmentation obtenus à partir de l'image « couronne couleur »

Dans ce test, nous évalué les performances de notre algorithme sur une image couleur réelle, donnée par **la figure 4.6**. Cette image est de résolution 512×512 , codée dans le système RVB.

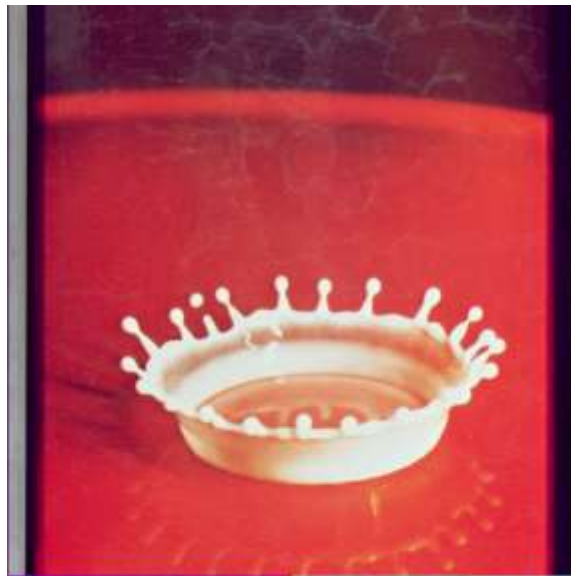


Figure 4.6 : Image « Couronne couleur » dans l'espace RVB

La **figure 4.7** montre les résultats de segmentation de l'image « couronne couleur ». Dans ce test, un coefficient de lissage de 12 a été utilisé. Pour lisser l'image, nous avons utilisé une fenêtre de 12×12 .

Dans ce test, chaque classe extraite correspond à une région de l'image. Trois itérations ont été nécessaires pour segmenter cette image. Les résultats obtenus montrent que les différentes régions de l'image ont été correctement segmentées.

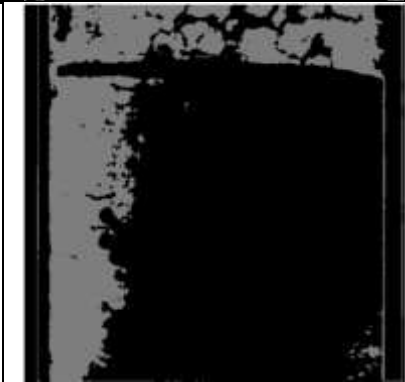
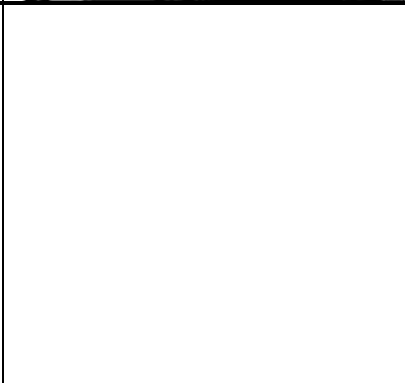
Iteration N°	Composante choisie	Classes extraites	
1	Rouge		
2	Verte		
3	Bleu		

Figure 4.7 : Résultat de segmentation de l'image « Couronne couleur ».

Conclusion

Dans ce mémoire, nous avons mis en œuvre un algorithme de segmentation d'images couleurs par analyse d'histogrammes couleurs monodimensionnels dans l'espace RVB. Le choix de la composante couleur la plus représentative se fait à partir des histogrammes monodimensionnels. A chaque itération, les différentes régions appartenant au domaine modal, sont extraites en utilisant la technique de multi-seuillage d'histogrammes.

Aussi, dans notre algorithme, nous avons choisi de lisser au préalable l'image à segmenter, afin d'éliminer au mieux le bruit présent dans l'image. Ainsi, nous avons montré que le choix approprié des paramètres de lissage (l'écart-type du noyau Gaussien dans notre cas), joue énormément sur le résultat de la segmentation. En effet, un mauvais choix de ces paramètres peut mener soit à une sous-segmentation ou à une sur-segmentation de l'image. Les résultats obtenus montrent également que l'analyse récursive des différents histogrammes (association de plusieurs composantes couleurs) permet de mieux segmenter l'image couleur. En effet, à chaque itération, le choix approprié de la composante couleur RVB permet de détecter les classes couleurs recherchées.

Liste des figures

Figure 1.1 : Perception humaine de la couleur	4
Figure 1.2 : Spectre électromagnétique.....	5
Figure 1.3 : Coupe de l'œil humain.....	6
Figure 1.4 : Fonction d'efficacité lumineuse relative spectrale de l'œil.....	7
Figure 1.5 : Mesure de la couleur.....	8
Figure 1.6 : Fonctions colorimétriques.....	10
Figure 1.7 : Cube des couleurs	12
Figure 1.8 : Diagramme de chromaticité (r_c, g_c) de la CIE.....	13
Figure 1.9 : diagramme de chromaticité (x, y)	
Figure 1.10 : Le système <i>HSV</i> de cône hexagonal simple (a) et double (b).. .	22
Figure 1.11 : les familles de système de représentations de la couleur... ..	25
 Figure 2.1 : Approches de la segmentation d'images.....	29
 Figure 3.1 : Algorithme de segmentation	43
Figure 3.2 : Image « pomme couleur » dans l'espace RVB	44
Figure 3.3 : Composante Rouge de l'Image « pomme couleur »	45
Figure 3.4 : Composante Verte de l'Image « pomme couleur ».....	45
Figure 3.5 : Composante Bleue de l'Image « pomme couleur »	46
Figure 3.6 : L'image « pomme couleur » après lissage pour $\sigma=1.5$	47
Figure 3.7 : L'image « pomme couleur » après lissage pour $\sigma=8$	47
Figure 3.8 : Histogramme de la composante rouge	49
Figure 3.9 : Histogramme de la composante verte	49

Figure 3.10 : Histogramme de la composante Bleue.....	50
Figure 3.11 : Exemple d'un histogramme monodimensionnel.....	51
Figure 3.12 : Résultat de la division en deux classes des pixels de l'image « pomme couleur » traitée dans notre exemple	53
 Figure4.1 : Résultat de segmentation de l'image « pomme couleur »	55
Figure 4.2 : Image couleur dans l'espace RVB	55
Figure 4.3 : Représentation régions de l'Image couleur.....	56
Figure 4.4 : Représentation dans le Plan chromatique (V, R)	56
Figure 4.5 Résultat de segmentation de l'image couleur RVB	58
Figure 4.6 : Image « « Couronne couleur » dans l'espace RVB	59
Figure 4.7 : Résultat de segmentation de l'image « Couronne couleur ».....	60

Bibliographie

- [1] : **Vandenbroucke N. , 2000** ; "Segmentation d'images couleur par classification de pixels dans des espaces d'attributs colorimétriques adaptés" ; Thèse de doctorat en automatique et informatique industrielle ; Université de Lille 1, France.
- [2] : **Liu X. , 1991** ; "Analyse d'images couleur en composante indépendante par réseaux de neurones" ; Thèse de doctorat en signal, image et parole ; Université de Grenoble.
- [3] : **S. W. Zucker** ; Region growing. Childhood and adolescence. Computer Vision Graphics and Image Processing. Vol. 5, pp. 382-399, 1976.
- [4] : **L. G. Roberts** ; Machine perception of three dimensional solids. In J. T. and al. Tippet, editor, Optical and electro-optical Information Processing, pp. 159-197. MIT Pres, Cambridge, 1965.
- [5] : **J. M. S. Prewitt** ; Object enhancement and extraction. In PPP70, pp. 75-149, 1970.
- [6] : **I. Sobel** ; Neighbourhood coding of binary images for fast contour following and general array binary processing. Computer Graphics and Image Processing, vol. 8, pp. 127-135, 1978.
- [7] : **R. Kirsch** ; Computer determination of the constituent structures of biomedical images. Computer and Biomedical Research, vol. 4, No. 3, pp. 315-328. USA, 1971.
- [8] : **J. Canny** ; A computational approach to edge detection. IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, No. 6, pp. 679-698, 1986.
- [9] : **R. Deriche** ; Using canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector. International Journal of Computer Vision, pp. 167-187, 1987.
- [10] : **J. Shen and S. Castan** ; An Optimal linear operator for edge detection. In proc. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 109-114, Miami Beach, Florida, USA, 1986.

- [11] : **S. Castan, J. Zhao et J. Shen** ; Une famille de détecteurs de contours basée sur filtre exponentiel optimal. In AFCET-RFIA, 1989.
- [12] : **A. Treméau and N. Borel** ; A region growing and merging algorithm to color segmentation. Pattern Recognition, vol. 30, No. 7, pp. 1191-1204, 1997.
- [13] : **S. L. Horowitz and S. Pavlidis** ; Picture segmentation by a directed split and merge procedure. In 2nd Int. Joint Conf. on Pattern Recognition, pp. 424-433, 1974.
- [14] : **R. Schettini** ; A segmentation algorithm for color images. Pattern Recognition Letters, vol. 14, pp. 499-506, 1993.
- [15] : **K. Saarinen** ; Color image segmentation by a watershed algorithm and region adjacency graph processing. In ICIP'94: Int. Conf. On Image Processing, pp. 1021-1024, 1994.
- [16] : **A. Trémeau and P. Colantoni** ; Region adjacency graph applied to color image segmentation. IEEE Trans. In Image Processing, pp. 735-744, 2000.
- [17] : **K. Takahashi, H. Nakatani and K. Abe** ; Color image segmentation using ISODATA clustering method. 2nd Asian Conf. On Computer Vision, vol. 1, pp. 523-527, 1995.
- [18] : **A. P. Dempster, N. M. Laird and Rubin** ; Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. Journal of the Royal Statistical Society, vol. 39, pp. 1-38, 1977.
- [19] : **N. Otsu** ; A threshold selection method for grey level histograms, IEEE Trans. On System, Man and Cybernetics, vol. SMC-9, No. 1, 1979.
- [20] : **W. D. Fischer** ; On grouping for maximum homogeneity, JASE, vol. 53, 789-798, 1958.
- [21] : **E. J. N. Kapur, P. K. Sahoo and A. K. C. Wong** ; A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram. Comput. Vision Graphics Image Process, vol. 29, pp. 273-285, 1985.
- [22] : **L. Macaire** ; Inspection d'états de surfaces métalliques par vision linéaire. Application au contrôle qualité continu en sidérurgie. Thèse de doctorat, Université des Sciences et Techniques de Lille, Janvier 1993.

Résumé

Dans ce mémoire, nous avons mis en œuvre un algorithme de segmentation d'images couleurs par analyse d'histogrammes couleurs monodimensionnels dans l'espace RVB. Le choix de la composante couleur la plus représentative se fait à partir des histogrammes monodimensionnels. A chaque itération, les différentes régions appartenant au domaine modal, sont extraites en utilisant la technique de multi-seuillage d'histogrammes.

Mots clés

La segmentation ; Image Couleur ; Matlab ; RVB ; Histogrammes ; La CIE ; Télévision ; Approche région ; Seuillage ; K_means.