

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Mouloud MAMMERRI, Tizi-Ouzou



Faculté de Génie Electrique et d'Informatique
Département d'Automatique

Mémoire de Fin d'Etudes

En vue de l'obtention du diplôme

D'ingénieur d'état en automatique

Thème

***Segmentation des images couleurs par analyse
d'histogrammes monodimensionnels***

Proposé et dirigé par :

☞ M^{me}. DORBANE.F

Présenté par :

☞ KHELIL Fatma Zohra

☞ OULD DRIS Ghania

Soutenu le : 30 / 09 / 2012

Promotion 2012

Ce travail a été préparé à : Université Mouloud MAMMERRI, Tizi-Ouzou

Remerciements

Tout d'abord, nous tenons à remercier ALLAH le Tout Puissant de nous avoir donné le courage, la volonté et la patience pour finir ce modeste travail. Nous adressons nos sincères remerciements à notre promotrice madame DORBANE Farida de nous avoir encadrés et accompagnés durant l'élaboration de ce mémoire.

Nous tenons tout particulièrement à remercier Mr MAIDI et Mr HAMMOUCHE pour leurs aides, leurs disponibilités et ainsi pour leurs soutiens.

Merci également à tous les membres de jury ayant accepté de nous faire l'honneur d'analyser et de corriger notre travail.

Un immense merci à tous nos amis, qui ont participé d'une façon ou d'une autre, de près ou de loin à la finalisation de ce travail.

Finalement un grand merci à l'ensemble des enseignants de département d'automatique qui nous ont énormément transmis tout au long de notre cursus.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à :

- ✚ Mes très chers parents qui ont toujours été là pour moi, avec leur soutien et leur encouragement.

- ✚ Mon cher frère Ghani.

- ✚ Ma chère sœur Djouher.

- ✚ La mémoire de mon grand frère Cherif.

- ✚ La mémoire de ma grande mère.

- ✚ Mes amis(es) et mes collègues.

OULD DRIS. G.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à :

- ✚ Mes très chers parents qui ont toujours été là pour moi, avec leur soutien et leur encouragement.

- ✚ Mes chers frères Yassine et Rafik.

- ✚ Mes chères sœurs Wassila, Asma, Lydia et Lyna.

- ✚ Mes amis(es) et mes collègues.

KHELIL. F. Z.

Sommaire

I.4.4.1. Espace YIQ	17
I.4.5. Systèmes d'axes indépendants	17
I.4.5.1. Espace RGB	17
I.5. Conclusion	18

Chapitre II : Segmentation des images couleurs

II.1. Introduction	19
II.2. Méthodes de segmentation d'images couleurs	19
II.2.1. Méthodes de segmentation d'images couleurs basées régions	19
II.2.1.1. Méthodes fondées sur la caractéristique spatiale de l'image	20
A. La segmentation par croissance de régions	21
B. La segmentation par division de régions	22
C. La segmentation par fusion de régions	22
D. La segmentation par division-fusion de régions	23
II.2.1.2. Méthodes fondées sur l'espace couleur (classification des pixels)	24
A. Segmentation par seuillage d'histogrammes	25
B. Méthodes de segmentation d'images couleurs par classification des données multidimensionnelles	28
II.2.2. Méthodes de segmentation d'images couleurs basées contours	31
II.3. Conclusion	32

Chapitre III : Méthode adoptée

III.1. Introduction	33
III.2. Description de la méthode	33
III.2.1. Structure de l'algorithme mis en œuvre pour segmenter l'image	33
III.2.1.1. L'organigramme correspondant à cet algorithme	34
III.2.1.2. Description de chaque étape de l'algorithme	35

III.3. Résultats d'application de notre méthode	41
III.3.1. Images utilisées	41
III.3.2. Résultats d'application sur l'image test	42
III.3.3. Interprétation des résultats	54
III.3.4. Résultats d'application sur des images réelles	55
III.3.5. Interprétation des résultats	57
III.4. Conclusion	58
Conclusion générale	59
Bibliographie.	

Introduction générale

Introduction générale

L'idée de remplacer l'observateur humain par une machine ayant la possibilité de voir, permet l'automatisation de nombreuses tâches quotidiennes fastidieuses ou dangereuses. De nos jours, une grande quantité d'information est disponible grâce au progrès techniques, des caméras et des systèmes informatiques de traitements d'images numériques, qui ont permis un élargissement du champ d'application de la vision artificielle (industrie, santé, transport, multimédia, environnement, communication, militaire, spatial, culture, sport, etc.). Mais toute cette information serait sans intérêt si notre capacité à y accéder efficacement et rapidement n'augmentait pas elle aussi. Ces informations sont généralement multidimensionnelles, très nombreuses, et souvent bruitées. Pour cela, nous avons besoin d'outils permettant de chercher, analyser, conserver, classer toutes ces informations. Un des domaines qui tente d'apporter des améliorations et de réduire l'intervention humaine est le traitement d'images.

La segmentation d'images est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image en régions homogènes afin d'y extraire les informations utiles au regard de l'application considérée avant de les interpréter. Il existe une multitude de techniques de segmentation d'images. Le choix d'une technique dépend de la nature de l'image, des opérations situées en aval, des régions à extraire ou des contraintes d'exploitation.

La seule information de luminance contenue dans les images en niveaux de gris ne suffit pas toujours pour segmenter correctement les scènes observées. C'est pourquoi nous proposons d'exploiter l'information couleur présente dans les images couleurs. La couleur de chaque pixel est représentée sur la base des trois composantes trichromatiques Rouge(R), verte (V) et bleue(B). En effet, la couleur d'un pixel peut être représentée dans d'autres espaces couleur ayant des propriétés différentes.

L'objectif de notre travail est d'étudier et d'implémenter une méthode de segmentation d'images couleur en régions par analyse d'histogrammes monodimensionnels, qui tente d'utiliser au mieux les propriétés colorimétriques des pixels pour extraire de l'image les objets d'intérêts, puisque chaque pixel sera caractérisé par ces paramètres colorimétriques, pourra être classifié. La segmentation par l'analyse de ces histogrammes consiste à détecter les modes représentatifs d'une région et de déterminer les seuils à appliquer afin d'extraire cette région de l'image.

Introduction générale

Ce mémoire est divisé en trois chapitres:

Le premier chapitre est consacré aux généralités sur la notion couleur ainsi que les différents espaces couleurs qui la représentent.

Dans le deuxième chapitre nous présentons quelques méthodes de segmentation d'images couleurs en se focalisant sur une méthode de classification non supervisée issue de la segmentation d'images en régions, car elle caractérise l'approche retenue dans ce travail.

Dans le troisième chapitre nous présenteront une méthode de segmentation d'images couleurs basée sur les espaces colorimétriques ainsi que les résultats expérimentaux obtenus grâce à cette méthode sur différentes images.

Chapitre I

Généralités sur la notion couleur

I.1. Introduction

Une image numérique désigne toute image (dessin, icône, photographie) acquise, créée, traitée et stockée sous forme binaire (suite de 0 et 1) [38]. Donc elle peut être vue comme une matrice chaque élément de cette matrice étant appelé pixel; son nom provient de la locution anglaise "Picture élément" qui signifie "élément d'image" [1]. Le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels d'affichage ou d'impression ; il représente une surface ; il peut soit la décrire avec un niveau de gris ou une teinte de couleur [2]. En informatique un pixel est codé sur un ou plusieurs bits. Principalement, il existe trois types d'images numériques, qui sont les images binaires, en niveau de gris et en couleurs.

Une image binaire : est une matrice rectangulaire dont le nombre de niveau de gris est réduit à deux éléments 1 et 0, où le niveau 0 représente le noir et le niveau 1 représente le blanc, donc on utilise un seul bit pour coder un pixel [3].

Image en niveau de gris : le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La valeur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveau intermédiaires. Donc pour représenter une image en niveau de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur est comprise entre 0 et 255. Chaque pixel n'est donc plus représenté par un bit mais par un octet [2].

Image couleur : une image couleur numérique est un ensemble de pixels organisés sous forme d'une matrice tel que chaque pixel est caractérisé par ses coordonnées dans le plan défini par l'image et sa couleur tel que , la couleur de chaque pixel est défini par un triplet de valeurs correspondant aux composantes Rouge(R),Vert(V),Bleu(B).En générale, chacune des composantes R, B, V est codée sur 8 bits et peut donc prendre 256 valeurs ,on utilise donc 24 bits pour représenter chaque pixel de l'image couleur, ce qui permet de représenter exactement par synthèse additive $16\ 777\ 216$ couleurs différentes simultanément[4].

I.2. Lumière

On appelle lumière, la partie visible d'un vaste groupe de radiations qui vont des rayons cosmiques aux ondes radar. Toutes ces ondes sont de même nature (électromagnétique) et déplacent avec la même vitesse environ 300000 km/s. Elles diffèrent par contre les unes des autres selon leur longueur d'ondes et l'énergie qu'elles transportent qui devient très grande dans le cas des rayons cosmiques. En faisant passer la lumière blanche à travers un dispositif, tel qu'un prisme de verre, on peut la décomposer en spectre appelé «spectre visible» qui s'étend de 380nm à 780 nm. C'est la partie du spectre électromagnétique qui est visible par l'œil humain (Fig. I.1). La zone située au-dessous de 380 nm est celle de l'ultraviolet. Celle située au-dessus de 780 nm est celle de l'infrarouge. Toutes les couleurs du spectre sont qualifiées de pures (monochromatique) car elles ne peuvent être séparées par un second passage à travers un prisme. Notons que la lumière blanche est une lumière qui donne l'impression d'absence de couleur, une telle définition ne permet aucune application en pratique. La commission Internationale de l'Éclairage (CIE) a donc défini certaines lumières blanches, on cite quelques unes [5] :

- Blanc B : lumière direct du soleil à midi à 4870K environ.
- Blanc C : lumière direct du jour sans ultra violet.
- Blanc D65 : lumière moyenne du jour sans ultra violet.

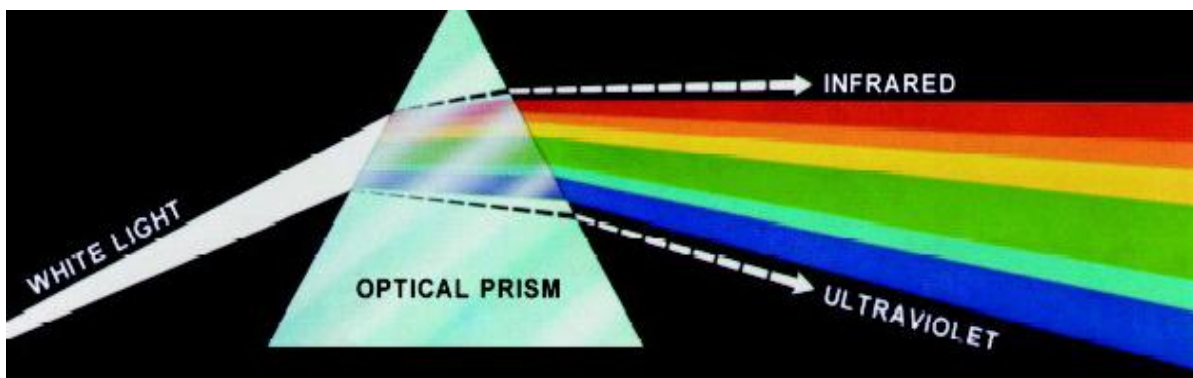


Fig. I.1 : spectre visible

I.3. Couleur

La couleur d'un objet, telle que nous le percevons, est une notion très complexe qui obéit à des lois physiques, physiologiques et psychologiques particulières. Elle peut être considérée comme le résultat d'une combinaison de quatre éléments suivants [6] :

- ✓ la source lumineuse éclairant un objet (lumière) ;
- ✓ le matériau : Il réfléchit et absorbe une partie des rayons lumineux issue de la source lumineuse après interaction pour constituer le stimulus de couleur ;
- ✓ le récepteur : L'œil focalise le stimulus de couleur issu de l'interaction lumière-matériau et le projette sur sa partie photosensible, la rétine ;
- ✓ le système d'interprétation : Il est constitué par le cerveau qui permet d'identifier une couleur grâce à différents attributs.

I.3.1. Mesure de la couleur

Comme notre perception de la couleur dépend de l'interprétation établie par notre cerveau, cette perception est subjective. Cependant, de nombreuses applications industrielles nécessitent de mesurer de manière objective la couleur d'un matériau. C'est dans cette problématique que s'inscrit la colorimétrie, science de la mesure de la couleur. En conséquence, trois couleurs primaires (en général, le rouge, le vert et le bleu) sont nécessaires et suffisantes pour reproduire toutes les couleurs mais on peut également réaliser la synthèse à l'aide d'un ensemble de trois autres couleurs.

I.3.2. Synthèse additive

Résulte de la juxtaposition de trois couleurs primaires rouge, vert et bleu, il est possible d'obtenir pratiquement toutes les couleurs visibles. Le mélange additif en quantités égales de ces trois couleurs fournit le blanc. Ce principe est utilisé pour la reconstitution des couleurs en télévision ou sur l'écran d'ordinateur (Fig. I.2) [4].

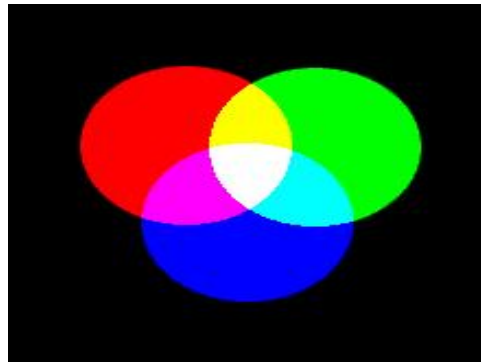


Fig. I.2 la synthèse additive

I.3.3. Synthèse soustractive

Consiste à soustraire à la lumière blanche ses composantes rouge, vert et bleu à l'aide des filtres respectivement cyan, magenta et jaune. 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. Ce principe est essentiellement utilisé pour l'impression des couleurs et en peinture. Théoriquement, la synthèse soustractive des trois filtres doit permettre d'absorber une lumière blanche et donner ainsi le noir (Fig. I.3) [4].

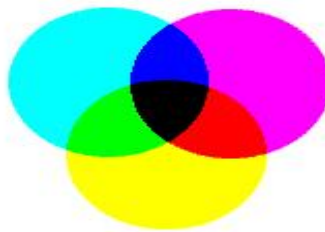


Fig. I.3 la synthèse soustractive

I.4. Espaces de représentation couleur

Il existe de nombreux systèmes de représentation de la couleur qui sont à l'origine du principe du tri variance visuelle, chacun présente des caractéristiques particulières, ceux-ci peuvent être regroupés en quatre familles principales :

- Les systèmes de primaires ;
- Les systèmes perceptuellement uniformes ;
- Les systèmes perceptuels ;
- Les systèmes d'axes indépendants.

I.4.1. Systèmes de primaires

Comme la perception humaine de la couleur est caractérisée par son aspect tridimensionnel, la CIE (Comité International d'Éclairage) a montré qu'il suffisait de trois variables indépendantes appelées primaires ou stimuli de référence : le rouge, le vert et le bleu pour décrire presque toutes les couleurs du spectre visible à cet effet, l'utilisation de systèmes de coordonnées en trois dimensions est alors indispensable.

I.4.1.1. Espace RVB

L'espace RVB est un système additif défini à partir des trois primaires (radiations) monochromatiques de couleur rouge ($\lambda = 700 \text{ nm}$), verte ($\lambda = 546.1 \text{ nm}$) et bleue ($\lambda = 435.8 \text{ nm}$) (Fig. I.4).



(a) Image initiale

(b) Vert

(c) Rouge

(d) Bleu

Fig. I.4 Décomposition d'une image RGB selon les trois composantes R, G et B [7]

Il utilise le système de coordonnées cartésiennes de fait qu'une couleur est caractérisée par trois paramètres (Fig. I.5), la diagonale allant du blanc (1, 1, 1) au noir (0,0, 0) représente les niveaux de gris est appelée axe des gris ou axe achromatique (Fig. I.5).

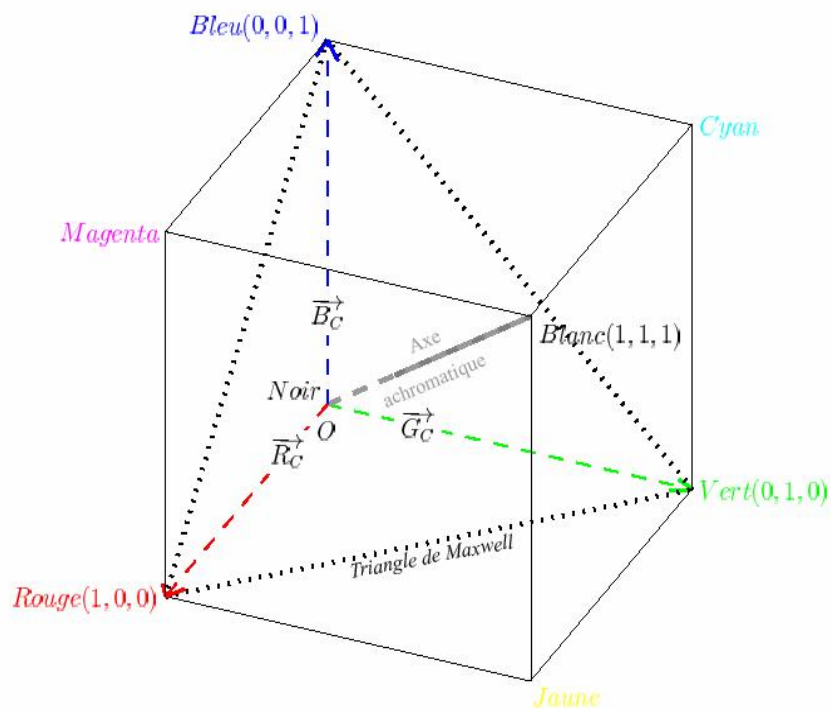


Fig. I.5 La représentation spatiale de modèle RGB

L'espace RVB est l'espace le plus utilisé dans le domaine de l'imagerie couleur de part de 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. Cependant, la définition de l'espace de représentation de la couleur n'étant pas unique puisqu'il dépend des primaires ainsi que du blanc de référence ; différents systèmes ont alors vu le jour. Le système de représentation RVB introduit par la CIE en 1931 noté (RC, GC, BC) reste celui de référence même s'il présente quelques inconvénients, citons quelques uns [7] :

- certaines couleurs ne sont pas reproductibles par addition des trois spectres.
- les trois composantes R, V et B sont fortement corrélées (diminuer la composante V fait apparaître la teinte plus rouge). De plus les valeurs des composantes trichromatiques sont liées à la luminance qui est une combinaison linéaire des composantes trichromatiques et non une composante elle-même.
- les coordonnées et les composantes trichromatiques peuvent prendre des valeurs négatives (Fig. I.6).

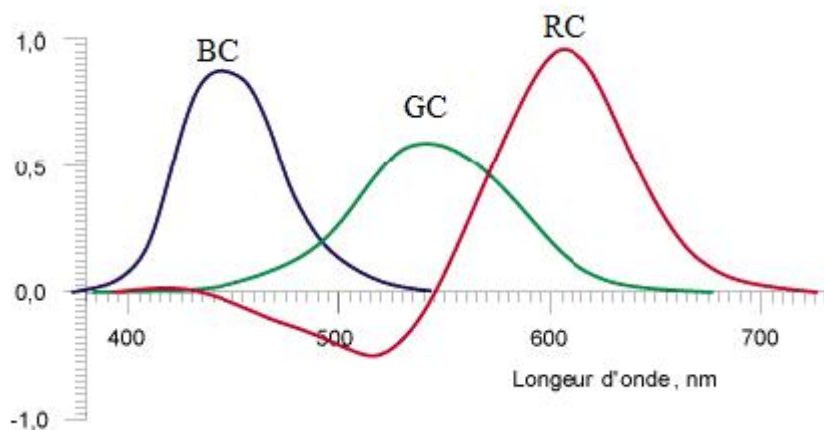


Fig. I.6 Variations de tris stimulus en fonction de la longueur d'onde

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.

I.4.1.2. Espace XYZ

L'espace XYZ devient alors le système de référence colorimétrique constitué de trois primaires, X, Y et Z dites virtuelles qui se déduit du système RVB par une simple transformation linéaire décrite par l'équation suivante :

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.607 & 0.174 & 0.201 \\ 0.229 & 0.587 & 0.114 \\ 0.000 & 0.066 & 1.117 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ V \\ B \end{pmatrix} \quad (1)$$

La CIE a défini les coordonnées chromatiques du système (x y z) qui se calculent à partir des composants trichromatiques(X Y Z) par la relations suivantes qui forment le système (X, Y, Z) normalisé noté (x, y, z) [4].

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \frac{\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix}}{\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}} \quad (2)$$

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.

I.4.1.3. Espace CMY

Le système CMY (Cyan Magenta Yelow) est basé sur trois couleurs : le jaune, le cyan et le magenta. Ces trois couleurs sont les complémentaires des couleurs primaires(R, V, B). Cet espace est lié à l'impression des couleurs, il résulte d'une synthèse soustractive.

Il est représenté par un cube tout comme l'espace RGB. 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 donnée par l'équation suivante [7]:

$$\begin{pmatrix} C \\ M \\ Y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & -R & -B \\ -R & 1 & -B \\ -R & -B & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix}$$

I.4.2. Systèmes perceptuellement uniformes

Nous ne pouvons parler d'uniformité de perception dans un espace de représentation de la couleur que si les deux conditions suivantes sont remplies [7]:

- La distance euclidienne $d(c_1, c_2)$ entre deux couleurs c_1 et c_2 est correcte si et seulement si la valeur issue de cette distance se rapproche de la différence perçue par l'œil humain ;
- La distance euclidienne $\sqrt{\sum_{i=1}^n (c_{1i} - c_{2i})^2}$ est correcte si et seulement si l'œil humain perçoit la couleur c_1 n fois plus éloignée de la couleur c_i que la couleur c_2 .

I.4.2.1. Espace L*u*v*

Le problème avec l'espace XYZ est son manque d'uniformité dans la perception à savoir que deux couleurs à la même distance d'une autre ne sont pas nécessairement perceptuellement équidistantes [39]. Pour corriger cet inconvénient la CIE a proposé en 1976 le modèle L*u*v* qui est perceptuellement uniforme, c'est-à-dire que si deux couleurs A et B sont aussi proches entre elles que deux autres couleurs C et D, alors la différence perçue entre A et B sera équivalente à celle perçue entre C et D. Les équations permettant de passer du système XYZ au L*u*v* sont [8] :

$$\begin{aligned}
 & \frac{116 \frac{L^* - 50}{93} - a^* \frac{16}{109} - b^* \frac{0.008856}{0.015198}}{903.3 \frac{L^* - 50}{93} + a^* \frac{16}{109} + b^* \frac{0.008856}{0.015198}} \\
 & \frac{13 \frac{a^*}{55.56} - b^* \frac{13}{55.56}}{13 \frac{a^*}{55.56} + b^* \frac{13}{55.56}}
 \end{aligned}$$

Avec

$$\begin{aligned}
 & \frac{L^* - 50}{93} \\
 & \frac{a^*}{55.56} \\
 & \frac{b^*}{55.56}
 \end{aligned}$$

Où L^* , a^* , b^* sont les composantes d'un blanc de référence dans l'espace XYZ, L^* est la luminance et a^* et b^* donnent la chrominance de la couleur.

I.4.2.2. Espace de couleur L*a*b*

L'espace L*a*b* est basé sur le modèle des couleurs opposées (Fig. I.7). La variable L* mesure la luminance (l'opposition noir-blanc) par une valeur entre 0 (noir) et 100 (blanc). La variable a* mesure l'opposition rouge-vert par une valeur entre -100 et +100, a* est positive si la couleur contient du rouge, négative si la couleur contient du vert et nulle si aucun des deux. La variable b* mesure l'opposition jaune-bleu par une valeur entre -100 et +100, b* est positive si la couleur contient du jaune, négative si la couleur contient du bleu et nulle si aucun des deux [9].

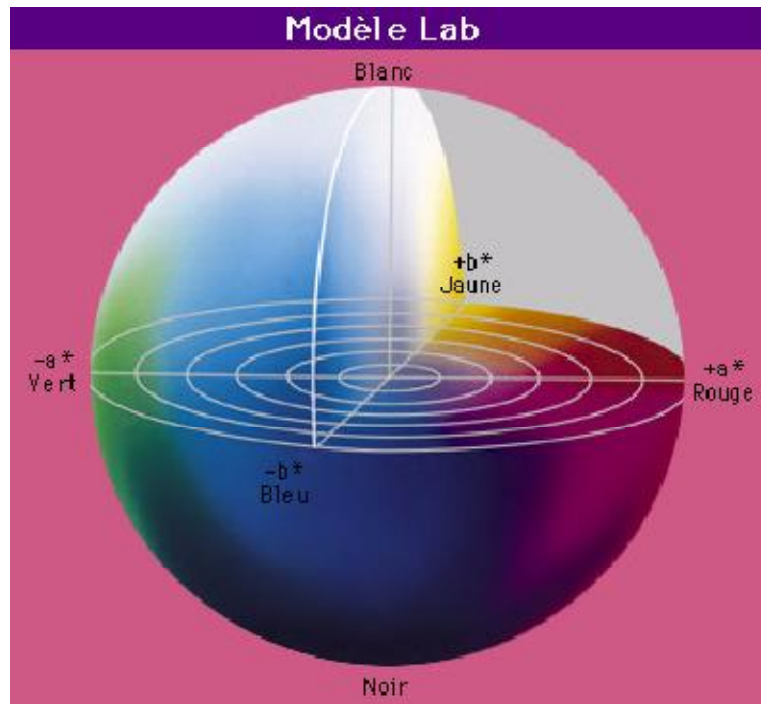


Fig. I.7 La représentation spatiale du modèle $L^*a^*b^*$

Comme pour le système $L^*u^*v^*$, on obtient les valeurs des composantes à partir des valeurs XYZ de la couleur et d'un blanc de référence. Les équations de changement d'espace de XYZ vers $L^*a^*b^*$ sont [8] :

$$\left\{ \begin{array}{l} L^* = 116 \left[\frac{X}{X_n} \right]^{1/3} - 16 \quad \text{Si} \quad \frac{X}{X_n} > 0.008856 \\ L^* = 903.3 \left[\frac{X}{X_n} \right] \quad \text{Si} \quad \frac{X}{X_n} \leq 0.008856 \\ a^* = 500 \left[f \left(\frac{X}{X_n} \right) - f \left(\frac{Y_n}{X_n} \right) \right] \\ b^* = 200 \left[f \left(\frac{X}{X_n} \right) - f \left(\frac{Z_n}{X_n} \right) \right] \end{array} \right. \quad \text{avec } f(t) = \frac{t - 0.42785}{2.44683} + 0.5$$

Avec

$$f_{\text{Si}} = \frac{0.008856 X}{7.787 + 16.116 X} \quad (7)$$

I.4.3. Systèmes perceptuels

L'œil humain ne perçoit pas la couleur comme une combinaison de composantes trichromatiques liées à des primaires (R, V, B) mais plutôt comme des entités liées à la teinte, la saturation et la luminance [7]. 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. C'est pourquoi, nous ne présenterons ici que deux espaces que nous avons pu relever comme les plus utilisés en traitement d'images

I.4.3.1. Espace L*a*b*

L'espace L*a*b* défini en 1995, que l'on retrouve dans les travaux de Celenk [10] et Trémeau [11] est obtenu en transformant l'espace 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* et les deux autres composantes sont obtenues grâce aux équations suivantes :

$$C^* = \frac{1}{\sqrt{a^{*2} + b^{*2}}} \quad (8)$$

$$H^* = \tan^{-1} \left(\frac{b^*}{a^*} \right)$$

Mais notons que la formule de la teinte définie ci-dessus ne permet pas de par la définition de l'arc tangent d'obtenir des angles supérieurs à une variation de 90 degrés à +90 degrés. Afin de corriger cet inconvénient et obtenir une teinte variant de 0 à 360 degrés, il est nécessaire d'appliquer les corrections suivantes pour $\frac{b^*}{a^*} > 0$ ou $\frac{b^*}{a^*} < 0$:

Les coordonnées colorimétriques de l'espace HSI sont reliées à celles de l'espace RVB par [12] :

$$\left\{ \begin{array}{l} R = \frac{3R - \sqrt{3} \sqrt{R^2 - G^2 - B^2}}{3} \\ G = \frac{3R - \sqrt{3} \sqrt{R^2 - G^2 - B^2}}{3} \\ B = \frac{3R - \sqrt{3} \sqrt{R^2 - G^2 - B^2}}{3} \end{array} \right. \quad (1.10)$$

I.4.3.3. Espace HSV (Hue, Saturation, Value)

Le principe de l'espace HSV est de caractériser les couleurs de façon plus intuitive, conformément à la perception naturelle des couleurs, en termes de [2] :

➤ **Teinte**

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

➤ **Saturation**

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

➤ **Valeur**

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

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

$$\left\{ \begin{array}{l} V = \frac{\max(R, G, B)}{3} \\ S = \frac{3 \min(R, G, B)}{\max(R, G, B)} \\ H = \begin{cases} \cos^{-1} \left(\frac{R - G}{\sqrt{R^2 - G^2 - B^2}} \right) & \text{if } R \geq G \text{ and } R \geq B \\ \cos^{-1} \left(\frac{R - B}{\sqrt{R^2 - G^2 - B^2}} \right) & \text{if } R \geq G \text{ and } B > R \\ \cos^{-1} \left(\frac{G - B}{\sqrt{R^2 - G^2 - B^2}} \right) & \text{if } G > R \text{ and } G \geq B \\ \cos^{-1} \left(\frac{G - R}{\sqrt{R^2 - G^2 - B^2}} \right) & \text{if } G > R \text{ and } B > G \\ \cos^{-1} \left(\frac{B - R}{\sqrt{R^2 - G^2 - B^2}} \right) & \text{if } B > G \text{ and } B \geq R \\ \cos^{-1} \left(\frac{B - G}{\sqrt{R^2 - G^2 - B^2}} \right) & \text{if } B > G \text{ and } R > B \end{cases} \end{array} \right. \quad (1.11)$$

I.4.4. Systèmes de télévisions

I.4.4.1. Espace YIQ

Le système de coordonnées YUV a été initialement proposé comme un système standard de transmission du NTSC, mais plus tard, il a été remplacé par le système YIQ. Y représente la luminance de la couleur, I et Q représentent respectivement, la teinte et la saturation attribuées à l'image. Le système YIQ est relié au système RVB par les relations suivantes [13] :

$$\begin{matrix}
 \begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & 0.274 & 0.322 \\ 0.211 & 0.523 & 0.312 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ V \\ B \end{bmatrix}
 \end{matrix}$$

I.4.5. Systèmes d'axes indépendants

Le principal inconvénient du système RVB est que ses trois composantes sont fortement corrélées. Chaque composante possède une information de luminance. Des auteurs ont donc cherché à développer des systèmes de représentation où chacune des composantes seraient décorrélées et pourraient être traitées indépendamment. Une des solutions a donc consisté à utiliser l'Analyse en Composantes Principales (ACP) c'est-à-dire appliquer la transformation de Karhunen-Loève [14].

I.4.5.1. Espace RGB

En 1980, Ohta et autres, ont introduit un nouvel espace nommé RGB basé sur la transformation de KARHUNEN-LOÉVE. Le passage du système RVB à ce système s'effectue par les équations suivantes [15] :

$$\begin{matrix}
 \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 1/2 & 0 & 1/2 \\ 1/4 & 1/4 & 1/2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ V \\ B \end{bmatrix}
 \end{matrix}$$

Où L représente la luminance, R et B correspondent respectivement une opposition bleu-rouge et magenta-vert.

I.5. Conclusion

Nous avons rappelé dans ce chapitre quelques notions de bases concernant les images couleur et aussi quelques espaces de représentation de la couleur que nous pouvons rencontrer dans la littérature, mais il n'est pas évident de conclure sur le choix d'un espace couleur par rapport à un autre, en particulier celui le mieux adapté à la segmentation des images couleur, ce qui paraît évident puisque les différents espaces couleurs ont été conçus au fur et à mesure de différents besoins et certains sont liés soit à des méthodes et/ou concepts ou bien des applications spécifiques. Donc le choix de l'espace se fait selon l'application et les propriétés de l'espace à exploiter dans le processus de segmentation.

Chapitre II

Segmentation des images couleurs

II.1. Introduction

Lorsqu'un être humain observe une image naturelle, il voit généralement des objets physiques ou leurs parties. Il peut donc diviser l'image en régions, ou segments, les représentant. La segmentation a pour but de faciliter l'interprétation automatique d'une image de façon similaire à une interprétation humaine. Historiquement, elle a été inspirée du système de perception visuel humain qui utilise les notions de similarité et de différence afin de localiser et délimiter les objets d'une scène [16].

En général, la segmentation est considérée comme une étape de traitement «bas niveau» de l'image, elle consiste à partitionner une image en plusieurs régions homogènes, 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. L'intérêt de disposer de régions homogènes est de fournir des données simplifiées, qui facilitent la tâche d'un système de reconnaissance de formes ou autre système d'extractions de primitives, qui réalise une classification des images [17].

II.2. Méthodes de segmentation d'images couleurs

Généralement la segmentation d'une image couleur est effectuée en utilisant l'un de deux grandes approches suivantes :

- Méthodes de segmentation d'images couleurs fondées sur les régions.
- Méthodes de segmentation d'images couleurs fondée sur les contours (frontières).

II.2.1 Méthodes de segmentation d'images couleurs basées régions

La segmentation d'une image couleur I en régions \mathcal{R}_i a pour but de regrouper des pixels connexes ayant des couleurs similaires afin de constituer des régions de couleurs homogènes, ces régions étant dans la mesure du possible liées à un objet ou à une partie d'un objet représenté dans l'image. Les pixels de chaque région doivent respecter des critères d'homogénéité et de connexité. L'homogénéité d'une région \mathcal{R}_i est définie par un prédicat d'uniformité noté $\mathcal{U}(\mathcal{R}_i)$. Ce prédicat est vrai si \mathcal{R}_i est homogène, faux dans le cas contraire [6].

Les régions doivent respecter les quatre conditions suivantes :

1. $R_i \cap R_j = \emptyset$,
2. R_i est constituée de pixels connexes pour tout i ,
3. $\forall R_i, R_j, R_k$ pour tout i ,
4. $\forall R_i, R_j, R_k$ étant adjacents dans I .

La première condition implique que chaque pixel de l'image doit appartenir à une région R_i et que l'union de toutes les régions correspond à l'image entière. La deuxième condition est relative à la structure des régions. Elle définit une région comme un sous-ensemble de pixels connexes. La troisième condition exprime que chaque région doit respecter un prédicat d'uniformité. La dernière condition implique la non-réalisation de ce même prédicat pour toute réunion de deux régions adjacentes.

Le résultat de la segmentation est une image dans laquelle est attribuée à chaque pixel une étiquette correspondant à la région à laquelle il appartient.

Nous allons décrire les deux principales sortes de méthodes de segmentation d'images couleur, basées sur l'approche région, publiées dans la littérature selon que :

- La méthode de segmentation : analyse la distribution des couleurs des pixels dans le plan image (analyse spatiale) ;
- La méthode de segmentation : analyse la distribution des couleurs des pixels dans un espace couleur (classification des pixels) ;

II.2.1.1 Méthodes fondées sur la caractéristique spatiale de l'image

Ces méthodes sont les méthodes de division, fusion, division-fusion et de croissance de régions qui tiennent compte de la disposition spatiale des pixels de l'image lors de processus de la segmentation.

Ces quatre méthodes se diffèrent principalement par les critères utilisés par les prédicats d'uniformité qui sont par exemple [18].

- ✓ La distance entre les couleurs de deux pixels (généralement la distance euclidienne).
- ✓ Un critère fondé sur l'analyse de la texture couleur.

A. La segmentation par croissance de régions

Cette méthode est appliquée aux pixels de l'image. Les pixels qui vérifient un critère prédéfini sont regroupés dans la même région. L'agrégation de pixels est initialisée avec un ensemble de pixels de départ, appelés germes. Chaque germe fusionne avec un premier pixel, pour donner une petite région. L'algorithme est itératif et chaque région croît pixel par pixel. Des heuristiques simples peuvent être utilisées : un pixel est agrégé à une région lorsque la différence entre son niveau de gris et la moyenne des niveaux de gris de la région est faible. Le choix de critère appliqué pour agréger un pixel à une région dépend de la nature de l'objet à segmenter dans l'image. Enfin, un critère d'arrêt de l'algorithme doit être déterminé. En général, l'algorithme s'arrête lorsqu'il ne reste plus de pixels satisfaisant l'heuristique choisie [19].

Meyer propose un algorithme de segmentation d'images couleurs qui consiste en une croissance de régions à partir de marqueurs identifiant l'intérieur des régions. Ainsi un pixel est fusionné avec la région la plus proche (i.e. similaire) en se basant sur le calcul d'une distance qui représente la différence de couleur entre ce pixel et les régions voisines. D'autres recherches se basant sur le choix de cette distance ont été menées ultérieurement [20].

Chassery propose un algorithme itératif d'agrégation de pixels, pour la segmentation d'images de cellules vivantes, basé sur une mesure de distance couleur et un prédicat de convexité qui permet d'arrêter le processus de segmentation. Le calcul de la distance entre la couleur représentative de la région à faire croître et la couleur des pixels non encore affectés à une région permet de sélectionner d'éventuels candidats à la croissance de la région considérée. Ceux-ci ne lui seront réellement affectés que s'ils lui permettent d'améliorer sa convexité. L'utilisation d'un critère de convexité des régions est liée au contenu des images à segmenter, les cellules à isoler étant effectivement convexes [21].

L'un des inconvénients majeurs des algorithmes de croissance des régions est le choix arbitraire des pixels germes initiaux de départ.

B. La segmentation par division de régions

L'approche segmentation par division de régions consiste à diviser l'image originale en régions homogènes au sens d'un critère donné. Ce processus est récursif et considère que la région initiale correspond à l'image à analyser. Si une région ne respecte pas un prédicat d'homogénéité, elle est divisée en quatre sous-régions de taille égale (structure quaterne). Chaque sous-région est ensuite analysée. L'algorithme récursif s'arrête lorsque toutes les régions respectent le prédicat d'homogénéité [22].

L'inconvénient, de cette méthode est qu'elle est plutôt adaptée à des images carrées ayant un nombre de lignes et de colonnes égal à une puissance de deux et dans lesquelles les régions sont de forme rectangulaire, à cause de divisions en quatre des régions (Fig. II.1).



Fig. II.1 : Image segmentée par la méthode classique de division de régions

C. La segmentation par fusion de régions

L'approche par fusion de régions est principalement fondée sur l'analyse d'un graphe d'adjacence de régions (GAR) qui analyse une image pré segmentée, constituée d'un ensemble de régions (Fig. II.2). C'est une structure de données dont chaque nœud représente une région et chaque arête représente une adjacence entre deux régions (Fig. II.3). L'analyse du graphe d'adjacence de régions permet de fusionner des régions d'une image sur-segmentée. Le procédé consiste à fusionner deux nœuds (deux régions) reliés par une arête (adjacentes) à condition qu'ils respectent un critère de fusion, qui est la similarité colorimétrique et la proximité spatiale [4].

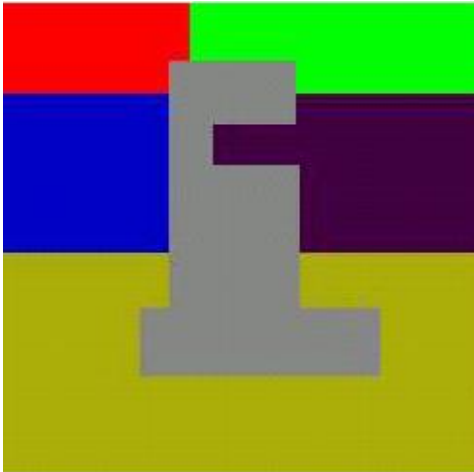


Fig. II.2 : Image originale

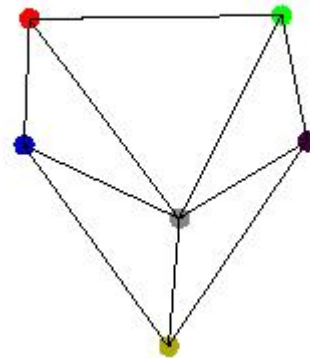


Fig. II.3: GAR de l'image Fig. II.1

Schettini propose d'utiliser un critère de fusion qui prend en considération la similarité colorimétrique de deux régions et la proximité spatiale. Il introduit une fonction de similarité qui repose sur une distance colorimétrique pondérée par la longueur relative de la frontière commune des deux régions à fusionner [23].

D. La segmentation par division-fusion de régions

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

Coutance segmente les images couleurs en régions par l'analyse du tétra-arbre, proposée par Horowitz et Pavlidis dans le cadre de la segmentation d'images en niveaux de gris. Il calcul la somme des variances des composantes Rouge, Vert, et Bleu des pixels d'un bloc, si cette somme est supérieure à un seuil le processus de division d'un bloc en quatre est entamé. Deux blocs adjacents sont fusionnés si la distance entre les couleurs moyennes des pixels de chacun de ces blocs est inférieure à un seuil. Après la phase de fusion, les blocs qui ont une petite taille sont fusionnés avec le bloc voisin le plus proche au sens colorimétrique [24].

II.2.1.2 Méthodes fondées sur l'espace couleur (classification des pixels)

Les méthodes qui analysent la distribution des couleurs des pixels dans un espace couleur considèrent que chaque pixel de l'image est représenté par un point-couleur dans un espace couleur. L'espace couleur le plus utilisé est l'espace (RVB) dans lequel les coordonnées d'un point-couleur sont les niveaux des composantes couleurs, rouge, verte et bleue du pixel correspondant. D'autres espaces couleurs peuvent être utilisés et la performance d'une procédure de segmentation d'images est connue pour dépendre du choix de l'espace couleur. Plusieurs auteurs ont tenté de déterminer les espaces couleurs qui sont les mieux appropriés à leurs problèmes spécifiques de segmentation d'images couleurs [25].

On suppose généralement que des régions de l'image avec des couleurs homogènes constituent des nuages de points-couleur dans l'espace couleur, chaque nuage correspond à une classe de pixels qui partagent des propriétés colorimétriques similaires. Les classes sont construites par une procédure d'identification des nuages qui est effectuée soit par une analyse de l'histogramme couleur (seuillage d'histogrammes) soit par une analyse des nuages (classification des données multidimensionnelles) qui sont appliqués à la segmentation d'images couleurs. Ces deux approches partagent une propriété commune, elles utilisent les attributs couleurs des pixels et négligent les rapports spatiaux entre eux. En effet si nous représentons les pixels d'une image dans un certain espace d'attributs couleur, les différents objets présents dans l'image se manifesteront sous la forme de classes ou de nuages de points, en plus les objets apparaîtront comme étant des pics dans les histogrammes représentant les caractéristiques couleur, tel que la teinte. Quand les classes sont construites, les pixels sont affectés à l'une d'elles. Les étiquettes des régions sont affectées aux pixels connexes assignés aux mêmes classes afin de construire l'image segmentée [26].

Il existe deux grandes approches de classification, supervisée et non supervisée. La classification est dite supervisée lorsque des informations à priori sont introduites dans la phase de construction des classes. Tandis que la classification non supervisée vise à séparer automatiquement l'image en classes naturelles, c'est-à-dire sans aucune connaissance préalable des classes.

Dans notre travail nous nous intéressons qu'aux méthodes de segmentation d'images couleur par classification non supervisée car on considère qu'aucune connaissance à priori n'est disponible. Nous proposons alors les méthodes de classification des données multidimensionnels (K-means,

Fuzzy C-Means et ISODATA) et les méthodes d'analyse des histogrammes en se basant sur l'analyse des histogrammes monodimensionnels des composantes couleur.

A. Segmentation par seuillage d'histogrammes

Le seuillage d'histogrammes a pour objectif de segmenter une image en plusieurs classes en n'utilisant que l'histogramme, i.e. en se basant sur l'extraction des pics sur l'histogramme de l'image définissant ainsi une classe. On suppose donc que l'information associée à l'image permet à elle seule la segmentation, i.e. qu'une classe est caractérisée par sa distribution de niveaux de gris [17]. Le seuillage d'histogrammes est plus utilisée pour segmenter les images en niveau de gris, dans le cas des images couleurs le seuillage d'histogramme devient compliqué dès lors où l'on doit identifier des régions différentes de l'image en combinant les pic et les vallées de plusieurs histogrammes. Dans le domaine de la segmentation des images couleurs, les approches existantes dans la littérature utilisent l'histogramme dans ces trois versions :

➤ **Seuillage d'histogrammes monodimensionnels**

Il existe plusieurs méthodes qui tentent de déterminer les classes de pixel par analyse des histogrammes monodimensionnels des composantes couleurs, parmi elles, les méthodes de segmentation par analyse récursive des histogrammes monodimensionnels ces méthodes procèdent selon le principe général suivant :

- Tous les pixels de l'image forment une classe initiale. Cette classe est la première qui fait partie d'une pile de classes.
- Tant que la pile des classes n'est vide faire :
 - ✓ Dépiler une classe de la pile des classes.
 - ✓ Calculer les histogrammes des composantes couleurs des pixels de cette classe.
 - ✓ Détecter les modes de chaque histogramme monodimensionnel.
 - ✓ Rechercher dans chaque histogramme le mode principale, en générale celui qui représente un maximum d'occurrence.

- ✓ Rechercher la composante couleur la plus représentative par comparaison des modes principaux des différents histogrammes.
- ✓ Si la population des pixels associée au mode principal de l'histogramme de la composante couleur la plus représentative est suffisamment importante alors :
 - Créer deux nouvelles classes de pixels : celles regroupant les pixels appartenant au mode principale et celles de ceux n'y appartenant pas.
 - Empiler les deux nouvelles classes dans la pile des classes.
- ✓ Sinon la classe des pixels ne peut plus être séparée en deux. Elle n'est plus empilée dans la pile des classes.

Les méthodes de segmentation par analyse récursive des histogrammes monodimensionnels se différencient par les composantes couleurs choisies, les procédures de détection des modes et d'extraction des modes principaux, la détermination de la composante la plus représentative et enfin par le critère d'arrêt [27].

Les méthodes d'analyse d'histogrammes monodimensionnels des diverses composantes colorimétriques qui sont généralement des techniques de seuillage ou de multi-seuillage ont été largement étudiées.

En effet, Ohlander utilise dans son processus les histogrammes monodimensionnels de neuf composantes couleurs issues de trois espaces de couleur (RVB, YIQ et TLS). La segmentation est obtenue par un seuillage itératif effectué à chaque étape sur une composante qu'il convient de déterminer selon que son histogramme présente, ou non, un pic prédominant séparable. L'utilisation de diverses sources de données (9 composantes) augmente la probabilité d'apparition d'un pic sur une des sources. La structure itérative permet de progresser des grandes régions (pics importants) vers les régions plus petites. Il sélectionne les modes principaux selon des critères hiérarchiques dont le premier privilégie les intervalles dont les valeurs sont proches de 0 ou 255 [28].

Ohta applique cette approche (analyse récursive des histogrammes monodimensionnels) à la segmentation de plusieurs images codées dans différents systèmes de représentation de la couleur. Il montre que cette méthode s'avère plus efficace lorsque les composantes couleurs sont décorréliées. C'est ainsi qu'il propose l'espace (I_1, I_2, I_3) qui est le plus adapté pour prendre compte des différences de couleur dans les images naturelles, pour la segmentation d'images couleur [15].

Tominoga utilise une base Teinte-Luminance-Saturation proche du système de perception définie par Munsell. Il effectue ensuite un multi-seuillage récursif sur ces trois composantes. Le critère d'arrêt de la récursivité est lié à l'uni modalité de l'histogramme i.e l'algorithme s'arrête lorsque l'histogramme contient un seul mode [29].

Busin propose une approche fondée sur l'analyse récursive des histogrammes monodimensionnels des composantes d'un espace couleur. Le principe de cette approche consiste à extraire les pixels d'une classe de l'image, puis on recherche l'espace couleur le plus approprié pour la soustraire. Ce choix d'espace couleur se fait à partir des histogrammes monodimensionnels lissés. Une fois l'espace choisi, les pixels de l'image initiale dont les valeurs des composantes de l'espace couleur appartiennent aux domaines modaux caractérisant la région étudiée sont retirées de l'image initiale. Si l'extraction est impossible, ou si le nombre de pixels traités est inférieur à 10 % du nombre total de pixels de l'image initiale, l'algorithme s'arrête [30].

Vanderbrouke à appliquer cette approche à la segmentation d'images couleur de matchs football. Son objectif de la segmentation est de classer uniquement les pixels joueurs, il a présenté dans un premier temps l'étape d'extraction des pixels joueur. Cette étape est fondée sur une analyse récursive des histogrammes monodimensionnels des composantes trichromatiques R, V et B Cette analyse diffère des approches parues dans la littérature dans la mesure où elle tente de mettre en correspondance les modes détectés sur les histogrammes de chaque composante couleur afin de prendre en considération l'information couleur des pixels. Le multi-seuillage issu de l'analyse récursive des histogrammes est complété par une analyse des régions représentant les joueurs afin d'affiner l'extraction des pixels joueurs [27].

➤ **Seuillage d'histogrammes bidimensionnels**

Afin de réduire la complexité d'analyse d'images couleurs dans l'espace 3D, de nombreux auteurs n'hésitent pas à ignorer l'un des trois plans chromatiques et procèdent de façon à avoir une vue partielle de la corrélation entre les différentes composantes de l'espace mesuré.

Lezoray et autres, proposent une méthode de seuillage 2D dans l'espace couleur RVB, en combinant deux composantes telles que RV, RB, VB. L'histogramme de chaque composante est

simplifié par des opérations d'érosion morphologique pour extraire les pics significatifs de l'histogramme 2D [9].

➤ **Seuillage d'histogrammes tridimensionnels**

Ces méthodes d'analyses d'histogramme se basent uniquement sur l'aspect vectoriel de la couleur. Généralement l'extraction des modes d'histogrammes 3D se fait à l'aide des techniques issues de la morphologie mathématique. Ces techniques de seuillage sont assez rares dans la littérature à cause du fort coût en temps de calcul et la complexité algorithmique qu'elles représentent.

Postaire et Zhang développent une méthode de seuillage d'histogramme 3D, basée sur la morphologie mathématique, permettant d'obtenir une image binaire dans laquelle les centres des classes apparaissent [17].

B. Méthodes de segmentation d'images couleurs par classification des données multidimensionnelles

➤ **Méthodes de k-means (k-moyennes)**

L'algorithme *K-means* est l'un des algorithmes de classification non supervisée les plus connus, il est largement adopté en traitement d'images vu sa simplicité de mise en œuvre et sa capacité à fournir une bonne approximation de la segmentation recherchée. C'est un algorithme itératif qui minimise la somme des distances entre chaque pixel et le centre de sa classe. Ces centres sont initialement placés le plus loin possible les uns des autres afin d'optimiser la qualité des résultats obtenus. Le principe de cet algorithme consiste à échanger des pixels entre deux classes jusqu'à ce que la somme des distances intra classes ne puisse plus diminuer. Le résultat idéal serait un ensemble de classes compactes et clairement séparées. Néanmoins cette méthode nécessite comme unique paramètre un nombre de classes K prédéfini a priori par l'utilisateur. Cette méthode permet aussi de traiter rapidement des ensembles d'effectifs (pixels) assez élevés [40].

Les principales étapes de l'algorithme k-means sont :

1. Choix aléatoire des positions initiales des k classes, elles représentent aussi k centres provisoires de classes
2. (Ré-) affecter les pixels à une des k classes suivant un critère de minimisation des distances c'est-à-dire affecter chaque pixels à la classe du centre le plus proche (généralement selon une mesure de distance euclidienne).
3. Une fois tous les pixels placés, recalculer les k centres de classes.
4. Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à ce que plus aucune ré- affectation ne soit faite.

On choisit souvent comme critère d'arrêt, la stabilité des classes c'est-à-dire le processus répété jusqu'à ce que deux itérations successives conduisent à la même partition, ou lorsque le nombre d'itérations choisi par l'utilisateur au départ est atteint. 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, ainsi, le résultat final de cette méthode dépend fortement du tirage initial des points représentant les centres des classes, d'où l'obtention d'une solution locale [4].

➤ Méthodes de c-moyennes floues Fuzzy C-Means (FCM)

C'est un algorithme de classification non-supervisée floue. Issu de l'algorithme des C-moyennes (*C-means*), 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, et toutes les classes sont caractérisées 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 classes et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. 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. La classe au quelle 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 [40] :

1. La fixation arbitraire d'une matrice d'appartenance.
2. Le calcul des centres des classes.

3. Le réajustement de la matrice d'appartenance suivant la position des centres.
4. Calcul du critère de minimisation et retour à l'étape 2 s'il y a non convergence de critère.

Un autre algorithme proposé dans la littérature et qui est issu de l'algorithme *K-means* est l'algorithme ISODATA (Iterative Self-Organizing Data Analysis Techniques A). 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 et pouvant aller au delà du nombre introduit par l'utilisateur [31] :

- Lorsque la somme des inerties d'une classe devient plus grande qu'un seuil fixé, la classe est divisée en deux.
- Lorsque la distance entre les centres de gravité de deux classes devient inférieur à un autre seuil, les classes sont fusionnées.

Elle peut aussi nécessiter d'autres paramètres tels que :

- Le nombre minimale d'individus par classes (suppression d'une classe si son effectif est inférieur à un seuil fixé θ_{min}).
- Le nombre maximum de paires de classes pouvant être fusionnées.
- Le nombre maximum d'itérations θ_{max} .

Algorithme de classification par ISODATA

1. Affecter les N pixels aux k classes au hasard.
2. Calculer les centres des classes.
3. Affecter chaque pixels à la classe dont le centre est le plus proche.
4. Eliminer les classes comportant moins de θ_{min} pixels, les pixels alors restants sont affectés aux classes dont les centre sont plus proches.
5. Calculer les nouveaux centres de classes.
6. Si deux classes sont suffisamment proches, les rassembler.

7. Si la dispersion des pixels autour d'une classe est trop importante, éclater la classe en deux
8. Si le critère d'arrêt est vérifié (il n'y a pas eu des modifications ou un certain nombre $\lfloor \frac{n}{2} \rfloor$ maximum d'itérations à été atteint) on termine, sinon aller à 3.

II.2.2 Méthodes de segmentation d'images couleurs basées contours

La détection de contours dans une image couleur peut être définie, de la même manière que le cas des images en niveaux de gris, en excluant le cas des images texturées, comme la recherche de discontinuités locales. La différence réside alors dans le fait que les discontinuités doivent être recherchées dans les trois composantes de l'image couleur et non sur une seule comme dans le cas d'image monochromatique. Les méthodes de segmentation par contours consistent à identifier les transitions entre les régions de l'image, elles se caractérisent par le fait qu'elles ne prennent en compte que les informations sur le contour des objets. Ces derniers sont déterminés par des changements rapide d'intensité lumineuse ou de couleur, De façon générale, un contour est défini comme le lieu de variation significative de l'information "niveau de gris". Par conséquent, trouver les contours dans une image revient à évaluer la variation du niveau de gris en chaque pixel de l'image. Les méthodes de segmentation basées sur l'approche contour ont donc pour objectif de trouver les lieux de fortes variations du niveau de gris (Fig. II.4, Fig. II.5).

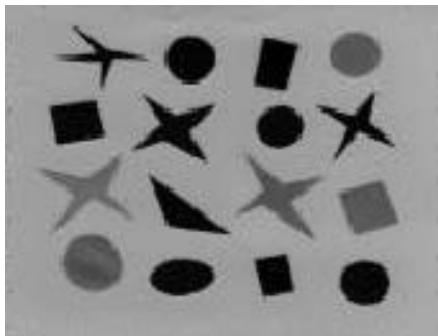


Fig. II.4 Image originale

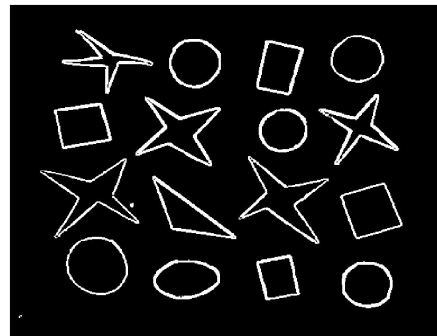


Fig. II.5 contours des objets de l'image originale

Plusieurs masques existent pour trouver les contours. On a l'opérateur de gradient, l'opérateur de Roberts, l'opérateur de Sobel, Prewitt, et l'opérateur de Laplace, celui de Méro-Vassy ainsi que beaucoup d'autres. La différence entre ces opérateurs est qu'ils ne recherchent pas les mêmes contours [32].

II.3 Conclusion

Suite aux différentes méthodes de segmentation d'images que nous avons présentées dans ce chapitre, nous pouvons conclure qu'il n'y a pas une meilleure méthode de segmentation pour tous types d'images. Les méthodes existantes dans la littérature sont adaptées à des applications particulières et ne peuvent fonctionner que sous certaines hypothèses.

Chapitre III

Méthode adoptée

III.1. Introduction

Ce chapitre est consacré à la présentation de la méthode de segmentation d'images couleurs que nous avons utilisés. La méthode que nous avons programmé repose le principe de celle d'Ohlander, Price et Reddy qui s'appuie sur la classification en utilisons les données de 9 paramètres colorimétriques de chaque pixel et de l'histogramme de chaque composante.

III.2. Description de la méthode

La méthode de segmentation que nous avons utilisée est une méthode qui est basée sur l'analyse des histogrammes monodimensionnels (1D) des composantes couleurs. Nous décrivons ici la méthode de segmentation d'images couleur par analyse d'histogrammes monodimensionnels. Les méthodes basées sur l'analyse d'histogrammes se différencient par :

- les composantes couleurs choisies ;
- les procédures de détection des modes et la recherche des seuils associés ;
- la détermination de la composante la plus représentative ;
- les critères d'arrêt de l'analyse récursive des histogrammes monodimensionnels.

III.2.1 Structure de l'algorithme mis en œuvre pour segmenter l'image

Dans notre travail on s'inspire de la méthode d'Ohlander, Price et Reddy [28] on a opté pour la structure suivante :

Début

1. *Chargement de l'image.*
2. *Transformation de l'image dans les espaces suivant : YIQ, HSV.*
3. *Calcul des 9 histogrammes correspondant à chaque composante des trois espaces.*
4. *Lissage des histogrammes.*
5. *Recherche des pics dans chaque histogramme.*
6. *Eliminer les pics non significatifs pour chaque composante.*
7. *La recherche de la composante la plus représentative.*
8. *La recherche de la valeur du pic maximal.*
9. *La recherche des bornes du pic maximal (le seuillage).*
10. *Classification des pixels en 2 classes, la classe des pixels qui appartiennent au pic principal et celle de ceux qui n'y appartiennent pas. Les pixels restant sont traités par l'algorithme (retour à l'étape 7) jusqu'à ce que le nombre de classes de l'image atteigne un certain seuil.*
11. *Affichage de l'image segmentée.*

Fin

III.2.1.1. L'organigramme correspondant à cet algorithme

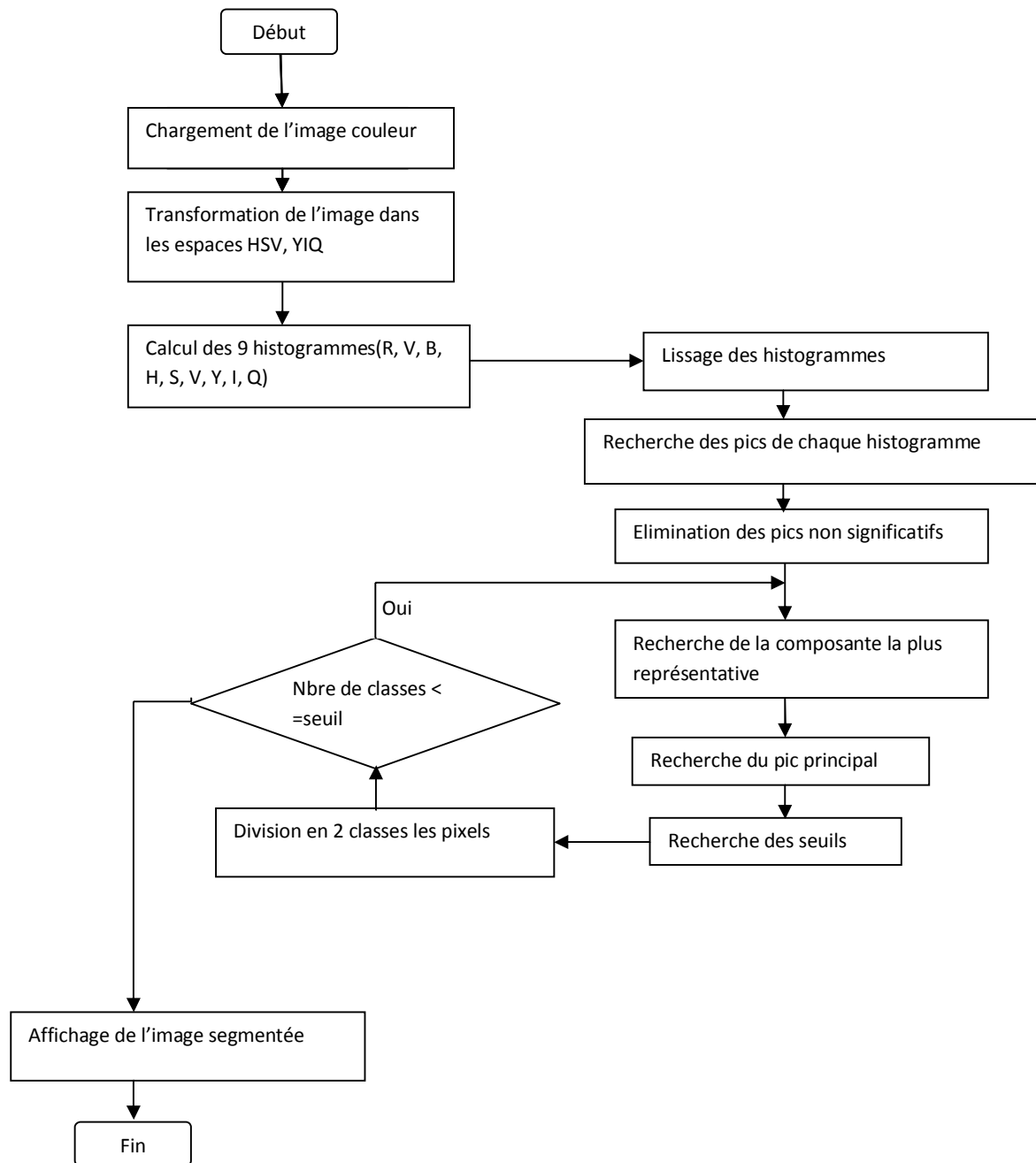


Figure III.1 : Organigramme de la segmentation utilisée

III.2.1.2. Description de chaque étape de l'algorithme

Etape1 : Chargement de l'image couleur

Une image est représentée sous forme matricielle de points appelés pixels, ce dernier étant l'unité fondamentale constituant l'image. La nature de l'image fait référence à sa couleur, l'algorithme continue son exécution car l'image sélectionnée étant une image couleur (image dans l'espace RVB).

Etape 2 : Transformation de l'image dans les espaces HSV et YIQ

L'algorithme transforme l'image de l'espace RGB vers l'espace HSV et YIQ. Ce passage est réalisé en utilisant les relations mathématiques, pour chaque espace couleur, indiquées dans le premier chapitre.

Etape 3 : Calcul des 9 histogrammes(R, V, B, H, S, V, Y, I, Q)

Après la transformation de l'image dans l'espace HSV et YIQ, On obtient au final neuf matrices (images en niveau de gris) où chacune d'elles correspond à un paramètre (R, V, B, H, S, V, Y, I, Q). L'histogramme offre une représentation graphique des différentes intensités de l'image. L'histogramme d'une image en niveau de gris associe à chaque valeur d'intensité le nombre de pixels prenant cette valeur. Pour créer l'histogramme d'une image en niveau de gris, il suffit de parcourir l'image pour compter le nombre de pixels de chaque valeur.

Etape 4 : Lissage de chaque histogramme

Le lissage d'un histogramme consiste à convoluer un filtre de taille déterminée avec cet histogramme. La difficulté est de choisir la taille du filtre ainsi que la valeur des coefficients qui lui sont associés afin de lisser au mieux l'histogramme. Parmi les méthodes de lissage, nous présenterons deux : Le *Scale-space filtering* et une méthode heuristique.

a) Le Scale-space filtering

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. Il est connu que les dérivées, les extrêmes sont des informations importantes à étudier pour obtenir un bon lissage. À partir de ces remarques, Witkin(1984) proposa une méthode appelée Scale-Space Filtering(S.S.F). Dans cette méthode, il

convolue un noyau Gaussien avec l'histogramme afin de le lisser. Le produit de convolution est donné par la formule :

$$F(x, \sigma) = f(x) * g(x, \sigma) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f(u) e^{-\frac{(x-u)^2}{2\sigma^2}} du \quad (\text{III.1})$$

* : L'opérateur de convolution

: l'écart-type du noyau Gaussien

χ : Le niveau de gris de l'histogramme

u: la moyenne.

$H(\chi)$: L'occurrence du niveau de gris.

L'espace χ, σ est appelé Scale-Space, et la courbe $H(\chi, \sigma)$ est appelée Scale-space Image de f. La localisation des passages par zéro de la dérivée seconde (qui correspond aux points d'inflexion) de $H(\chi, \sigma)$ est notée :

$$F_{xx}(\chi, \sigma) = \frac{\partial^2}{\partial \chi^2} F(x, \sigma) \quad (\text{III.2})$$

Il est important d'effectuer le produit de convolution avec un bon écart-type pour préserver au maximum la quantité d'informations contenue dans l'histogramme et de le rendre par la suite exploitable pour l'algorithme. En effet, un écart type trop petit ne lissera pas suffisamment l'histogramme et n'enlèvera pas le bruit contenu dans l'histogramme. Par contre, un écart-type trop grand lissera trop l'histogramme et risquera d'éliminer des pics ou des vallées. Donc cette méthode (S.S.F) pour la segmentation d'images couleur consiste à un lissage d'histogramme en utilisant des écarts-types variables par l'analyse des passages par zéro de la dérivée seconde. Ces passages par zéro correspondent aux points d'inflexions qui servent de bornes pour délimiter un pic.

b) Une méthode heuristique

Cette méthode [37] permet de déterminer l'écart-type du noyau Gaussien de manière heuristique. De ce fait, le temps utilisé pour trouver le meilleur écart-type pour le lissage de l'histogramme est plus rapide que par la méthode (S.S.F).

Au début de l'algorithme, l'écart-type est initialisé à $\sigma_0 = 1$, c'est à-dire initialisé avec la valeur du pas de discrétisation de l'axe des abscisses. Par la suite, la valeur de l'écart-type change suivant une formule d'actualisation qui met à jour la valeur de l'écart-type du noyau Gaussien de manière heuristique. Quand la distance maximale entre deux pics voisins est grande par rapport aux autres distances, alors il est possible de convoluer l'histogramme avec une Gaussienne ayant un écart-type plus grand. Un écart-type plus petit sera plus souhaitable. La distance maximale entre deux pics voisins est utilisé pour mettre à jour la valeur de l'écart-type utilisé par la gaussienne pour lisser l'histogramme, avec la formule $\sigma = \sqrt{d}$

L'histogramme monodimensionnel source est noté $f(x)$. L'histogramme monodimensionnel lissé résultat est noté $F(x)$, il est obtenu par la formule :

$$F(x) = f(x) * g(x, \sigma) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\mu) \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \times \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] du \quad (\text{III.3})$$

* : L'opérateur de convolution

III.3, III.4: L'équation de la courbe de Gauss d'écart-type

Nous avons opté pour un filtre moyenneur de taille élevée, utilisé avec chacun des 9 composantes et pour les espaces couleurs afin d'éliminer le bruit contenu dans l'histogramme.

Après plusieurs tests, nous avons remarqué qu'un filtre de taille 17 donne généralement de bons résultats. Il est bien évident possible d'augmenter ou diminuer la taille de ce filtre jusqu'à obtenir des résultats assez satisfaisant.

Etape 5 : La recherche des pics de chaque histogramme

Cette étape consiste à détecter tous les pics existant dans chaque histogramme, dans notre application, nous avons utilisé la procédure suivante :

Pour tout i (niveau de gris) : allant de 2 jusqu'à 254

Si $h(i) > h(i-1)$ et $h(i) > h(i+1)$

Donc $h(i)$ est un pic.

Avec $h(i)$ est le nombre d'occurrence d'un niveau de gris i .

Etape 6 : Eliminer les pics non significatifs

Après avoir calculé tous les pics des 9 histogrammes, les pics qui sont inférieurs à 10% du pic maximal (nombre d'occurrence le plus élevée) ils vont être éliminés.

Etape 7 : La recherche de la composante la plus représentative

Dans [28], [36] les auteurs supposent que la composante la plus représentative est celle pour laquelle l'histogramme correspondant possède tout d'abord le plus grand nombre de modes détectés, afin d'éviter au maximum qu'un mode de l'histogramme le plus représentatif ne corresponde à plusieurs classes dans l'image. Si plusieurs histogrammes possèdent le même nombre de modes détectés. Ils recherchent celui qui sépare le mieux les modes en présence. Pour cela, ils retiennent celui qui présente la distance maximale entre les deux modes détectés les plus proches. Si la composante la plus représentative de deux espaces couleur est le même nombre de modes et la même distance maximale entre deux pics voisins, alors le premier des deux espaces proposés est choisi comme étant l'espace le plus représentatif. Dans notre travail, la composante la plus représentative est celle qui contient le pic maximal.

Etape 8 : La recherche de la valeur du pic maximal

Il existe plusieurs méthodes pour sélectionner le pic principal dans l'histogramme. Ohlander sélectionne les modes principaux x selon les critères hiérarchiques dont le premier privilégie les intervalles dont les valeurs sont proches de 0 ou de 255 [28] pour les espaces (RGB), (I, S, T) et (Y, I, Q).

Dans notre travail le pic maximal est celui qui a le nombre de pixels (le nombre d'occurrence) maximal.

Etape 9 : Recherche des seuils

Après avoir lissé les histogrammes, il est nécessaire de détecter les bornes qui délimitent les différents pics de l’histogramme .Il existe plusieurs méthodes dans la littérature .Les techniques de seuillage sont des techniques très puissantes et très répandues dans le domaine de la segmentation d’image. Le but d’une technique de seuillage est de déterminer une valeur du seuil, dans l’histogramme afin de séparer un objet du fond ou plusieurs seuils si l’image possède plusieurs objets (on parle alors de multi-seuillage). On cite parmi ces méthodes : la méthode d’Otsu et la méthode de Fisher.

a) Méthode d’Otsu

La méthode de seuillage qui fait office de référence est la méthode d’Otsu [34], elle permet de diviser l’image en deux classes. Dans cette méthode, le meilleur seuil est celui qui minimise la variance intra-classe, il est recherché à de tous les seuils possibles. La méthode d’Otsu se déroule ainsi :

- On balaie toutes les valeurs de seuil possible T (Figure III.2) ;

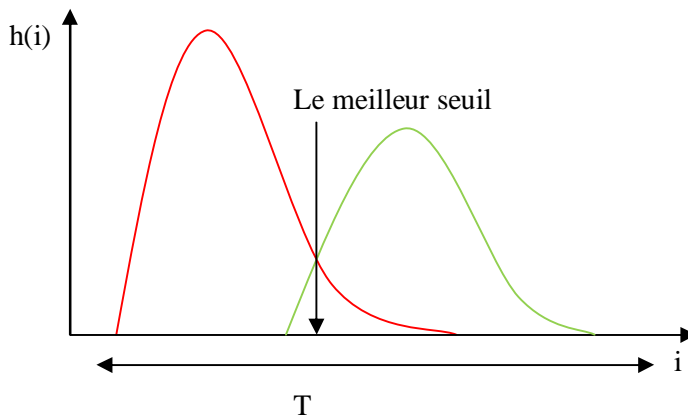


Figure III.2: seuillage par la méthode d’Otsu

- Pour chaque seuil T :
- On calcul les moyennes (μ_0, μ_1) et les variances (σ_0^2, σ_1^2) de chaque classe

$$\left\{ \begin{array}{l} \mu_0 = \frac{1}{n_0} \sum_{i=0}^T h(i) \cdot i \\ \mu_1 = \frac{1}{n_1} \sum_{i=T+1}^{L-1} h(i) \cdot i \end{array} \right. \quad (III.4)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \sigma_0^2 = \frac{1}{n_0} \sum_{i=0}^T h(i) \cdot i^2 - \mu_0^2 \\ \sigma_1^2 = \frac{1}{n_1} \sum_{i=T+1}^{L-1} h(i) \cdot i^2 - \mu_1^2 \end{array} \right. \quad (III.5)$$

- On s'intéresse à la variance intra-classes σ_{ij}^2 telle que :

$$\sigma_{ij}^2 = P_{ij} \cdot \sigma_{ij}^2 + P_{ij} \cdot \sigma_{ij}^2 \tag{III.6}$$

Les poids P_{ij} et σ_{ij}^2 représentent la probabilité d'être dans une classe qui sont donnés par la relation suivante :

$$\left\{ \begin{aligned} P_{ij} &= \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} f(i,j) \\ \sigma_{ij}^2 &= \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i-j)^2 f(i,j) \end{aligned} \right. \tag{III.7}$$

N.M: le nombre de pixels et $f(i,j)$ est le nombre d'occurrence d'un niveau de gris i.

- Le seuil optimal est celui qui minimise σ_{ij}^2 ,

b) Méthode de Fisher

Cette méthode de seuillage Fisher [35], [34] est très proche de celle d'Otsu. Seul le critère d'optimalité change. Ainsi dans la méthode Fisher, on utilise comme critère d'optimalité la minimisation de la somme des inerties des classes, calculé avec la formule :

$$W(p) = \sum_{n=1}^{Nc} \sum_{x \in Cn} f(x)(x - G(Cn))^2 \tag{III.8}$$

Avec

$$G(Cn) = \frac{\sum_{x \in Cn} x \times f(x)}{\sum_{x \in Cn} f(x)} \tag{III.9}$$

Ou : G(Cn) désigne le centre de gravité de la classe Cn.

Nc : désigne le nombre de classes.

$f(i)$: L'histogramme monodimensionnel de la composante couleur étudiée.

Nous avons opté pour une méthode très simple. Pour déterminer les valeurs des seuils, nous cherchons dans un premier temps, les pics de l'histogramme monodimensionnel lissé $h(i)$ avec $0 \leq i \leq 255$. Puis, pour chaque principal d'abscisse i_{pic} , on détermine son pic précédent d'abscisse i_p et son pic suivant d'abscisse i_s . Le seuil gauche

est la valeur de i qui respecte la relation suivante :

$$\min_{i \in \{1, \dots, n\}} \text{ avec } \sum_{j=1}^i h_j : \sum_{j=1}^i h_j \quad (\text{III.10})$$

$h(i)$: nombre d'occurrence du niveau de gris.

De même façon nous déterminons le seuil droit de valeur i qui respecte la relation suivante :

$$\min_{i \in \{1, \dots, n\}} \text{ avec } \sum_{j=i}^n h_j : \sum_{j=i}^n h_j \quad (\text{III.11})$$

$h(i)$: nombre d'occurrence du niveau de gris.

Etape 10 : Classification des pixels

On cherche tous les pixels ayant la composante la plus représentative comprise entre les deux seuils : le seuil gauche et le seuil droit, puis on leur affecte une étiquette (un numéro de classe), on soustrait ces pixels de l'image. Les pixels restant sont traités par notre algorithme (répéter les étapes de 7 à 10). Une fois le critère d'arrêt est satisfait, on aura l'image segmentée.

Critère d'arrêt

On refait les mêmes étapes (de 7 à 10) jusqu'à ce que le nombre de classes existantes dans l'image originale soient atteint.

III.3. Résultats d'application de notre méthode

III.3.1. Images utilisées

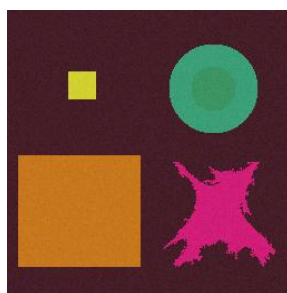
Pour tester notre méthode, nous avons utilisé les images suivantes :

a : deux images de synthèse (image test 1(a) et image test 2(c)).

b : Sept images réelles (image test 3(b), image test 4(d), image test 5(e), image test 6(f) et image test 7(g), image test 8(h), image test 9(i)).



(a)Image pomme



(b)Image synthetique



(c)Image house



(d)Image smhoue



(e)Image jellybeans2



(f)Image tigre



(g)Image étoile de mer



(h)Image nature



(i)Image onion

Figure III.3 : Images utilisées dans nos tests

III.3.2.Résultats d'application sur l'image test (pomme)

Affichage de l'image pomme

**Figure III.4** : image test 1(pomme)

Affichage des histogrammes bruts

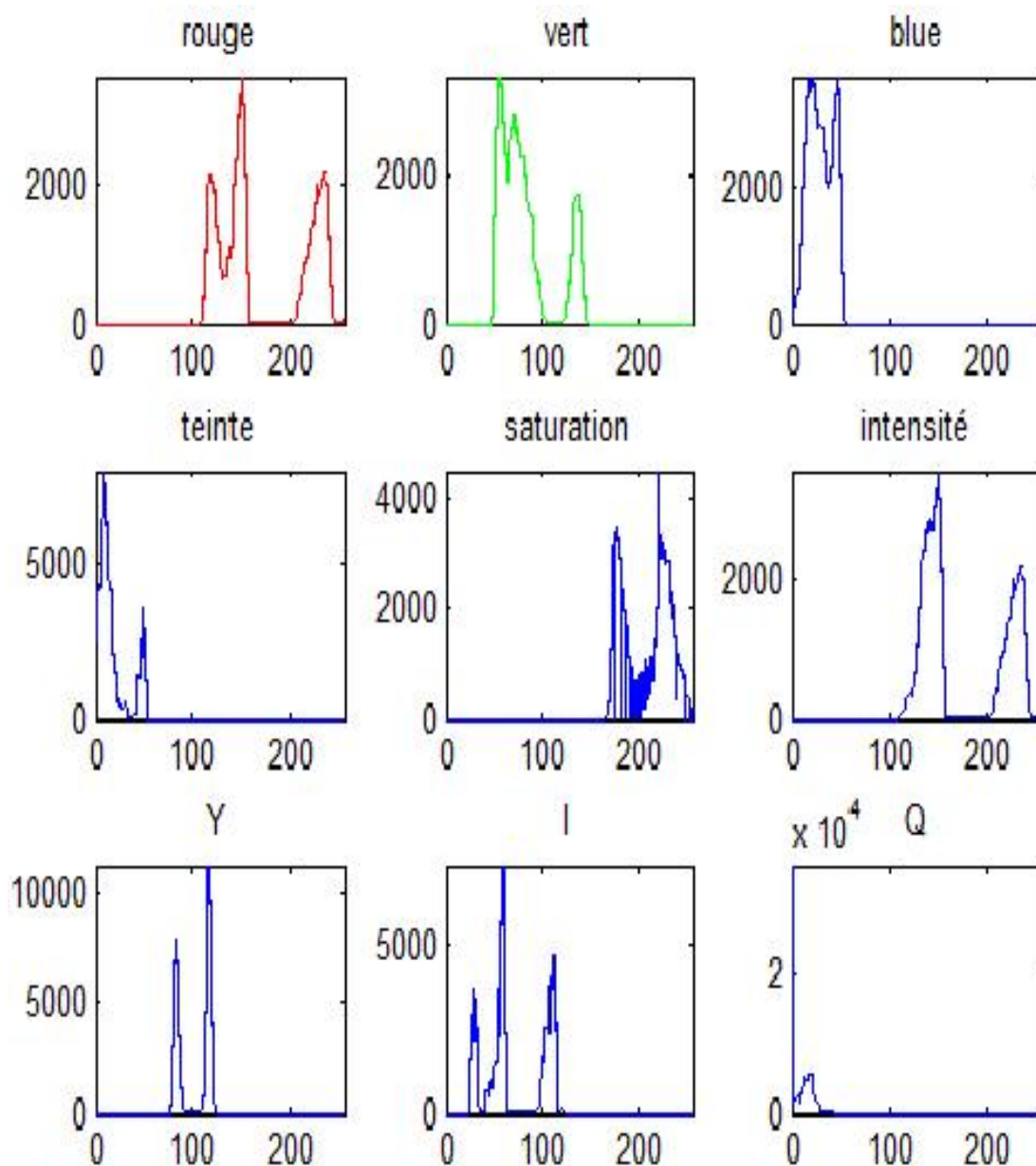


Figure III.5 : Les histogrammes bruts de l'image Pomme.

Affichage des résultats de la composante rouge

- Affichage de l'histogramme lissé de la composante rouge

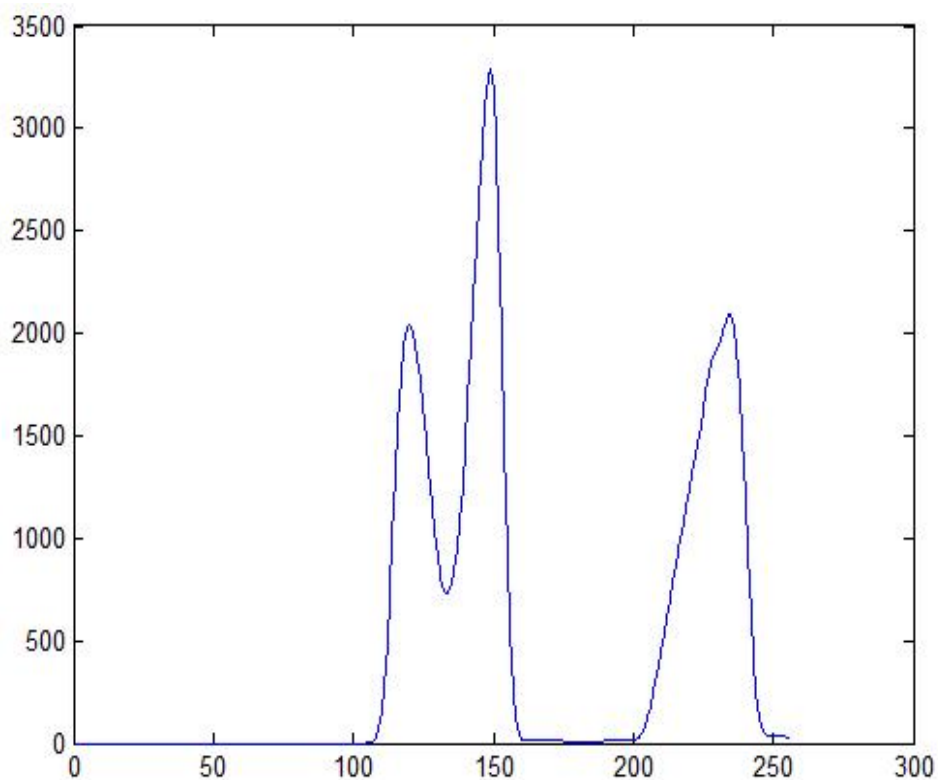


Figure III.6 : Histogramme lissé de la composante rouge

	La composante R
Nombre de pics	3
Pic maximal	3285
Niveau du gris	149
Seuil gauche	133
Seuil droit	162

Tableau III.1 : informations concernant l'histogramme de la composante rouge

Affichage des résultats de la composante verte

- Affichage de l'histogramme lissé de la composante verte

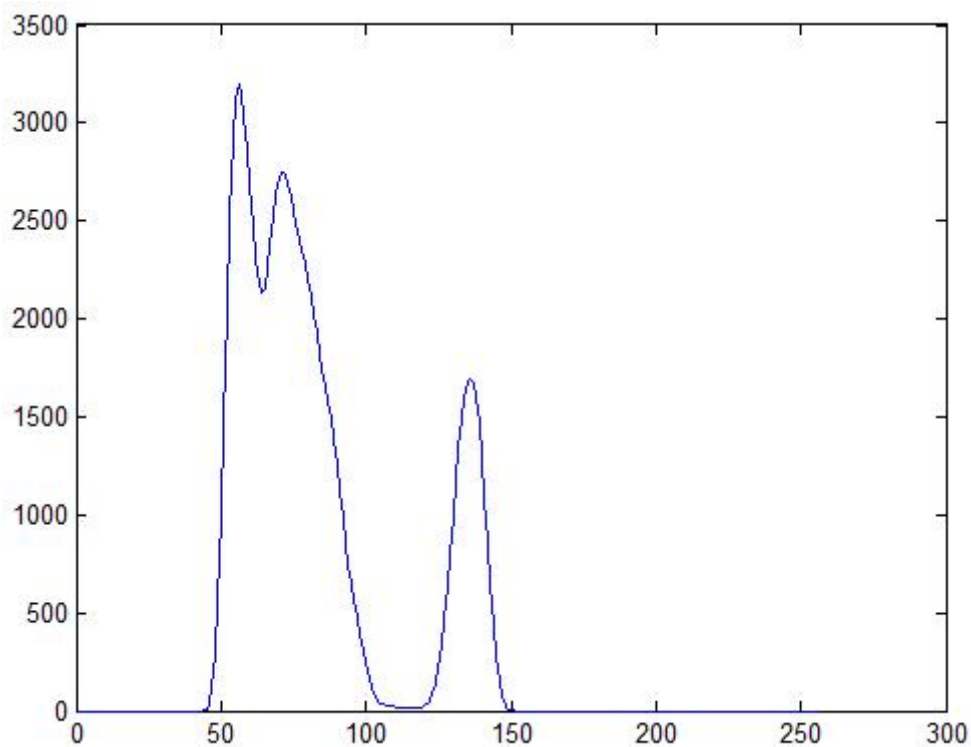


Figure III.7 : Histogramme lissé de la composante verte

	La composante verte
Nombre de pics	3
Pic maximal	3202
Niveau du gris	56
Seuil gauche	1
Seuil droit	64

Tableau III.2 : informations concernant l'histogramme de la composante verte

Affichage des résultats de la composante bleue

- Affichage de l'histogramme lissé de la composante bleue

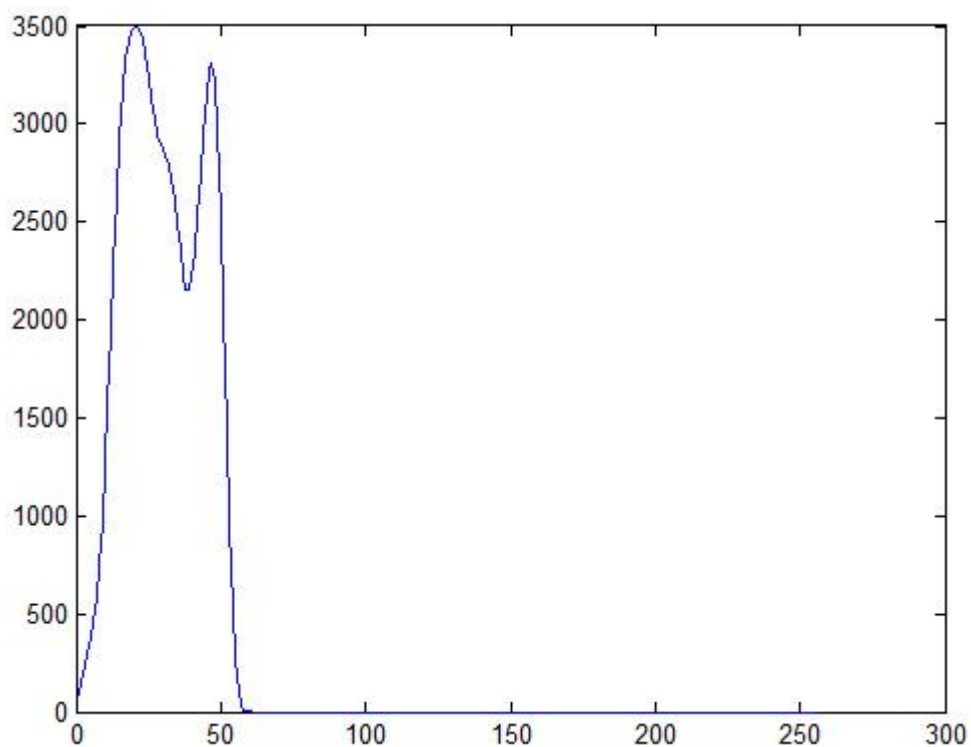


Figure III.8 : Histogramme lissé de la composante bleue

	La composante B
Nombre de pics	2
Pic maximal	3496
Niveau du gris	21
Seuil gauche	1
Seuil droit	39

Tableau III.3 : informations concernant l'histogramme de la composante bleue

Affichage des résultats de la composante teinte

- Affichage de l'histogramme de la composante teinte

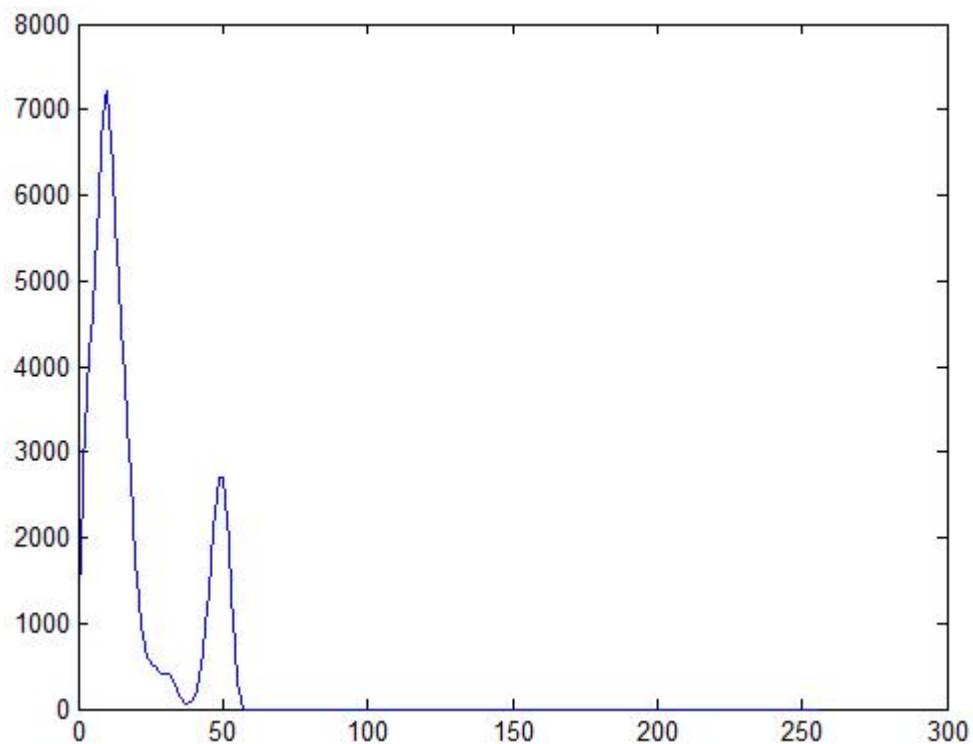


Figure III.9 : Histogramme lissé de la composante teinte

	La composante teinte
Nombre de pics	2
Pic maximal	7213
Niveau du gris	10
Seuil gauche	1
Seuil droit	38

Tableau III.4 : informations concernant l'histogramme de la composante teinte

Affichage de résultats de la composante saturation

- Affichage de l'histogramme de la composante saturation

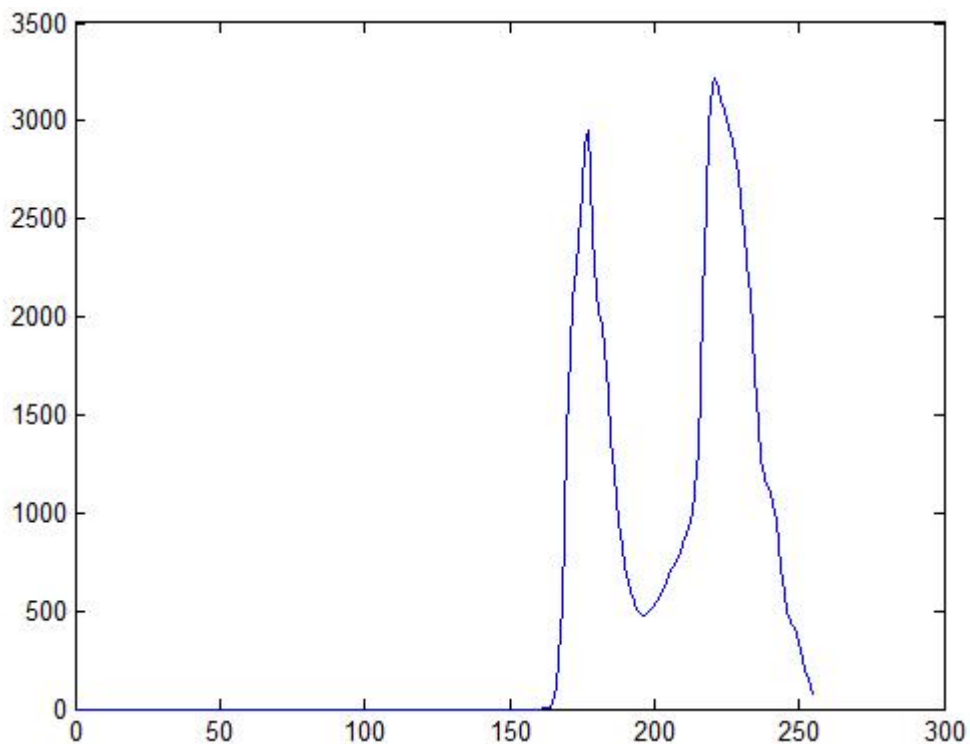


Figure III.10 : Histogramme lissé de la composante saturation

	La composante saturation
Nombre de pics	1
Pic maximal	3221
Niveau du gris	222
Seuil gauche	197
Seuil droit	256

Tableau III.5 : informations concernant l'histogramme de la composante saturation

Affichage des résultats la composante intensité

- Affichage de l'histogramme de la composante intensité

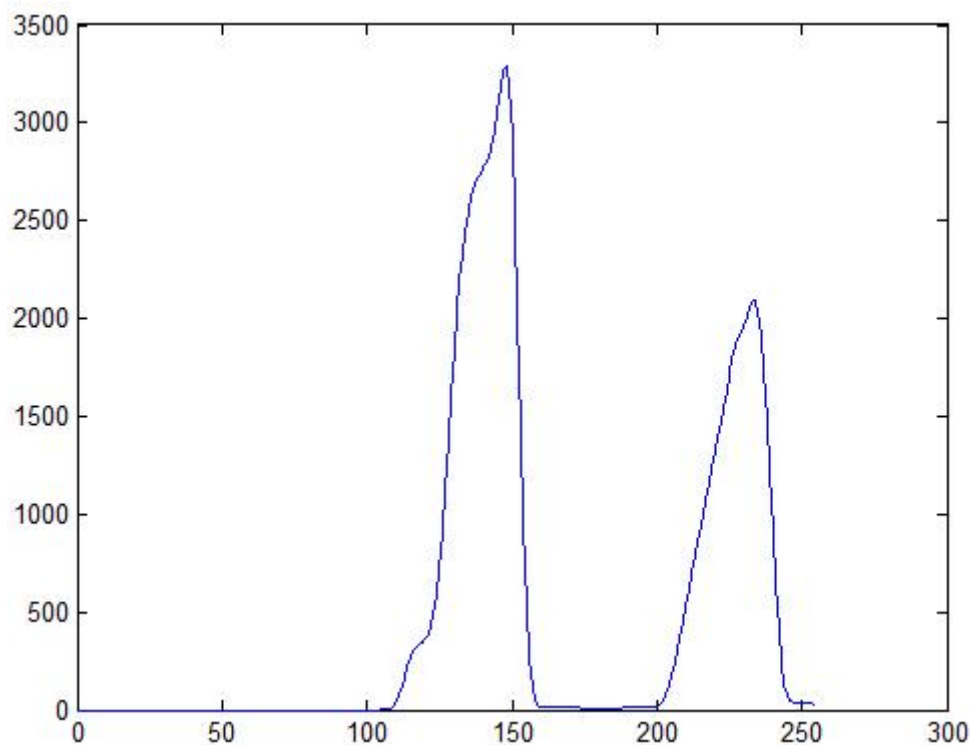


Figure III.11 : Histogramme lissé de la composante intensité

	La composante intensité
Nombre de pics	2
Pic maximal	3294
Niveau du gris	149
Seuil gauche	1
Seuil droit	162

Tableau III.6 : informations concernant l'histogramme de la composante intensité

Affichage des résultats de la composante Y

- Affichage de l'histogramme de la composante Y

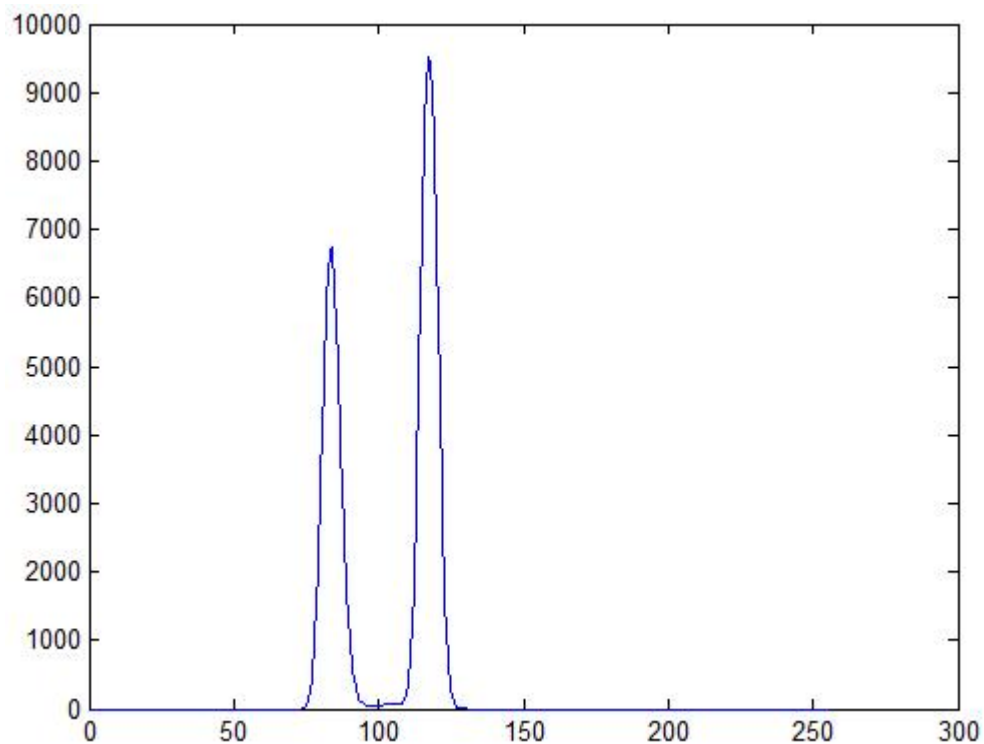


Figure III.12 : Histogramme lissé de la composante Y

	La composante Y
Nombre de pics	2
Pic maximal	9523
Niveau du gris	84
Seuil gauche	0
Seuil droit	96

Tableau III.7 : informations concernant l'histogramme de la composante Y

Affichage des résultats de la composante I

- Affichage de l'histogramme de la composante I

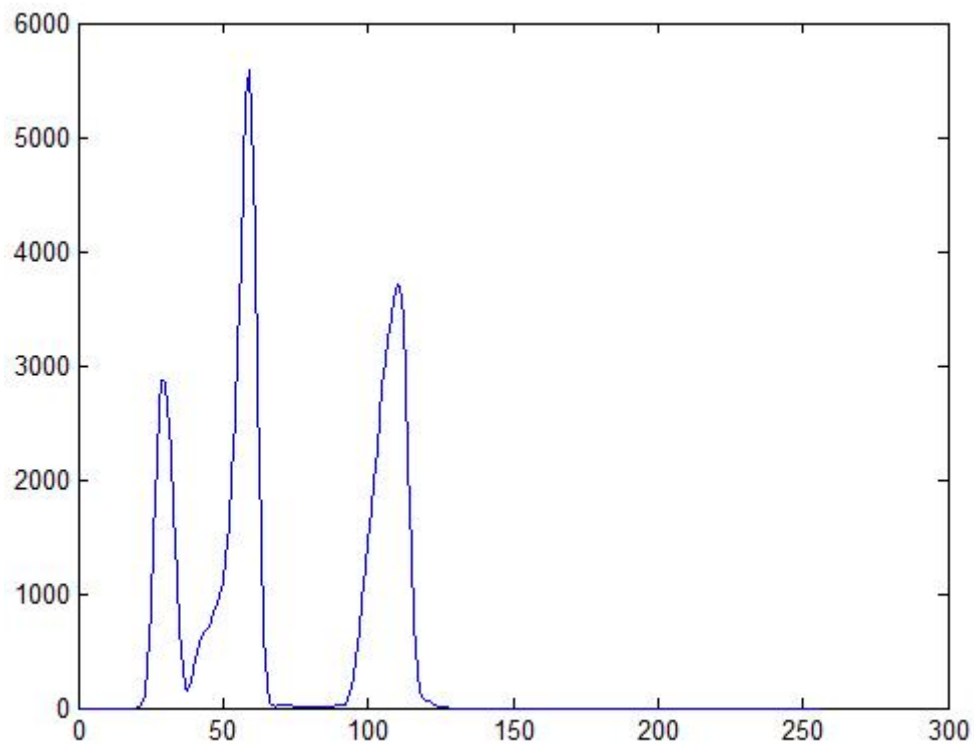


Figure III.13 : Histogramme lissé de la composante I

	La composante I
Nombre de pics	3
Pic maximal	5582
Niveau du gris	59
Seuil gauche	38
Seuil droit	68

Tableau III.8 : informations concernant l'histogramme de la composante I

Affichage des résultats de la composante Q

- Affichage de l'histogramme de la composante Q

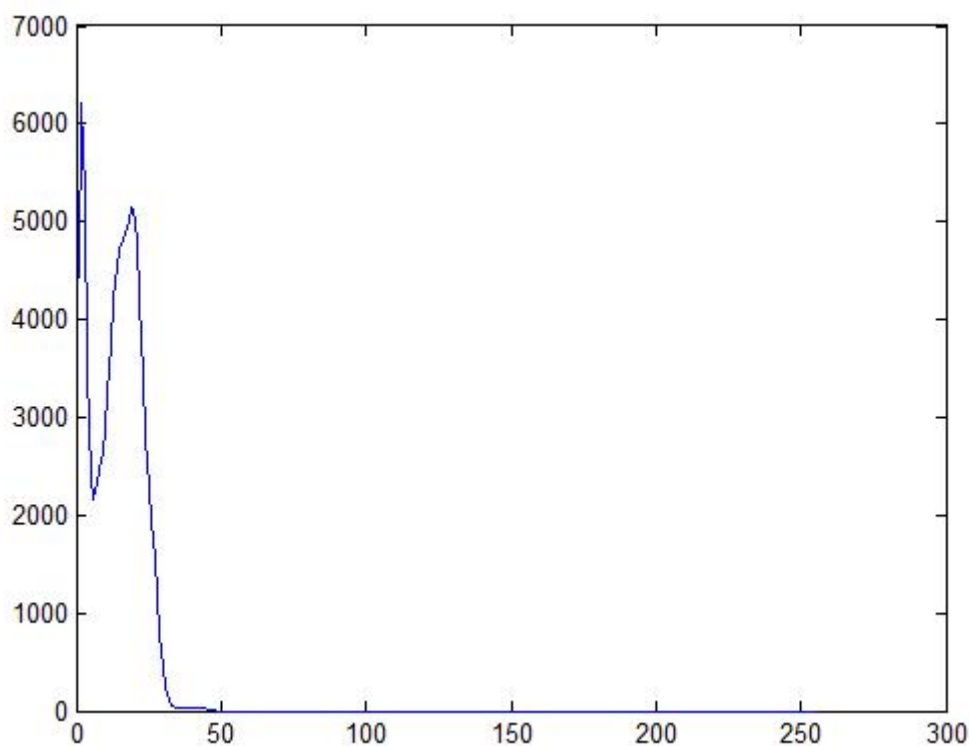


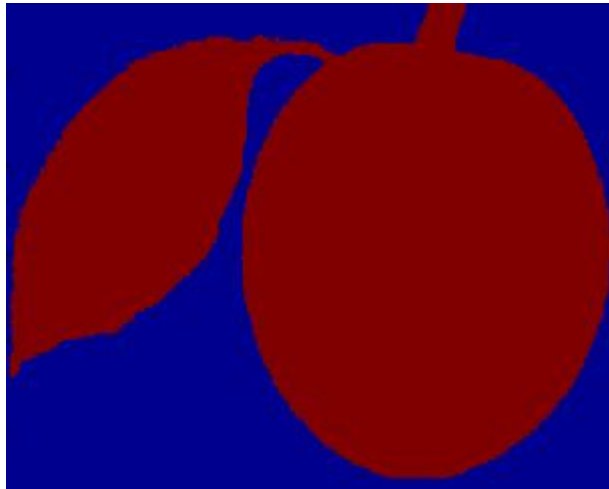
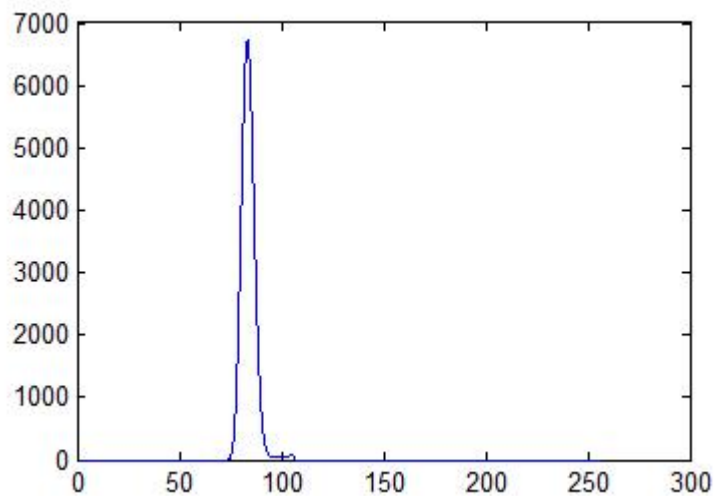
Figure III.14 : Histogramme lissé de la composante Q

	La composante Q
Nombre de pics	2
Pic maximal	6216
Niveau du gris	2
Seuil gauche	0
Seuil droit	6

Tableau III.9 : informations concernant l'histogramme de la composante Q

Discussion sur les résultats des tableaux

D'après le cas étudié la composante la plus représentative est la composante « Y », car elle contient le pic qui a le nombre d'occurrence le plus élevé (d'après les résultats du tableau III.7).

Affichage de l'image de la première itération de l'image (pomme)**Figure III.15** : Image pomme à sa première itérationAffichage de l'histogramme de la composante Y après soustraction des pixels de 1ère classe**Figure III.16** : histogramme de la composante Y

On remarque qu'à chaque itération les pixels classés (1ère classe) correspondant au fond de l'image pomme de la figure III.3, indiqués par la couleur bleue dans la figure III.15, sont éliminés de l'image et ce d'après la figure III.16, il ne reste que les pixels non classés (2ème classe) indiqués par la couleur marron foncé dans la figure III.15.

On fera les mêmes étapes jusqu'à la nième itération ou on va obtenir le résultat final qui est l'image segmentée.

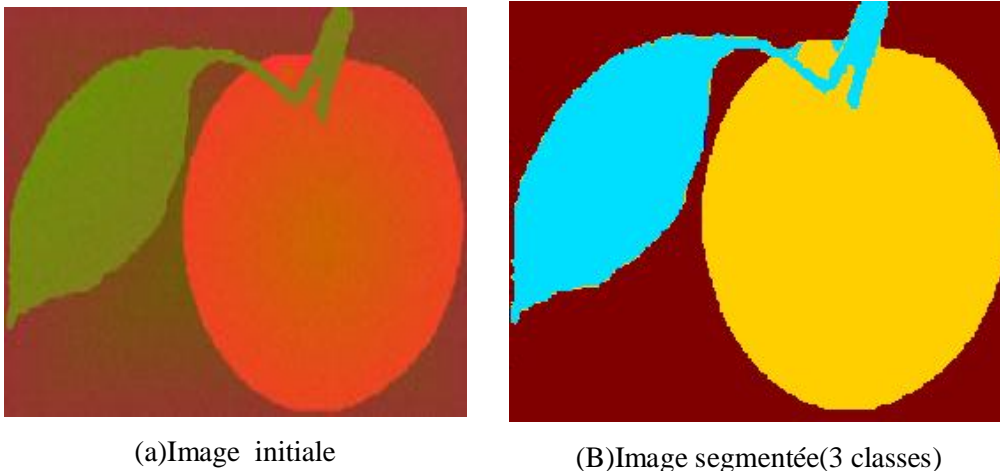
Affichage de l'image segmentée à la troisième itération

Figure III.17 : le résultat de la segmentation de l'image pomme

III.3.3 Interprétation des résultats

On remarque que les résultats obtenus sont assez satisfaisants, les objets sont bien segmentés, on remarque qu'à partir de la troisième itération on distingue tous les objets. Plus on réitère plus on représente plus de détails et les objets de notre image et le fond apparaissent au mieux.

Dans l'image (pomme) segmentée en trois classes, la segmentation tend vers une segmentation parfaite on peut remarquer presque tous les détails présents dans l'image avec des régions homogènes et des contours précis. Après avoir exécuté notre programme sur cette image test (pomme), on peut être satisfait des résultats obtenus car on obtient une image où tous les objets sont détectés. On peut aussi noter que plus on augmente le nombre d'itération plus les régions qui ont des couleurs différentes dans l'image initiale apparaissent dans différentes classes. Pour que nos résultats soient généralisés on exécutera notre programme sur plusieurs types d'images pour ensuite interpréter et discuter ces résultats, et voir à la fin au quel point la méthode utilisée est applicable.

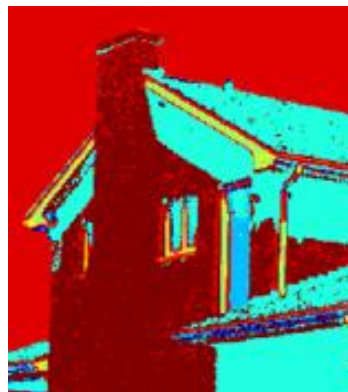
III.3. 4.Résultats d'application sur des images réelles

Application sur des images réelles

- ✓ Image house



(a)Image initiale



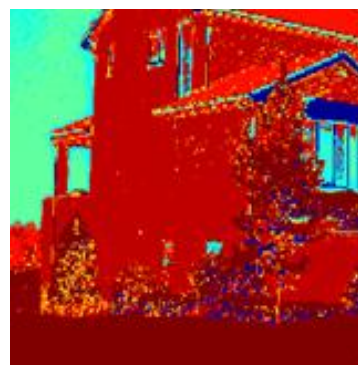
(b)Image segmentée

Figure III.18 : Image house initiale et son image segmentée (après 7 itérations)

- ✓ Image smhouse



(a)Image initiale



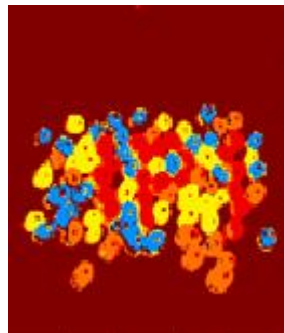
(b)Image segmentée

Figure III.19: Image smhoue initiale et son image segmentée (après 9 itérations)

- ✓ Image jellybeans2



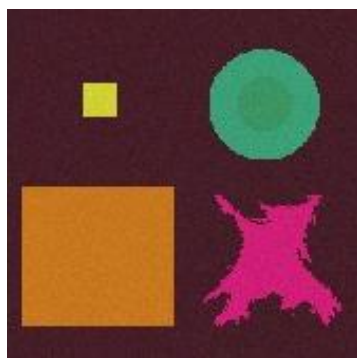
(a)Image initiale



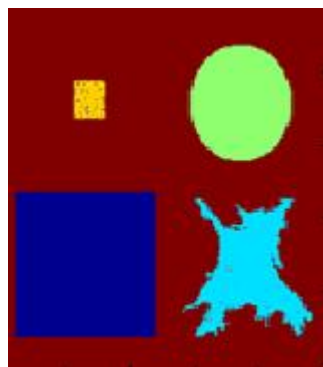
(b) Image segmentée

Figure III.20 : Image (jellybeans2) initiale et son image segmentée (après 4 itérations)

✓ Image synthétique



(a)Image initiale



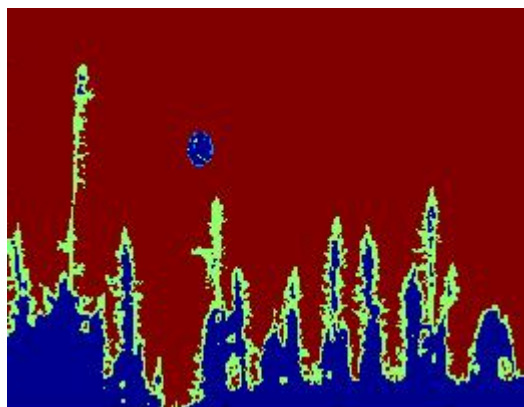
(b) Image segmentée

Figure III.21 : Image synthétique et son image segmentée (après 6 itérations)

✓ Image nature



(a)Image initiale



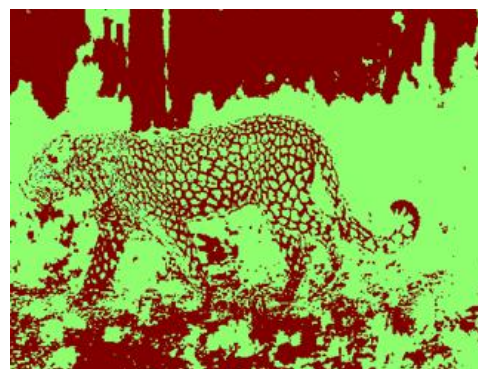
(b) Image segmentée

Figure III.22 : Image nature initiale et son image segmentée (après 4 itérations)

✓ Image tigre



(a)Image initiale



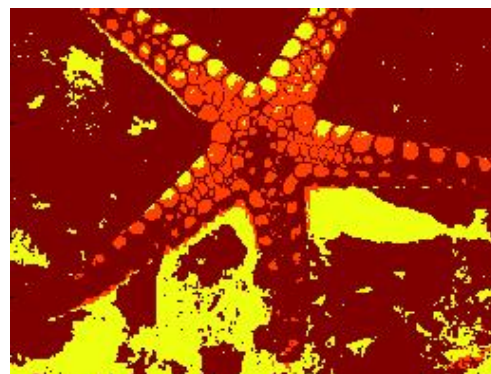
(b) Image segmentée

Figure III.23 : Image tigre initiale et son image segmentée (après 4 itérations)

✓ Image étoile de mer



(a) Image initiale



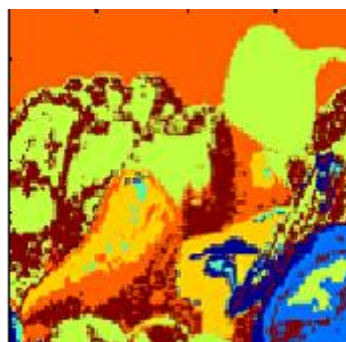
(b) Image segmentée

Figure III.24 : Image étoile de mer initiale et son image segmentée (après 4 itérations)

✓ Image Onion



(a) Image initiale



(b) Image segmentée

Figure III.25: Image Onion et son image segmentée (après 11 itérations)**III.3.5 Interprétation des résultats**

On remarque que les résultats de la segmentation sont bons, au moins pour les images des figures (de III.18 jusqu'à III.22). Les objets sont bien segmentés et on distingue presque tout les objets, pour l'image synthétique (Figure III.21) on a perdu juste le petit cercle. Pour l'image house on a détecte tous les objets de l'image initiale, même l'ombre du toit de la maison (Figure III.18). Plus on ajoute de classes plus on représente de détails et les objets de nos images et leurs fonds apparaissent au mieux. Pour les images des figures (III.18, III.20 et III.21) la segmentation tendent vers une segmentation satisfaisante, on peut remarquer presque tous les détails présents dans ces images avec des régions homogènes et des contours précis. On peut aussi noter que plus on augmente le nombre de classes plus les régions qui ont des couleurs différentes dans l'image initiale apparaissent dans différentes classes. On remarque aussi que pour la figure (III.23, III.24 et III.25) on a obtenu des résultats qui ne sont

pas assez satisfaisants vu que le type de ces images est des images texturées. On remarque que même la texture est segmentée, hors que chaque texture doit être représentée par une classe qui est le contraire dans nos résultats ((III.23, III.24 et III.25).

III.4. Conclusion

Les résultats sont satisfaisants car on arrive à détecter tous les objets existant aux images initiales. Cette méthode est appliquée sur plusieurs types d'images tests, réelles et texturées. Les couleurs qui sont apparus aux images initiales sont apparus aux images segmentées en différentes classes. Pour les mauvais résultats, concernant les images texturées, on remarque que les contours ne sont pas bien précis, mais on a toujours tous les objets qui sont détectés. Pour étendre cette méthode aux images texturées, en plus de l'information couleur, on rajoute une autre information qui est la notion texture.

Conclusion générale

Conclusion

Le travail réalisé nous a permis d'exploiter le principe d'une méthode de segmentation basée sur l'histogramme de l'image (méthode d'Ohlander, Price et Reddy) parmi une variété de méthodes existantes dans la littérature. Ce travail est pour nous l'occasion d'aborder un des domaines de recherche d'actualité qui est le domaine de traitement d'images en générale et plus particulièrement la classification et la segmentation d'images couleurs.

Après avoir rappelé quelques espaces colorimétriques et quelques types de segmentation d'image couleur dans le premier et deuxième chapitre, nous avons utilisé une méthode de segmentation d'image couleur par analyse d'histogramme en s'inspirant de la méthode d'Ohlander, Price et Reddy, on a changé ces étapes au niveau de la composante la plus représentative et ainsi la sélection du meilleur pic et critère d'arrêt.

Nous avons testé cette méthode pour un tel nombre de type d'image : Images synthétiques, images réelles et images texturés. Nous avons obtenu des résultats assez bons. Notre étude restera subjective car on a interprété les résultats qu'au moyen de la vision de l'œil humaine.

Les perspectives perçues pour l'amélioration de cet algorithme de segmentation est d'augmenter le nombre d'espaces couleurs utilisé, cela permettra d'avoir plus de paramètres pour l'analyse de chaque pixel de l'image et ainsi améliorer la qualité de la segmentation. Pour obtenir des images mieux segmentées il est préférable de remplacer le filtre utilisé pour le lissage d'histogramme par un autre plus efficace exemple un filtre gaussien ou autre.

A la fin, on peut conclure qu'il n'existe pas une méthode universelle applicable pour tous les types d'images. Mais, on peut toujours améliorer ces méthodes pour enfin aboutir à un résultat souhaitable.

Bibliographie

Références bibliographiques

- [1] Gilles Burel., «*Introduction au traitement d'images* », édition Hermes science Publication, Paris, 2001.
- [2] Boubekeur. M et Lami. B., « *Segmentation d'images couleur basée sur les espaces colorimétriques : Méthode d'Ohlander, Price et Reddy* », Mémoire d'ingénieur, département électronique, université de Tizi-Ouzou, 2008.
- [3] Toucherift S, Medrouk H., « *Segmentation par classification d'une partie de l'image* », Mémoire d'ingénieur, département automatique, université de Tizi-Ouzou, 2010.
- [4] Bitam Abdelmadjid., « *Segmentation d'image couleur par la méthode JSEG* », Mémoire de Magister, département électronique, université de Tizi-Ouzou, 2006.
- [5] Trémeau. A, Fernandez. C, Maloigne, Bonton. P, « *Image numérique couleur de l'acquisition au traitement* », édition Dunod, Paris, 2004.
- [6] Ludovic Macaire, « *Exploitation de la couleur pour la segmentation et l'analyse d'images* », Mémoire d'habilitation à diriger des recherches, Université des sciences et Technologies de lille, 2004.
- [7] Cyril Meurie, « *Segmentation d'images couleur par classification pixellaire et hiérarchie de partitions* », Doctorat de l'université de Caen /Basse-Normandie, Spécialité : Informatique, 2005
- [8] Tremeau. A., « *Contribution des modèles de la perception visuelle à l'analyse d'images couleur* », Thèse de doctorat, université de Saint-Etienne, 1993.
- [9] Lezoray Olivier. M., « *Segmentation d'images couleur par morphologie mathématique et classification de données par réseaux de neurones : application à la classification de cellules en cytologie des séreuses* ».Thèse de doctorat, université de CAEN /BASSE-Normandie, France, 2000.

- [10] Celenk. M., « *Analysis of color images of natural scenes* », Journal of Electronic Imaging, 4(4), pages 3826396, 1995.
- [11] Trémeau. A, Lozano. V et Laget. B, « *How to optimize the use of the LHC color space in color image processes* ». Dans ICS, 14(2), pages 2236228, 1995.
- [12] Ouatarra. S, « *Stratégies de segmentation d'images multi-composantes par analyse d'histogrammes multidimensionnels* », Thèse de doctorat, école doctorale d'Angers STIM, France, 2009.
- [13] Anwandeur. A, « *Segmentation d'images couleur par un opérateur gradient vectoriel échelle et contour actif : application à la quantification des phases minéralogiques du clinker de ciment* », thèse de doctorat, école doctorale des sciences de l'ingénieur de Lyon, 2001.
- [14] Savoji. M et Burge. R, « *Note on different methods based on the Karhunen-Loeve expansion and used in image analysis* ». Computer Vision, Graphics and Image Processing, vol. 29, pages 2596269, 1985.
- [15] Ohta Y., Kanade T., Sakai. T, « *Color information for region segmentation* » Dans Computer Graphics and Image Processing, vol. 13, pages 2226241, 1980.
- [16] Pablo Andrés, « *Une approche métrique pour la segmentation d'images* ». Thèse de doctorat, université de Paris Dauphine, 2005.
- [17] Ghandour.S, « *Segmentation d'images couleurs par morphologie mathématique: application aux images microscopique* ».Thèse de doctorat, université de Toulouse, 2010.
- [18] Busin. L, « *Sélection automatique d'espace couleur pour la segmentation d'images: application à la qualité de motifs de verres sérigraphies* ».Thèse de doctorat, université de Lille 1, France, 2006.
- [19] Maitre. H, « *Le traitement des images* ». édition Hermes science Publication, Paris.
- [20] Meyer. F, « *Color image segmentation* ». Dans Proceedings of the 4th Conference Image Processing and its Applications, pp.303-306 1992.

- [21] Chassery. J. M, Garbay. C, *An iterative segmentation method based on a contextual color and shape criterion*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-6, NO. 6, 1984, pp. 794-800.
- [22] Haytham Elghazel, *Analyse et identifications de bactéries dans les images microscopiques couleur de biofilms*, Mémoire d'ingénieur en Génie Informatique, Ecole Nationale d'ingénieurs de Sfax, 2003.
- [23] Schettini. R, *A segmentation algorithm for color images*. Pattern Recognition Letters, vol.14, pp. 499-506, 1993.
- [24] Coutance. V, *La Couleur en vision par ordinateur. Application à la robotique*, Thèse de l'université de Toulouse III, 1991.
- [25] Lee. J. H, Chang. B.H, Kim. S. D., *Comparison of colour transformations for image segmentation*, Electronics Letters 30 (20), 1660-1661, (1994) .
- [26] Macaire.L, Vandenbroucke.N, Postaire.J-G., *Segmentation d'images par classification spatio-colorimétrique des pixels*. Université des Sciences et Technologies de Lille, France.
- [27] Vandenbroucke.N, *Segmentation d'images couleur par classification de pixels dans des espaces d'attributs colorimétriques adaptés. Application à l'analyse d'images de football*. Thèse de doctorat, université des sciences et technologies de Lille I, 2000.
- [28] Ohlander. R, Price. K, Reddy. D. R., *Picture segmentation using a recursive region segmentation*, Computer Graphics and Image Processing 8, pp. 313-333, 1978.
- [29] Tominaga. S, *Color image segmentation using three perceptual attributes*, In proc. CVPR, pp. 628-630, 1986.
- [30] Busin.L, *Segmentation d'images couleur par analyse récursive d'histogrammes couleur monodimensionnels*, D.E.A en Automatique et Informatique Industrielle, université des sciences et technologies de Lille, France, 2003.
- [31] Younsi. M, Salmi. A, *Classification automatique des données basée sur la théorie des graphes : application à la segmentation d'images couleurs*, diplôme de master en automatique, université de Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, 2011.

- [32] Nakib Amir., « *Conception de métaheuristiques d'optimisation pour la segmentation d'images. Application à des images biomédicales* », Thèse de doctorat, université de Paris, 2007.
- [33] Cocquerez. J.P, Philipp. S., « *Analyse d'images : filtrage et segmentation* », édition Masson, 1995.
- [34] Otsu. N. A., « *threshold selection method from gray-level histograms* », IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, vol: smc-9, No. 1, 1979.
- [35] Fisher. W. D., « *On grouping for maximum homogeneity* », JASE, vol. 53, 789-798, 1958.
- [36] Tominaga. S. « *Color classification of natural color images* », Color research and application, 17(4): 230-239, 1992.
- [37] Lin. H. C, Wang L. L, Yang. S. N., « *Automatic determination of the spread parameter in Gaussian smoothing* ». Pattern recognition letters 17:1247-1252, 1996.
- [38] [http://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=image numérique.](http://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=image+numérique)
- [39] Healey C.G., Enns J.T., « *A perceptual color Segmentation Algorithm* », <http://cs.ubc.ca/~healey>, 1996.
- [40] Hachama.M et Nasse.B Olivier.F, « *Une segmentation grossière et rapide des images en couleurs* », Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris, DEA MVA 2003-2004. <http://www.tsi.enst.fr/tsi/enseignement/ressources/mti/gric/discuss.htm>

Résumé

Dans le cadre de la segmentation d'images couleur en régions, nous proposons une méthode originale qui exploite les propriétés colorimétriques des pixels pour extraire de l'image les objets d'intérêt. Elle considère que les régions sont définies comme des ensembles de pixels connexes appartenant à une même classe de pixels. Notre approche considère alors au même titre les propriétés de connexité et les propriétés colorimétriques des pixels afin de construire des régions homogènes.

Les pixels de chaque image sont affectés à différentes classes selon qu'ils représentent les mêmes propriétés colorimétriques en utilisant des méthodes classiques de classification de données multidimensionnelles fondées sur un apprentissage non supervisé.

La couleur de chaque pixel est usuellement représentée sur la base des trois composantes trichromatiques rouge, verte et bleue, mais peut être codée dans d'autres systèmes de représentation que nous avons regroupés par familles en fonction de leurs différentes propriétés.

L'originalité de notre approche consiste à classer les pixels d'une image en utilisant différents systèmes de représentation de la couleur. Pour cela, nous utilisons une méthode d'analyse d'histogrammes monodimensionnels.

MOTS-CLÉS

Image couleur, segmentation, classification, systèmes de représentation de la couleur, composantes colorimétriques.