

50376
1996
15

THESE

présentée à

L'UNIVERSITE DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE LILLE

pour l'obtention du titre de

DOCTEUR

En Productique : Automatique et Informatique Industrielle

par

Vincent ULTRE

CONTRIBUTION A LA SEGMENTATION D'IMAGES DE MOSAIOUE EN COULEUR

Soutenue le 25 Janvier 1996 devant la commission d'examen :

MM.	P. VIDAL	Président
	J. BAJON	Rapporteur
	R. BENSLIMANE	Rapporteur
	V. LATTUATI	Examineur
	H. DELEPLANQUE	Examineur
	J.-G. POSTAIRE	Codirecteur de Thèse
	L. MACAIRE	Codirecteur de Thèse



juin 2011 06/15

50376
1996
15

50376
1996
15

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier Monsieur Pierre Vidal, Professeur à l'U.S.T.L. et Directeur du Centre d'Automatique de Lille, pour m'avoir accueilli au sein de son laboratoire, et pour l'honneur qu'il me fait en présidant le jury de ma thèse.

Je remercie Monsieur Jean Bajon, Professeur à l'ENSEEIH de Toulouse ainsi que Monsieur Rachid Benslimane, Docteur d'Etat et Directeur du L.T.T.I. de l'Ecole Supérieure de Technologie à l'Université Sidi Mohammed Ben Abdellah de Fès au Maroc, d'avoir accepté d'être rapporteurs de mon travail de thèse.

Je remercie Monsieur Vincent Lattuati, Professeur au C.N.A.M. de Paris de participer à mon jury de thèse en tant qu'examinateur.

Je remercie l'Ecole des Mines de Douai de m'avoir accueilli au sein du Département Productique et plus particulièrement Monsieur Henri Deleplanque, responsable de recherche, pour son aide, sa disponibilité et d'avoir accepté d'être examinateur.

Je remercie également Monsieur Jack-Gérard Postaire, Professeur à l'U.S.T.L. et responsable de l'équipe Image et Décision, codirecteur de mes travaux de recherche, pour l'aide et le soutien qu'il m'a apportés durant ces trois années de préparation de cette thèse.

Je remercie Monsieur Ludovic Macaire, Maître de Conférences à l'U.S.T.L. et codirecteur de mes travaux de recherche, pour le temps qu'il m'a consacré et pour son aide précieuse, aussi bien en recherche que pour la rédaction du manuscrit.

Je remercie enfin tous les membres de l'équipe Image et Décision, et tout particulièrement Monsieur François Cabestaing, pour ses logiciels "Winimage" et "Classman" qui m'ont permis de développer rapidement mes procédures de traitements d'image, ainsi que Monsieur François Esson pour son logiciel "Map" de classification interactif et Monsieur Jean-Luc Bruyelle pour sa participation aux acquisitions d'images. Je remercie aussi l'ensemble du personnel du département Productique de l'Ecole des Mines de Douai pour ces trois années passées en leur compagnie.

Je suis très sensible à l'intérêt que porte l'Agence pour la Dédensification et la Réhabilitation de la Médina de Fès (ADER) à mes travaux, et je remercie particulièrement Messieurs Serrhini et El Hajjami pour leur contribution à la définition du programme des recherches qui ont abouti à cette thèse.

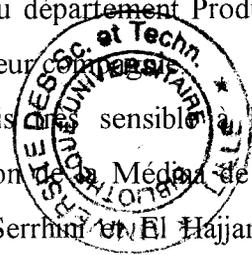


TABLE DES MATIERES

INTRODUCTION.....	1
I. LA COULEUR ET SES SYSTEMES DE REPRESENTATION.....	I-7
I.1. LA COLORIMETRIE.....	I-7
<i>I.1.1. Description physique de la couleur.....</i>	<i>I-7</i>
<i>I.1.2. La perception humaine de la couleur.....</i>	<i>I-8</i>
<i>I.1.3. Synthèse additive et synthèse soustractive.....</i>	<i>I-12</i>
I.1.3.1. La synthèse additive.....	I-12
I.1.3.2. La synthèse soustractive.....	I-14
<i>I.1.4. L'interaction entre la lumière et la surface des objets.....</i>	<i>I-15</i>
I.2. LES SYSTEMES DE REPRESENTATION DE LA COULEUR.....	I-18
<i>I.2.1. Système R V B.....</i>	<i>I-18</i>
<i>I.2.2. Système R V B normalisé.....</i>	<i>I-21</i>
<i>I.2.3. Système X Y Z.....</i>	<i>I-22</i>
<i>I.2.4. Système X Y Z normalisé.....</i>	<i>I-25</i>
<i>I.2.5. Système L T S.....</i>	<i>I-26</i>
<i>I.2.6. Systèmes $U^* V^* W^*$, CIE LAB et CIE LUV.....</i>	<i>I-29</i>
<i>I.2.7. Système I1 I2 I3.....</i>	<i>I-32</i>
I.3. CONCLUSION.....	I-33
I.4. BIBLIOGRAPHIE.....	I-33
II. LA CHAINE D'ACQUISITION.....	II-35
II.1. DE LA MOSAIQUE A L'IMAGE NUMERISEE.....	II-35
II.2. LES CAMERAS.....	II-36
<i>II.2.1. Les différents types de caméra.....</i>	<i>II-36</i>
<i>II.2.2. Les problèmes d'acquisition liés à la caméra.....</i>	<i>II-37</i>
<i>II.2.3. Le calibrage chromatique des caméras.....</i>	<i>II-38</i>
II.3. LES SYSTEMES DE VISUALISATION.....	II-40

II.4. DIFFERENTES CONDITIONS D'ACQUISITION.....	II-41
<i>II.4.1. Acquisition d'une photographie de mosaïque.....</i>	<i>II-42</i>
<i>II.4.2. Acquisition de la transition entre deux régions de couleurs différentes.....</i>	<i>II-52</i>
II.5. CONCLUSION.	II-54
II.6. BIBLIOGRAPHIE.....	II-54
III. LA SEGMENTATION DES IMAGES EN COULEUR.	III-57
III.1. SEGMENTATION D'IMAGES COULEUR EN REGIONS HOMOGENES.....	III-58
<i>III.1.1. Les méthodes de segmentation globales.</i>	<i>III-58</i>
<i>III.1.2. Les méthodes locales.....</i>	<i>III-60</i>
III.2. SEGMENTATION PAR DETECTION DES CONTOURS COULEUR.	III-63
<i>III.2.1. Les gradients marginaux.....</i>	<i>III-64</i>
<i>III.2.2. Les gradients vectoriels.....</i>	<i>III-66</i>
III.2.2.1. La méthode de Di Zenzo.	III-66
III.2.2.2. La méthode de Novak et Shafer.....	III-67
III.2.2.3. La méthode de Lee et Cok.	III-68
<i>III.2.3. Extraction des contours d'images couleur.</i>	<i>III-69</i>
III.2.3.1. Extraction des contours à partir de l'image gradient.....	III-69
III.2.3.2. Dérivée seconde directionnelle.	III-70
III.3. CONCLUSION.....	III-72
III.4. BIBLIOGRAPHIE.....	III-73
IV. LES PROBLEMES DE CLASSIFICATION DES PIXELS D'UNE IMAGE DE MOSAIQUE.....	IV-75
IV.1. PRESENTATION DE L'IMAGE DE MOSAIQUE A ANALYSER.....	IV-75
IV.2. METHODOLOGIE.....	IV-76
IV.3. PRESENTATION DU LOGICIEL MAP.	IV-78
IV.4. APPLICATION A UNE IMAGE TYPE : UNE MIRE.	IV-83
IV.5. APPLICATION A UNE IMAGE DE MOSAIQUE.....	IV-86
IV.6. LES PROBLEMES DE CLASSIFICATION DE L'IMAGE DE MOSAIQUE.	IV-89
IV.7. CHANGEMENTS DE SYSTEME DE REPRESENTATION DE LA COULEUR.	IV-90
<i>IV.7.1. Système R V B normalisé.....</i>	<i>IV-91</i>
<i>IV.7.2. Système L T S.</i>	<i>IV-93</i>
IV.8. CONCLUSION.....	IV-94
IV.9. BIBLIOGRAPHIE.	IV-95

V. EXTRACTION DES CONTOURS COULEUR.....	V-97
V.1. APPLICATION DES GRADIENTS EXISTANTS.	V-97
V.2. DETECTION DES CONTOURS COULEUR PAR RELAXATION.	V-101
<i>V.2.1. Principe général de la relaxation.....</i>	<i>V-101</i>
<i>V.2.2. Relaxation appliquée à la détection de contours d'images en niveaux de gris. ...</i>	<i>V-104</i>
V.2.2.1. Méthode de Danker.....	V-105
V.2.2.2. Méthode d'Olejnik.....	V-109
V.2.2.2.1. La relaxation d'Olejnik.	V-109
V.2.2.2.2. Application à la détection d'objets.	V-112
<i>V.2.3. La relaxation appliquée à la détection de contours en couleur.....</i>	<i>V-115</i>
V.2.3.1. Extraction des contours à partir des images trichromatiques dissociées.	V-115
V.2.3.2. Extraction des contours à partir de l'image couleur.....	V-117
<i>V.2.4. Résultats.....</i>	<i>V-119</i>
V.2.4.1. Extraction des contours à partir des images trichromatiques considérées comme indépendantes.	V-119
V.2.4.2. Extraction des contours à partir d'une image couleur.....	V-122
V.2.4.3. Influence des systèmes de représentation.	V-128
V.3. CONCLUSION.	V-130
V.4. BIBLIOGRAPHIE.....	V-131
VI. SEGMENTATION D'UNE IMAGE DE MOSAÏQUE PAR CLASSIFICATION DES PIXELS COLORES.....	VI-133
VI.1. EXTRACTION DES PIXELS DE TRANSITION.	VI-134
VI.2. EXTRACTION DES PIXELS "ACHROMES".....	VI-135
<i>VI.2.1. Les problèmes posés par les pixels "achromes".</i>	<i>VI-136</i>
<i>VI.2.2. Principe d'extraction des pixels "achromes".....</i>	<i>VI-136</i>
<i>VI.2.3. Seuillage à partir d'un histogramme.</i>	<i>VI-137</i>
<i>VI.2.4. Extraction des pixels "noirs".</i>	<i>VI-139</i>
<i>VI.2.5. Extraction des pixels "blancs".</i>	<i>VI-142</i>
VI.3. NORMALISATION.	VI-144
VI.4. CLASSIFICATION DES PIXELS COLORES.	VI-146
<i>VI.4.1. Les pixels colorés.</i>	<i>VI-146</i>
<i>VI.4.2. L'ensemble des classes.</i>	<i>VI-147</i>
VI.5. CONCLUSION.....	VI-148
VI.6. BIBLIOGRAPHIE.	VI-149

VII. RECONSTRUCTION DES REGIONS A PARTIR DES CLASSES DE PIXELS.....	151
VII.1. METHODE D'ANALYSE DE CONNEXITE.	152
VII.2. AFFECTATION DES PIXELS DE TRANSITION AUX REGIONS.....	156
<i>VII.2.1. Définition du problème.</i>	<i>156</i>
<i>VII.2.2. Affectation d'un pixel de transition à une région.</i>	<i>158</i>
VII.3. RESULTATS.....	160
VII.4. CONCLUSION.	163
VII.5. BIBLIOGRAPHIE.....	164
CONCLUSION	165

INTRODUCTION

INTRODUCTION

La vision artificielle connaît un essor grandissant au fil des années. Elle est présente dans de nombreux domaines. Dans l'industrie, la vision sert aussi bien au guidage de robots, mobiles ou non, qu'au contrôle de qualité. On utilise la vision dans le domaine de la sécurité et de la surveillance, dans le domaine de la télédétection et maintenant de plus en plus dans le domaine "grand public" par l'intermédiaire du multimédia.

La plupart des applications de la vision utilisent des caméras en niveaux de gris. Le but de la vision artificielle est de remplacer la vision humaine. Or, l'homme perçoit son environnement en couleur et non pas en niveaux de gris. De plus, on dispose d'une information beaucoup plus grande en utilisant la couleur. Si la prise en compte de la couleur en vision artificielle est relativement récente, cela vient du fait que les développements technologiques ont fait fortement chuter le coût des caméras couleur et ont mis à la portée de l'utilisateur les moyens de traitement puissants, nécessaires au traitement de cette information à des prix tout à fait abordables.

Malgré la baisse des prix des caméras couleur et l'augmentation de la puissance de calcul des ordinateurs, il existe encore peu d'applications industrielles utilisant la couleur. Parmi ces applications, on trouve le contrôle des composants électroniques (résistances, condensateurs) selon leur code de couleur, la détection ou le tri des fruits, l'analyse de scènes routières en vue de la sécurité.

A l'heure actuelle, une large majorité d'algorithmes de traitement d'image est destinée aux traitements des images en niveaux de gris, mais il est certain que dans l'avenir la couleur prendra une part de plus en plus importante dans la vision artificielle.

Dans ce mémoire, nous abordons un problème de traitement d'images pour lequel l'utilisation de l'information couleur est indispensable. Il s'agit d'un problème de restauration de mosaïques, monuments anciens de l'art hispano-mauresque qui ont fleuri aux XIVème et XVème siècles à Fès, au Maroc. Nous présentons des exemples d'images de mosaïque sur les figures 1 et 2.

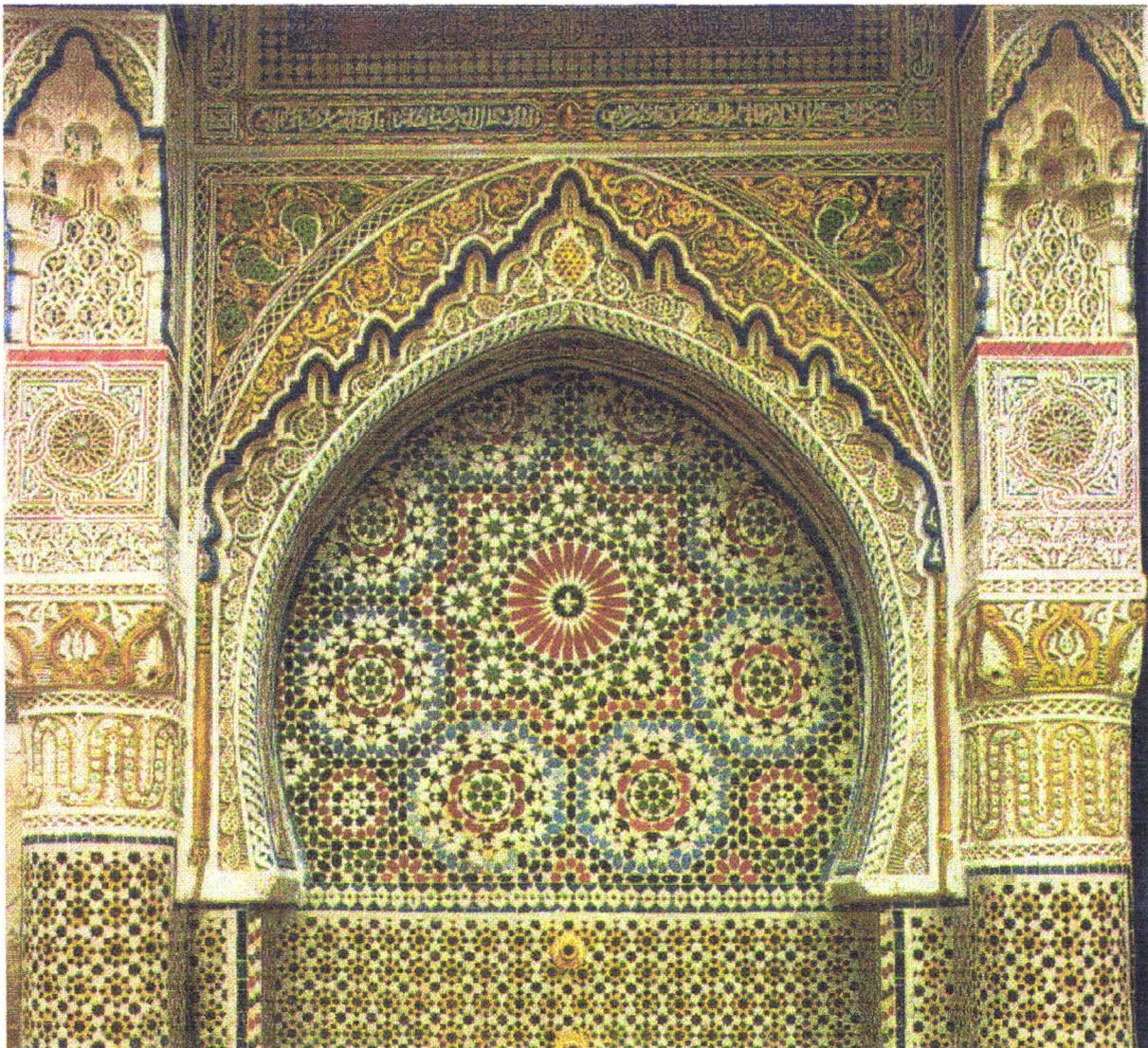


Figure 1.

En effet, dans cette ville classée "Patrimoine Mondial de l'Humanité", les revêtements muraux des édifices anciens ont tendance à se dégrader sous les effets des remontées capillaires

dans les matériaux de construction. C'est ainsi que les mosaïques qui recouvrent le bas des murs se désagrègent. Il devient urgent d'archiver et d'analyser des images de ces décors muraux afin de les reproduire pour la restauration. En effet, les artistes de l'époque découpaient les carreaux de mosaïque avec une précision que seuls quelques rares artisans savent retrouver aujourd'hui. Une solution consisterait à reproduire les tesselles, éléments constitutifs de la mosaïque, en couplant une machine de découpe jet d'eau haute pression à un système qui analyse les images recueillies sur le site historique de mosaïques préservées.

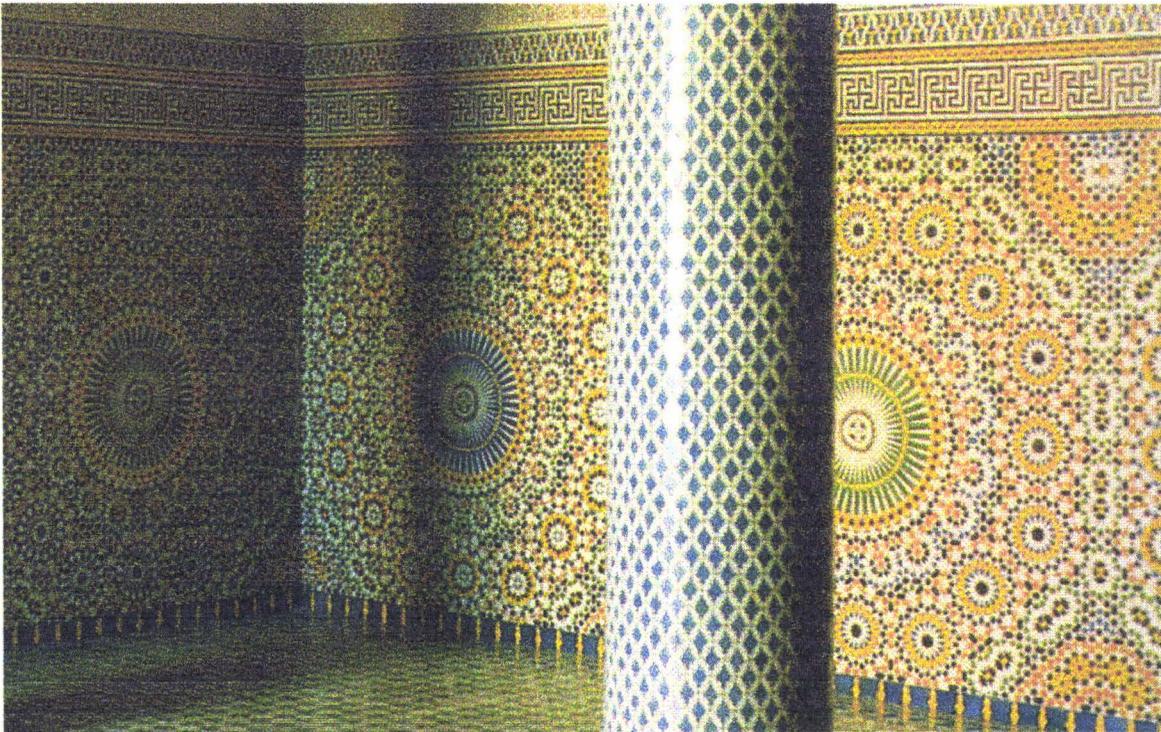


Figure 2.

L'objectif de cette thèse est d'aborder la première phase de ce projet ambitieux, à savoir de numériser des photographies couleur de mosaïques prises par des archéologues afin d'y reconnaître les différentes pièces constitutives des motifs. Il s'agit donc d'un problème de segmentation d'images couleur, puisque les pièces sont découpées dans des carreaux colorés. La grande difficulté de ce projet réside dans le fait qu'il est difficile de contrôler les conditions de prise de vues de photographies couleur de mosaïques. Ce type de prise de vues ne permet donc pas d'établir une correspondance exacte entre les images numérisées et les mosaïques, tant au niveau géométrique, qu'au niveau colorimétrique.

Notre propos est donc de segmenter les images en zones de couleurs relativement homogènes qui correspondent aux tesselles, et de les regrouper en classes de pièces de couleurs semblables. Dans le contexte de cette thèse, nous ne maîtrisons pas les paramètres de prise de vues. Nous nous proposons de porter toute notre attention sur les procédures logicielles qui permettent de segmenter les images, même si elles sont mal acquises.

Nous présentons maintenant l'organisation de ce mémoire.

Dans le chapitre I, nous exposons les notions de base de la couleur. Il est important de connaître et de comprendre ce qu'est la couleur, à quoi elle correspond physiquement, et comment nous la percevons. Une caméra couleur donne trois fois plus d'information qu'une caméra monochrome. Il faut savoir représenter cette information, la quantifier et définir le lien entre les trois informations provenant d'une caméra couleur. Nous étudierons donc les différents systèmes de représentation de la couleur.

Dans le chapitre II, dédié à l'acquisition des images couleur, nous présentons la chaîne d'acquisition qui, de la mosaïque conduit à l'image couleur numérisée sur laquelle repose notre étude.

Le chapitre III concerne l'état de l'art sur la segmentation d'images couleur. Nous exposons les diverses méthodes de segmentation avec d'un côté les approches régions et de l'autre les approches contours, et nous présentons les algorithmes existant pour la segmentation d'images couleur.

Dans le cadre des approches régions, les méthodes de classification classiques ne donnent pas de bons résultats pour la segmentation d'images couleur de mosaïques. Le chapitre IV nous permettra de déterminer les problèmes de classification des pixels sur la base de leur couleur. L'idée originale est d'utiliser un logiciel interactif dans le but de visualiser la répartition des points représentant la couleur des pixels, afin de comprendre les causes des échecs des méthodes classiques de classification sur le type d'image que nous devons analyser.

L'autre grande approche classique en traitement d'image est la détection des zones de transition entre des régions homogènes. Dans le chapitre V, nous appliquons des algorithmes d'extraction des contours en couleur, mais nous montrons qu'ils ne donnent pas de résultats satisfaisants. Nous présentons et développons des méthodes originales pour l'extraction des contours en couleur grâce à l'utilisation de techniques de relaxation, ou étiquetage probabiliste itératif.

Le chapitre VI aura pour but de remédier aux problèmes de classification mis en évidence au chapitre IV. Pour cela, en exploitant les résultats du chapitre V, nous développons une idée originale qui consiste à extraire les pixels "achromes" et les pixels de transition, dans le but de faciliter la classification.

Le Chapitre VII correspond à la phase finale de l'algorithme de segmentation d'images couleur proposé. Il est composé d'une analyse de connexité en couleur, suivi de l'affectation des pixels de transition aux régions homogènes dans le but de retrouver la géométrie de chaque pièce composant la mosaïque. Nous présentons d'autres résultats en plus de ceux présentés tout au long de ce mémoire.

CHAPITRE I

LA COULEUR ET SES SYSTÈMES DE REPRÉSENTATION

I. La couleur et ses systèmes de représentation.

La plupart des traitements en analyse d'images s'effectuent en niveaux de gris. Pour notre étude, nous utiliserons la couleur. Ce premier chapitre est destiné à familiariser le lecteur avec le concept de couleur. Nous introduisons d'abord les principales notions de colorimétrie. Puis, nous décrivons les différents systèmes de représentation de la couleur.

I. 1. LA COLORIMETRIE.

Dans cette première partie, nous présentons la notion de couleur en établissant un lien étroit avec la perception humaine, puis les différentes méthodes de synthèse de la couleur, et enfin la relation entre les objets et leur couleur.

I. 1.1. Description physique de la couleur.

La lumière est une onde électromagnétique caractérisée par la répartition spectrale de son énergie. Le domaine des longueurs d'onde auquel l'oeil est sensible est très limité : 380 à 780 nanomètres. L'analyse spectrale d'une source lumineuse permet de déterminer sa couleur et son intensité. La *luminance* ou l'*intensité* d'une lumière correspond au flux de la source lumineuse (c'est-à-dire à l'ensemble des énergies des longueurs d'onde du domaine visible). La *chromaticité* que l'on appelle couramment la *couleur*, est fonction des longueurs d'onde présentes dans le spectre et de leurs énergies. Lorsque toutes les longueurs d'onde du domaine visible sont présentes et de même énergie, on obtient une lumière blanche. Le noir est caractérisé par l'énergie nulle de toutes les longueurs d'onde du domaine visible. Plus le spectre est hétérogène, c'est-à-dire plus certaines longueurs d'onde du spectre visible sont absentes, plus la lumière est perçue comme colorée. Une lumière est monochromatique lorsqu'une seule longueur d'onde est présente dans le spectre.

Les sources lumineuses peuvent être de deux types : primaires ou secondaires. Les sources primaires telles que le soleil et les ampoules à filament incandescent, émettent directement un rayonnement lumineux. Seules les propriétés de la source caractérisent l'énergie lumineuse produite. Une source secondaire est un objet qui réfléchit la lumière émise par une source primaire ou secondaire. Elle ne fait donc que renvoyer une partie ou la totalité de l'énergie lumineuse reçue. La couleur de cette source dépend à la fois de la lumière reçue et de la pigmentation de l'objet.

La couleur d'un objet quelconque dépend de la source primaire appelée *illuminant*. Pour caractériser les différents illuminants, on utilise la notion de *température de couleur*, définie de la manière suivante : la température de couleur proximale T_{cp} d'un illuminant, (plus communément appelée température de couleur), définie par la C.I.E. (Commission Internationale de l'Eclairage), est la température (en degrés Kelvin) à laquelle il faut chauffer un corps noir pour obtenir une teinte très voisine de la couleur de l'illuminant. La couleur du corps noir varie du rouge saturé à partir de 1000°K pour tendre asymptotiquement vers un blanc bleuté [GOU 87].

1. 1.2. La perception humaine de la couleur.

La perception de la couleur par un être humain est le résultat d'un processus complexe. Nous allons en schématiser le fonctionnement en décrivant les différentes étapes nécessaires à la perception d'un objet par un être humain. Ces étapes font appel à des phénomènes physiques, physiologiques et psychologiques (cf. figure I-1).

- Phénomènes physiques : un objet réfléchit de la lumière.
- Phénomènes physiologiques : l'oeil transforme le stimulus provoqué par les rayons lumineux issus de l'objet en une information compréhensible par le cerveau.
- Phénomènes psychologiques : le cerveau interprète l'information provenant de l'oeil.

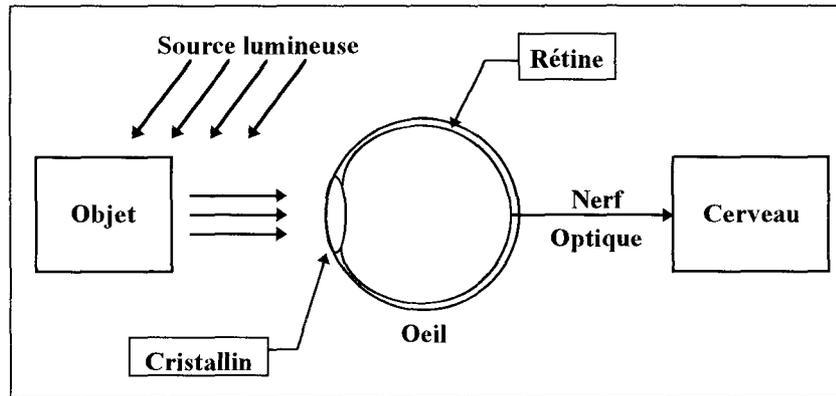


figure I-1 : Système visuel humain.

Nous avons décrit rapidement, au paragraphe I.1.1, la couleur comme un phénomène physique. Nous nous intéressons maintenant au phénomène physiologique. L'œil possède un cristallin qui permet de former l'image de la scène observée sur la rétine. Cette surface photosensible est composée de deux types de capteurs, les cônes (C) et les bâtonnets (B), qui captent la lumière et transmettent une information au cerveau par quatre types de cellules neuronales : les cellules bipolaires (BP), horizontales (H), ganglionnaires (G) et amacrines (A) (cf. figure I-2).

En vision diurne, les cônes permettent de déterminer la chrominance des objets. En vision nocturne, ils ne transmettent aucune information au cerveau. Trois types de cônes interviennent dans la perception des couleurs, chacun d'eux étant sensible à un spectre de longueur d'onde donné. Il y a des cônes sensibles dans le domaine du rouge, du vert et du bleu (cf. figure I-3). Seuls les bâtonnets sont actifs pour la vision crépusculaire car ils sont sensibles aux lumières de faible intensité. De nuit, on distingue difficilement les couleurs et l'observateur est surtout sensible aux variations de luminosité.

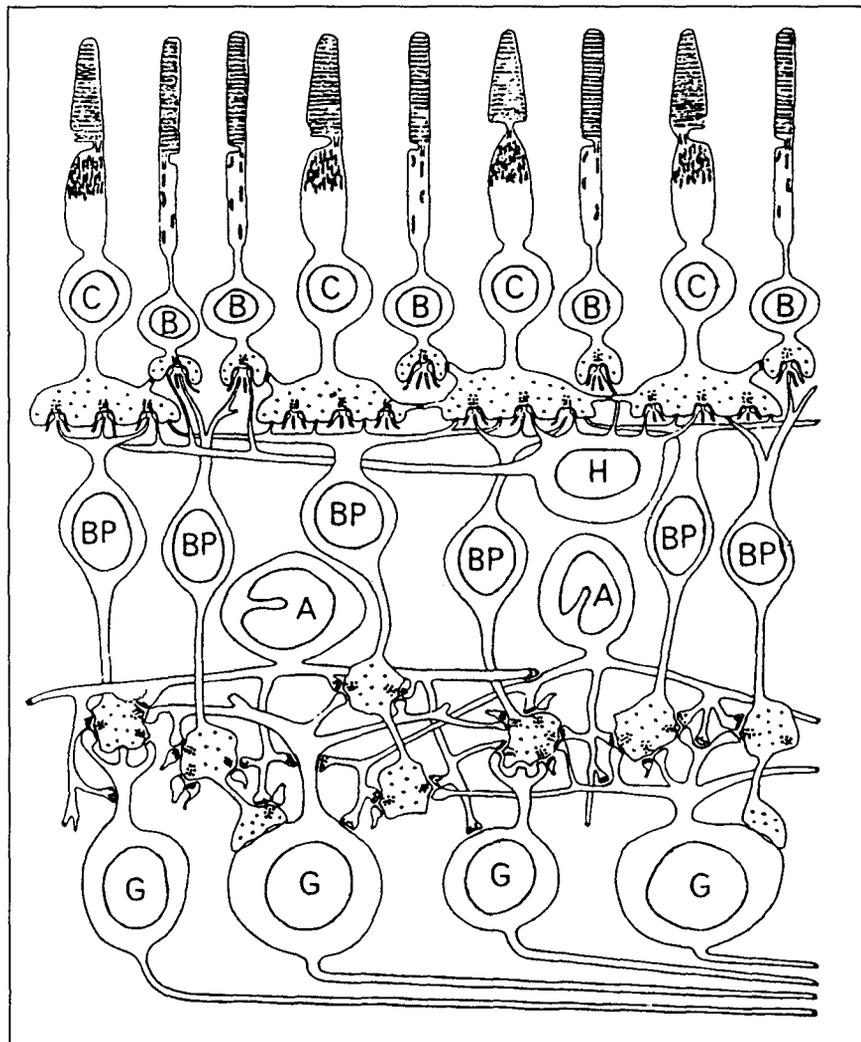


figure I-2 Morphologie de la rétine humaine à proximité de la fovéa [KOW 90].

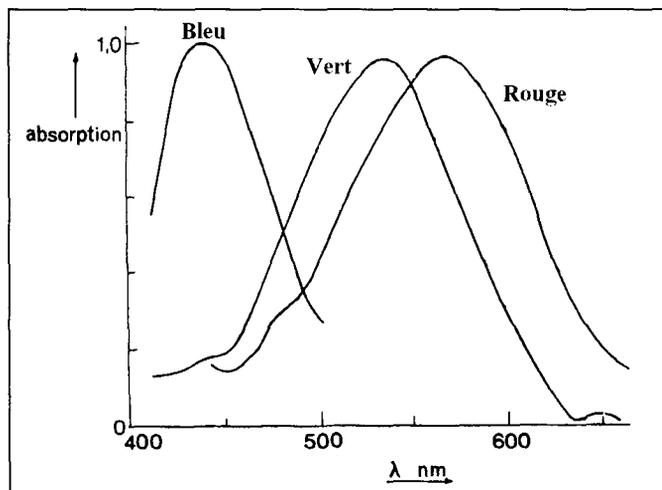


figure I-3 : Absorptions moyennes des trois pigments des cônes humains [KOW 90].
Les trois courbes ont été alignées par rapport aux absorptions maximales.

La sensibilité de l'oeil dépend de la longueur d'onde. La courbe de réponse de l'oeil est en forme de cloche avec un maximum de sensibilité vers 560 nanomètres en lumière du jour (vision photopique). Cette longueur d'onde correspond à la couleur verte. Pour qu'une source

lumineuse de couleur bleue soit aussi sensible à l'œil qu'une source de couleur verte, il faut que la source bleue soit plus puissante. Pour de faibles éclaircissements (vision crépusculaire ou scotopique), le maximum de sensibilité se situe vers 510 nanomètres. Au coucher du soleil, alors que la lumière du soleil a tendance à jaunir les objets, l'œil perçoit mieux le bleu et le violet que les autres couleurs (cf. figure I-4).

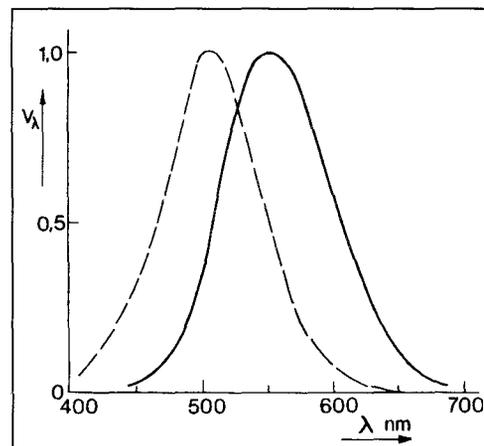


figure I-4 : Fonctions spectrales de sensibilités des visions photopique (—) et scotopique (---) [KOW90].

La perception humaine de la couleur est aussi un phénomène psychologique. L'œil envoie des signaux au cerveau qui les interprète en fonction des connaissances acquises antérieurement. La perception de couleur n'est pas innée chez l'homme. Lors de sa croissance, un bébé apprend à reconnaître les couleurs. L'apprentissage n'étant pas le même pour chaque individu, l'interprétation des couleurs peut alors différer d'un individu à l'autre. Si, pour un individu la couleur d'un objet est mauve, pour un autre, elle pourra être violette, conséquence d'un apprentissage différent. D'autre part, d'un point de vue physiologique, un daltonien peut interpréter les couleurs de façon différente.

La connaissance des couleurs des objets entre également en jeu. Prenons par exemple le cas d'un individu X possédant un véhicule de couleur bleutée à la lumière du jour. Sous un lampadaire émettant une lumière orangée, un individu Y dira que la couleur du véhicule est verdâtre, alors que l'individu X dira que sa couleur est bleutée car il la connaît sous des

conditions "normales" d'éclairage. Le cerveau corrige donc les informations provenant de l'oeil par la connaissance qu'il a des objets qui l'entourent.

D'autre part, la perception des couleurs est relative à la scène observée. Le fond de la scène influe sur la couleur des objets. On peut faire l'expérience suivante. En plaçant un objet bleu sur un fond blanc, il apparaît d'un bleu foncé (chrominance de l'objet : bleu, luminance de l'objet par rapport au fond : faible). Si on le place sur un fond noir, il apparaît d'un bleu clair (chrominance de l'objet : bleu, luminance de l'objet par rapport au fond : élevée).

L'ensemble des phénomènes entrant en jeu dans la perception de la couleur est très complexe à modéliser, et nous n'entrerons pas plus en détail dans la perception de la couleur par les êtres humains.

I. 1.3. Synthèse additive et synthèse soustractive.

I. 1.3.1. La synthèse additive.

La lumière blanche peut être décomposée en différentes couleurs par un prisme. Ce phénomène s'observe dans la nature lors de la formation d'un arc en ciel. Inversement, il est possible de créer une lumière blanche ou une autre couleur à partir de sources de lumière colorées. Selon le principe de la trichromie, trois sources lumineuses primaires sont nécessaires et suffisantes pour reproduire une lumière colorée. L'expérience d'égalisation chromatique permet de démontrer ce principe (cf. figure I-5). Dans une pièce noire, on projette sur un écran blanc une lumière de couleur non monochromatique C que l'on cherche à reconstituer. Sur une autre partie de l'écran, on projette un jeu de trois lumières colorées différentes, appelées primaires de synthèse. Le mélange d'une unité de chacune des trois primaires rouge, vert et bleu donne un blanc de référence noté W :

$$1 \text{ unité de blanc } W = 1 \text{ unité de } R + 1 \text{ unité de } V + 1 \text{ unité de } B.$$

En réglant l'intensité des trois sources primaires, un observateur peut restituer en général la même couleur que celle de la source C.

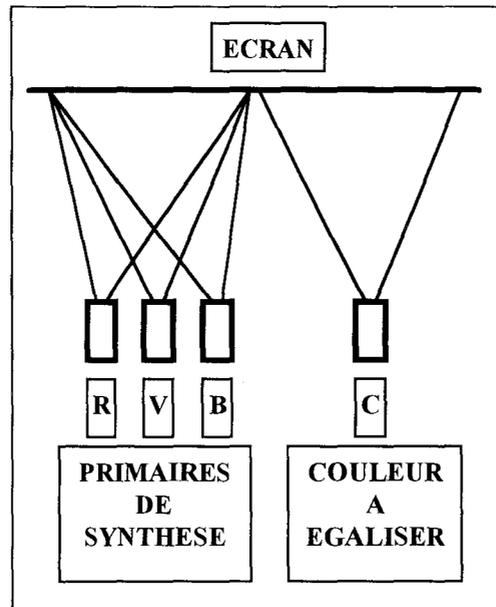


figure I-5 : Expérience d'égalisation.

La plupart des couleurs peuvent être reproduites de cette façon. Les *couleurs primaires* doivent remplir la condition suivante : l'une d'entre elles ne peut être obtenue par mélange des deux autres. Les mélanges obéissent aux lois d'additivité et de proportionnalité (lois de Grassman). Dans l'expérience d'égalisation, le fait que l'observateur perçoive de façon identique deux stimulus physiquement différents, définit le phénomène de *métamérisme*. En effet, deux distributions spectrales d'énergie différente provenant de deux sources lumineuses peuvent être perçues comme ayant la même couleur.

Le principe de synthèse additive est utilisé en télévision. La figure I-6 représente la projection de trois faisceaux, rouge, vert et bleu sur un écran blanc dans une salle obscure. Ainsi, à partir d'une combinaison de ces trois faisceaux, on parvient à créer pratiquement toutes les couleurs.

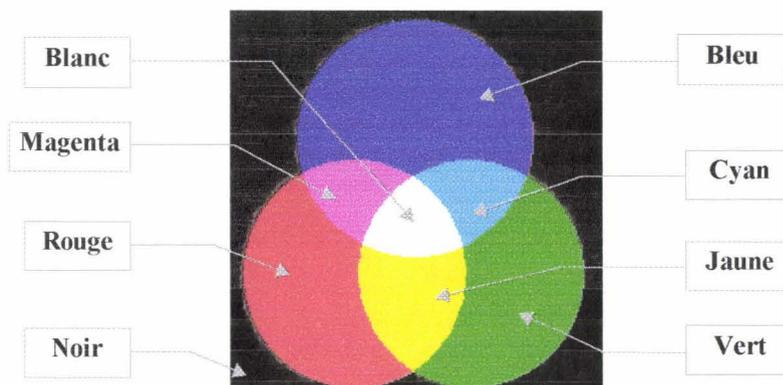


figure I-6 : La synthèse additive.

I. 1.3.2. La synthèse soustractive.

La couleur d'un objet dépend de son spectre d'absorption et de la source d'éclairage. Si un corps éclairé par une lumière blanche n'absorbe aucune des longueurs d'onde de la lumière émise, c'est-à-dire s'il diffuse tout le spectre de la lumière blanche, il sera perçu comme étant blanc. A l'inverse, s'il absorbe intégralement toutes les longueurs d'onde du domaine visible, il sera perçu comme étant noir. Lorsqu'un corps absorbe une partie de la lumière, c'est à dire qu'il soustrait des longueurs d'onde au spectre de la lumière blanche, on perçoit une couleur car le spectre de la lumière émise par l'objet ne contient plus toutes les longueurs d'onde.

Le principe de la synthèse soustractive est utilisé en peinture et en imprimerie. Sur une feuille blanche, on dispose de l'encre jaune. On éclaire l'encre par une lumière blanche représentée par les trois primaires de la synthèse additive : R, V et B. Si l'encre apparaît de couleur jaune, cela veut dire que la lumière provenant de l'encre est composée des primaires rouge et verte, car en synthèse additive : rouge + vert = jaune. Donc l'encre jaune soustrait à la lumière blanche la composante bleue. On dit que l'encre jaune piège le bleu, et on parle de *couleur complémentaire* (cf. figure I-7).

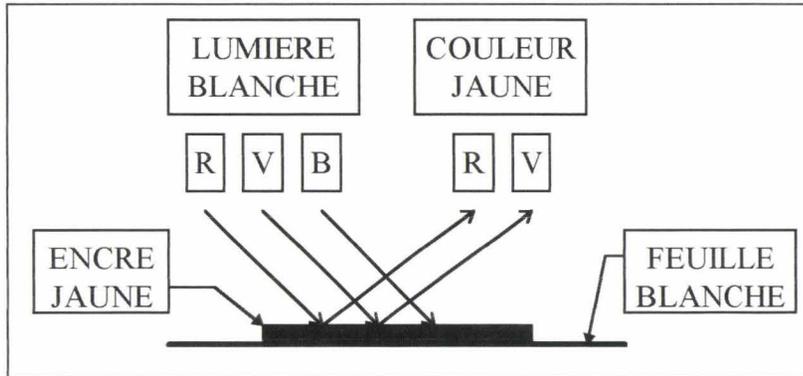


figure I-7 : Utilisation de l'encre jaune pour absorber la composante bleue.

Les primaires utilisées dans l'imprimerie ou en peinture sont le jaune, le magenta et le cyan. Elles sont dites soustractives car elles absorbent respectivement le bleu, le vert et le rouge. Théoriquement, en mélangeant les trois encres de base, on obtient du noir car chacune d'elles absorbe une des composantes rouge, verte et bleue de la lumière émise (cf. figure I-8). En pratique, pour obtenir un noir parfait, on ajoute de l'encre noire.

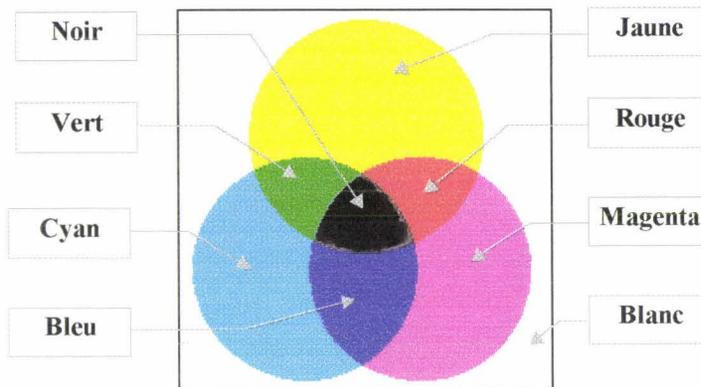


figure I-8 : Synthèse soustractive .

1. 1.4.L'interaction entre la lumière et la surface des objets.

Après avoir décrit la notion de couleur, nous présentons maintenant le comportement d'un objet éclairé par une lumière, et plus précisément les différents types de surfaces et de réflexions existants.

Il existe deux modèles de surface d'objet : les surfaces *spéculaires* et les surfaces *lambertiennes*.

- La surface lambertienne correspond à une réflexion parfaitement diffuse de la lumière. L'intensité réfléchie est indépendante de l'angle d'observation, c'est le cas pour un corps mat (cf. figure I-9a).
- La surface spéculaire parfaite correspond au miroir, pour laquelle l'intensité du rayon lumineux réfléchi dépend entièrement de l'angle d'incidence du rayon émis (cf. figure I-9b).

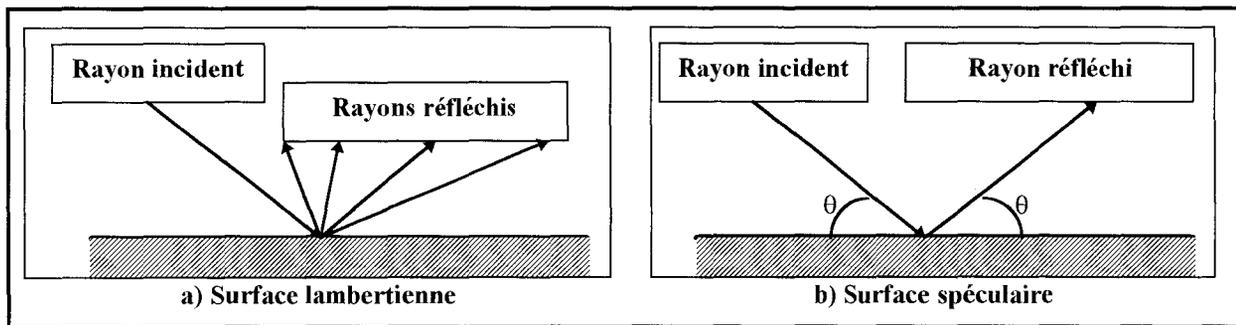


figure I-9 : Types de surfaces spéculaire et lambertienne.

En général, les deux types de réflexions spéculaire et lambertienne, sont combinés par la plupart des objets. On associe respectivement aux réflexions spéculaire et lambertienne la composante de surface et la composante profonde. La composante de surface correspond à la lumière réfléchie à la surface de l'objet. Elle possède le même spectre que la lumière incidente. Ainsi, un objet observé par l'intermédiaire d'un miroir conserve sa couleur. La composante profonde pénètre dans l'objet qui contient des particules appelées « pigments ». Ces derniers absorbent l'énergie de la lumière incidente et déterminent donc la couleur de l'objet. Pour un corps éclairé par une lumière blanche, si les pigments capturent une partie de l'énergie lumineuse du domaine visible, le corps est coloré. Si les pigments absorbent la totalité du spectre, alors le corps est noir (cf. figure I-10).

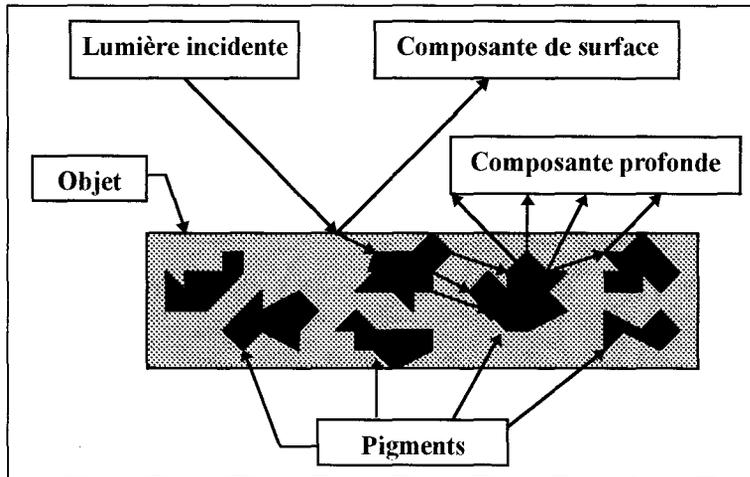


figure I-10 : Réflexions lambertienne et spéculaire.

Une visualisation 3D de la quantité de lumière réfléchiée en chaque point de la surface d'un objet possédant les deux types de réflexion pour toutes les directions d'observation est présentée en figure I-11. Cette représentation a été obtenue par le modèle de Horn dont la formulation est basée sur une somme pondérée de la réflexion lambertienne et de la réflexion spéculaire [HOR 77].

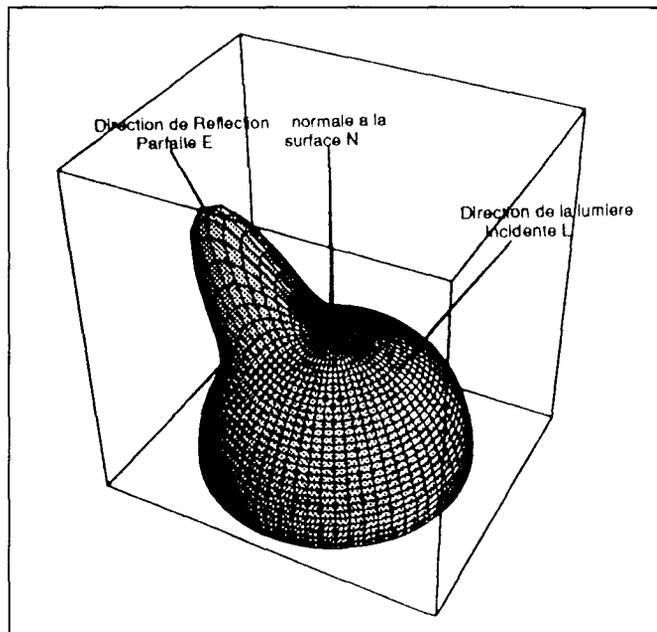


figure I-11 : Modèle de réflexion de Horn [BAR 91].

I. 2. LES SYSTEMES DE REPRESENTATION DE LA COULEUR.

Nous avons déterminé qualitativement ce qu'est la couleur, mais pour traiter cette information, il faut la quantifier. Dans cette partie, nous présentons une liste, non exhaustive, des systèmes de représentation des couleurs [TRO 91].

I. 2.1. *Système R V B.*

Comme nous l'avons vu au paragraphe I.1.3.1, il est possible de représenter une couleur C par combinaison additive de lumières de couleurs primaires Rouge, Verte et Bleue notées R, V et B. Elles sont des couleurs monochromatiques de longueurs d'onde bien définies. $r(\lambda)$, $v(\lambda)$, $b(\lambda)$ représentent les fonctions de mélange, appelées *fonctions colorimétriques*. Ces fonctions correspondent aux intensités relatives des lumières primaires nécessaires pour reproduire une couleur monochromatique de longueur d'onde λ . Toutes les couleurs peuvent être reproduites à l'aide de ces trois primaires. Mais pour certaines longueurs d'onde, les fonctions colorimétriques sont négatives. En pratique, il n'est donc pas possible de reproduire toutes les couleurs.

La figure I-12 représente les fonctions colorimétriques $r(\lambda)$, $v(\lambda)$ et $b(\lambda)$ pour des primaires de longueurs d'onde 440, 540 et 600 nanomètres. Ces fonctions présentent un maximum à la longueur d'onde de leur propre couleur primaire.

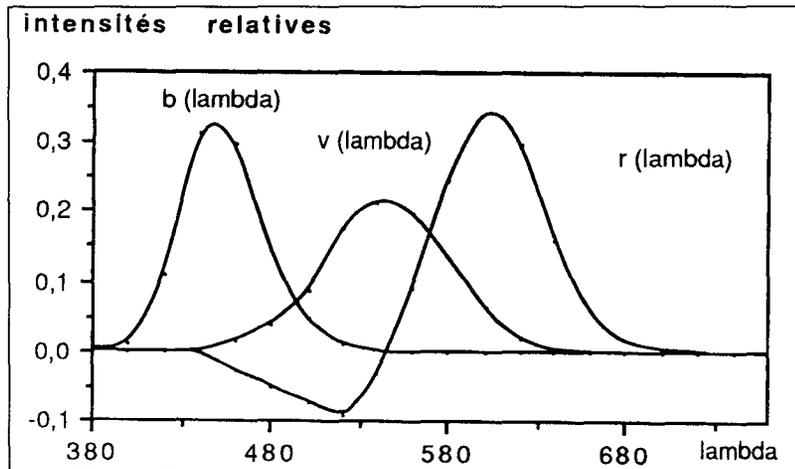


figure I-12 : Représentation des composantes $r(\lambda)$, $v(\lambda)$, $b(\lambda)$, en fonction de la longueur d'onde [DOR 90].

En 1931, la Commission Internationale de l'Éclairage a choisi comme primaires monochromatiques rouge, verte et bleue les couleurs de longueurs d'onde suivantes :

Rouge : 700nm;

Vert : 546,1nm;

Bleu : 435,8nm.

L'expérience montre que pour obtenir le blanc équiénergétique, défini par une énergie constante quelle que soit la longueur d'onde, les trois primaires ont les luminances relatives suivantes, en prenant l'énergie du rouge comme référence :

1 pour le rouge ;

$$\frac{V}{R} = 4,5907 \quad \text{pour le vert ;}$$

$$\frac{B}{R} = 0,0601 \quad \text{pour le bleu.}$$

Chaque couleur peut être représentée dans un espace tridimensionnel (cf. figure I-13). Nous définissons un repère orthonormé appelé « cube des couleurs » dont l'origine O correspond au noir ($R=V=B=0$) et les trois primaires R, V et B sont les axes du repère. Tout point C, de coordonnées R_c , V_c , B_c , appelées *composantes trichromatiques*, représente une couleur. Une image couleur numérisée est donc composée de trois *images trichromatiques*

rouge, verte et bleue. Chaque couleur est définie par un vecteur. La droite passant par le point noir et par le point blanc, s'appelle l'axe des gris. Elle contient toutes les nuances de gris du noir au blanc.

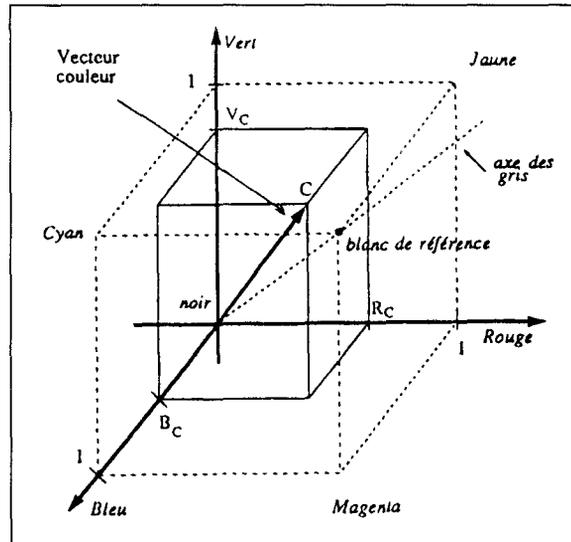


figure I-13 : Espace tridimensionnel R V B.

L'espace RVB de la figure I-13 ne définit que les couleurs dont les fonctions colorimétriques sont positives, de telle sorte que seules les couleurs qui, en pratique, peuvent être égalisées à partir des trois primaires sont représentées dans ce cube des couleurs. Il a été proposé une autre représentation du système RVB où toutes les couleurs sont présentes, y compris celles avec une fonction colorimétrique négative (cf. figure I-14) [COU 91].

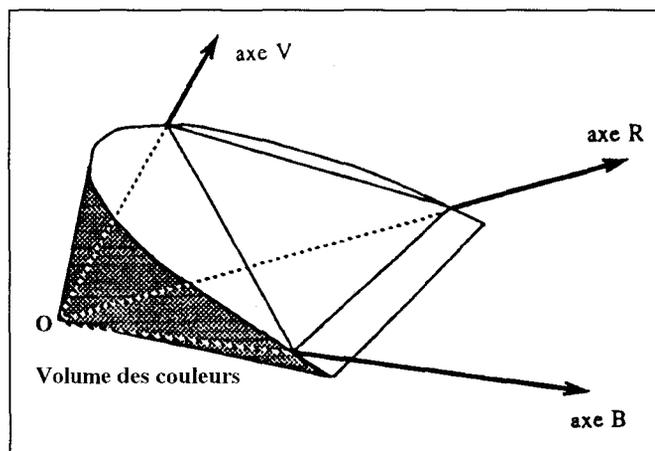


figure I-14 : Espace RVB et cône des couleurs.

En projetant l'espace de la figure I-14 sur le plan ROV, on obtient le diagramme de chromacité, présenté sur la figure I-15. La courbe nommée spectrum locus correspond à

l'ensemble des couleurs monochromatiques. Les couleurs qui ont un coefficient négatif sur l'axe R ne peuvent pas être représentées en synthèse additive.

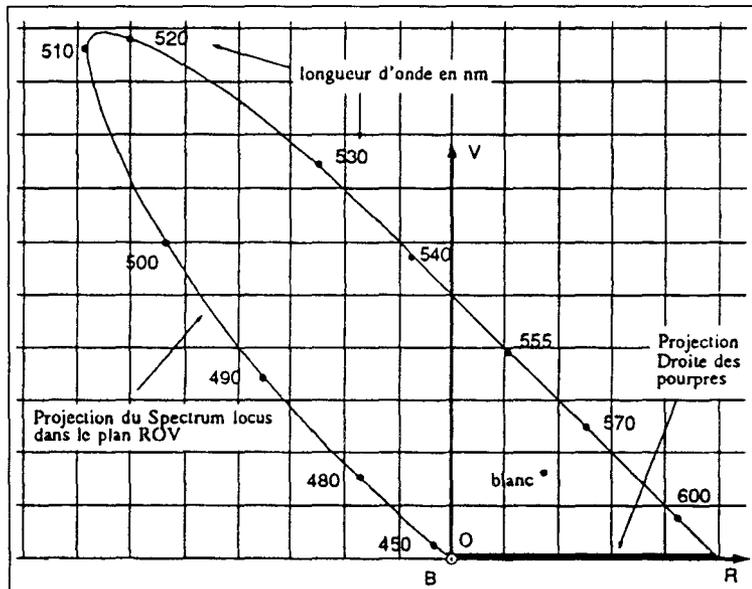


figure I-15 : Diagramme de chromaticité de Wright et Guild.

I. 2.2. Système R V B normalisé.

L'espace tridimensionnel du système R V B ne permet pas de représenter facilement les couleurs. Une représentation plane serait plus pratique. Pour cela, il faut supprimer une des trois composantes. L'information que l'on désire isoler dans ce système est la chrominance.

Soient r , v , b les composantes du système normalisé, appelées *coordonnées trichromatiques* (ou *composantes réduites*, ou *composantes normalisées*), calculées à partir des composantes trichromatiques R, V, B :

$$r = R / (R + V + B) \qquad v = V / (R + V + B) \qquad b = B / (R + V + B)$$

Ces trois composantes r , v et b sont proportionnelles respectivement aux trois composantes R, V et B. Si on représente les trois composantes r , v , b dans un espace vectoriel tridimensionnel, la différence entre les systèmes RVB et RVB normalisé intervient sur la norme du vecteur correspondant à l'attribut luminance calculé par l'équation suivante :

$L = (R + V + B) / 3$. Comme $r + v + b = 1$, la connaissance de deux des composantes permet

de déterminer la troisième. De manière géométrique, cette transformation correspond à la projection du point de couleur C sur le plan normal à l'axe des gris d'équation : $R + V + B = 1$ (appelé plan π ou plan unité). Les intersections de ce plan avec les plans ROV, VOB, BOR donnent les côtés d'un triangle équilatéral appelé triangle de Maxwell ou *triangle des couleurs* (cf. figure I-16).

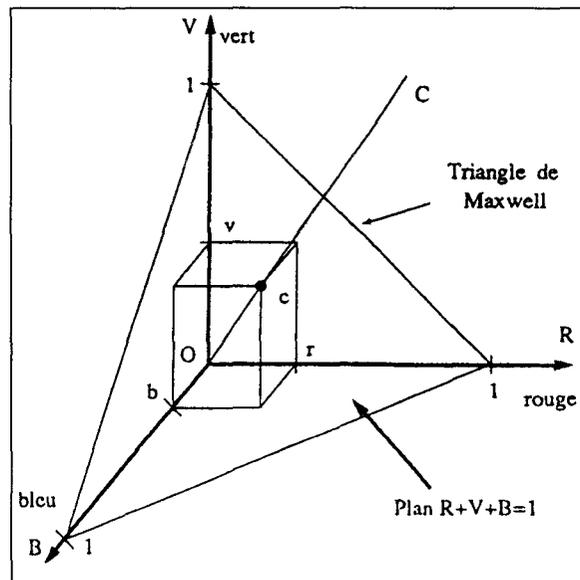


figure I-16 : Système RVB et triangle de Maxwell [COU 91].

I. 2.3. Système X Y Z.

Le système R V B présente deux inconvénients pratiques :

- Pour certaines couleurs, on obtient des coefficients négatifs.
- La luminance est représentée par un plan. Elle n'est pas une composante du vecteur couleur, mais une combinaison linéaire des composantes.

Il faudrait un système de représentation possédant un axe de luminance pour lequel les coordonnées chromatiques soient toujours positives.

En 1931, la CIE définit un système de primaires virtuelles X, Y et Z, obtenu par transformation linéaire du système R V B. On l'appelle « système de référence colorimétrique de la CIE 1931 » ou, plus couramment, « système X Y Z » (cf. figure I-17) [CIE 31].

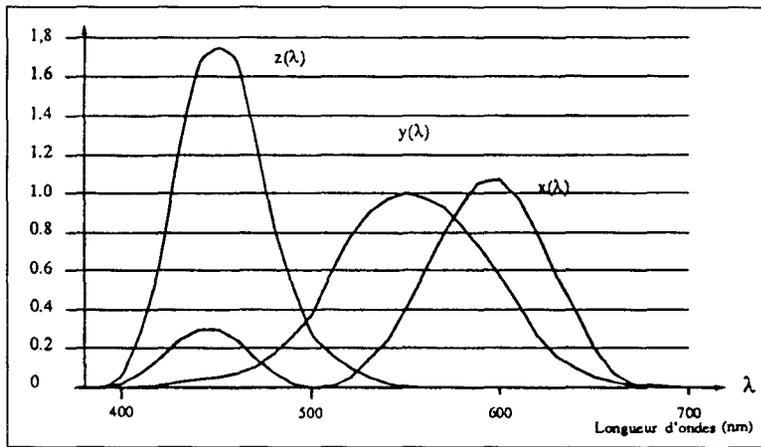


figure I-17 : Représentation des fonctions colorimétriques $x(\lambda)$, $y(\lambda)$, $z(\lambda)$ des primaires X, Y, Z de la CIE [COU 91].

La transformation du système R V B dans le système X Y Z est donnée par l'équation suivante :

$$\begin{bmatrix} X_C \\ Y_C \\ Z_C \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_R & X_V & X_B \\ Y_R & Y_V & Y_B \\ Z_R & Z_V & Z_B \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} R_C \\ V_C \\ B_C \end{bmatrix}$$

équation I-1

Les coefficients de la matrice de passage sont définis en fonction de l'environnement dans lequel on se place [TRE 93] (type d'illuminant, couleurs de référence, ...).

Voici différents types d'illuminants définis par la C.I.E. :

- La lampe au tungstène incandescent (illuminant A) : $T_{cp} = 2856K$.
- La lumière directe du soleil (illuminant B) : $T_{cp} = 4874K$.
- La lumière moyenne du jour (illuminant C) : $T_{cp} = 6774K$.
- Autre lumière moyenne du jour (illuminant D65) : $T_{cp} = 6504K$.

Exemples de matrices de passage :

Illuminant blanc : A.

Couleurs de référence : Primaires X Y Z CIE 1931.

Echelle de luminance : 1 à 100.

$$\left[\begin{array}{lll} X_R = 0.892 & X_V = 0.330 & X_B = 0.083 \\ Y_R = 0.322 & Y_V = 0.863 & Y_B = 0.004 \\ Z_R = 0.000 & Z_V = 0.011 & Z_B = 0.409 \end{array} \right]$$

Illuminant blanc : C.

Couleurs de référence : Standard NTSC.

Echelle de luminance : 0 à 1.

$$\left[\begin{array}{lll} X_R = 0.607 & X_V = 0.174 & X_B = 0.200 \\ Y_R = 0.299 & Y_V = 0.587 & Y_B = 0.114 \\ Z_R = 0.000 & Z_V = 0.066 & Z_B = 1.116 \end{array} \right]$$

Les propriétés de cette représentation sont :

- Les coefficients chromatiques sont toujours positifs (cf. figure I-18).
- La lumière blanche est définie par $X = Y = Z$.

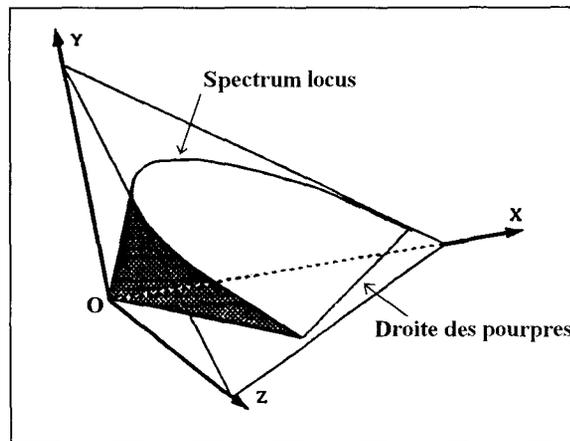


figure I-18 : Espace X Y Z.

I. 2.4. Système X Y Z normalisé.

De la même manière que pour les systèmes R V B, une représentation plane (x,y,z) est obtenue par normalisation des composantes :

$$x = X / (X + Y + Z) \qquad y = Y / (X + Y + Z) \qquad z = Z / (X + Y + Z)$$

On a de même : $x + y + z = 1$.

Ainsi, on utilise le diagramme de chromaticité x-y de la CIE représenté figure I-19.

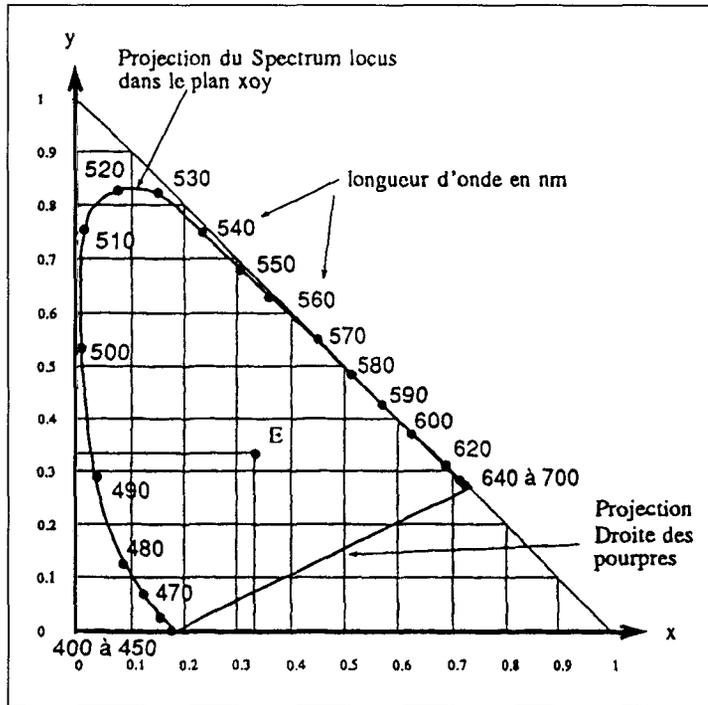


figure I-19 : Diagramme de chromaticité x-y de la CIE.

Les teintes spectrales monochromatiques forment l'enveloppe appelée *spectrum locus* (lieu du spectre) contenant l'ensemble des couleurs. Les couleurs sur le spectrum locus ont une pureté maximale, c'est à dire une saturation égale à 1. Plus le point représentatif de la couleur se rapproche du point blanc (point E : pureté égale à zéro), plus sa pureté diminue (cf. figure I-20).

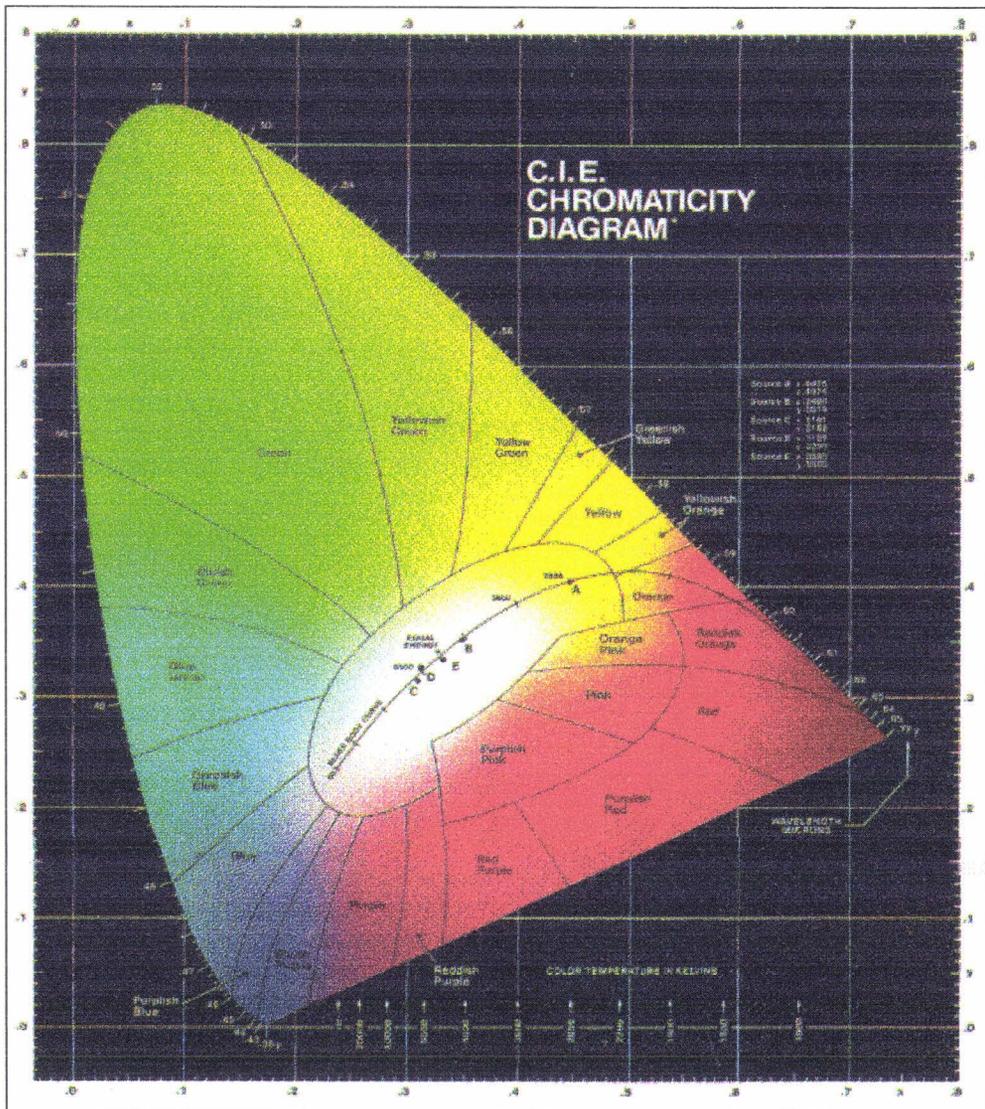


figure I-20 : Diagramme x-y de la CIE 1931.

I. 2.5. Système *L T S*.

Le système LTS (Luminance, Teinte, Saturation), est également appelé système ITS (Intensité, Teinte, Saturation).

Ce système est le plus proche du vocabulaire courant que l'on utilise pour caractériser une couleur. La *luminance* correspond à la quantité d'énergie du signal. Cette caractéristique permet de définir si un objet est clair ou foncé. La *teinte* correspond à la longueur d'onde dominante. Elle désigne la « couleur », tels que le rouge, le vert, le jaune, le cyan, le bleu, etc.. La *saturation* représente les différentes nuances de « couleur » pour une même teinte. Par exemple, le rouge et le rose ont la même teinte mais des saturations différentes. Le rouge a une

saturation maximale, alors que le rose a une saturation d'autant plus faible qu'il est clair. C'est la quantité de blanc qui détermine la saturation. On parle aussi de pureté colorimétrique.

L'oeil est capable de différencier environ une quarantaine de niveaux de luminance, plus de 150 teintes, et 35 de niveaux de saturation (estimation de Wright [TRE 95]).

La figure I-21 donne une représentation du système LTS. L'axe vertical correspond à la luminance. L'angle définit la teinte, et la distance entre l'axe de luminance et la couleur donne la saturation. L'axe de luminance correspond à l'axe des gris. Pour tous ces points, la saturation est nulle.

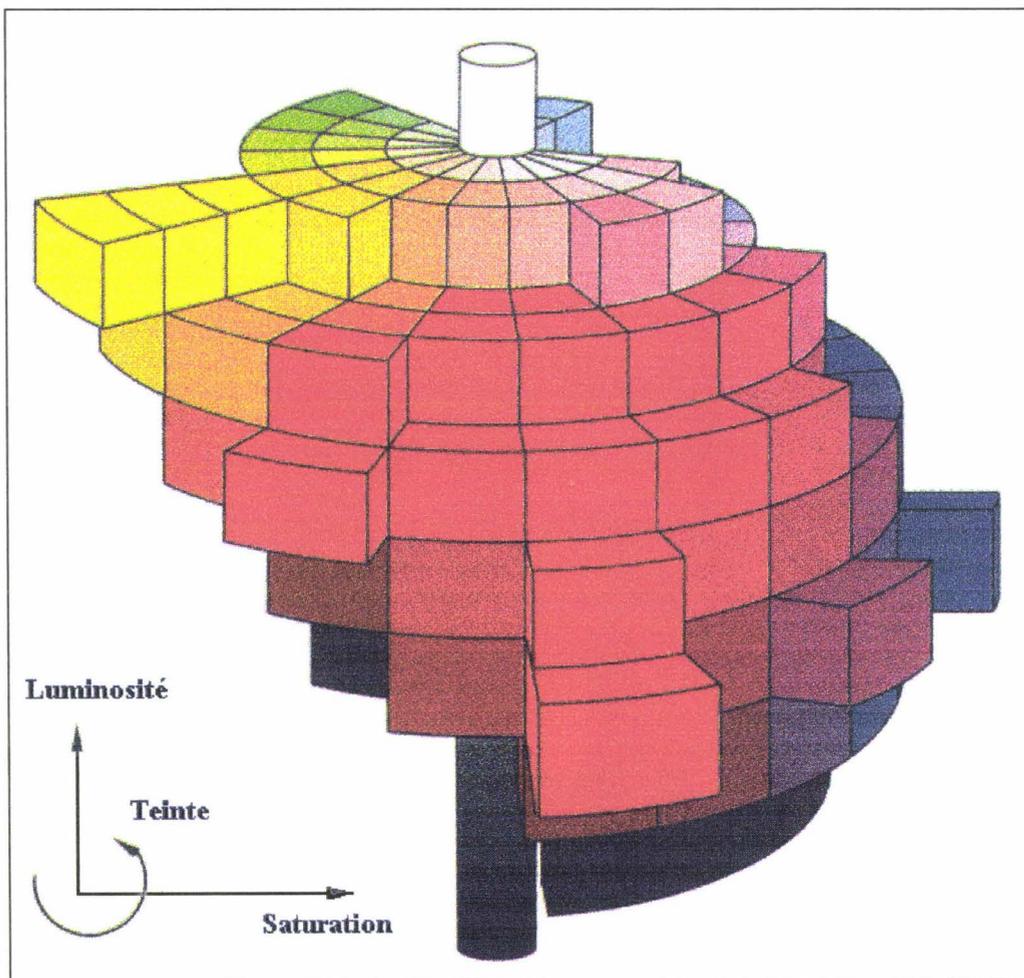


figure I-21 : Système LTS [TRO 91].

Luong [LUO 91] donne une représentation du système LTS dans le cube des couleurs du système RVB (cf. figure I-22).

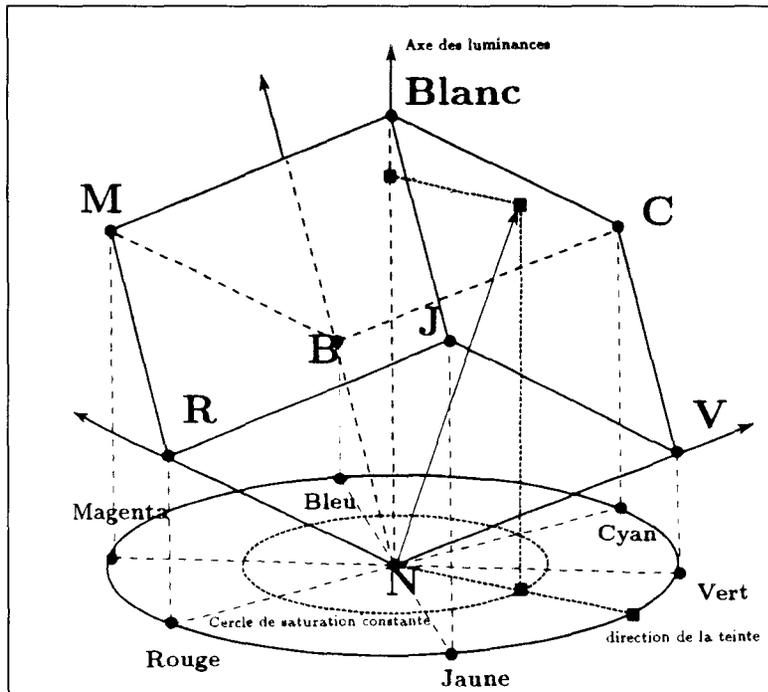


figure I-22 : Cube RVB et système LTS.

Il est également possible de calculer la teinte et la saturation à partir du diagramme de chromacité x-y (cf. figure I-23). Le point E correspond au point blanc. Pour une couleur C, la teinte définie par la longueur d'onde dominante est celle de la longueur d'onde λ_d de la couleur

D. La saturation (ou la pureté) est déterminée par le rapport : $\frac{\overline{EC}}{\overline{ED}}$.

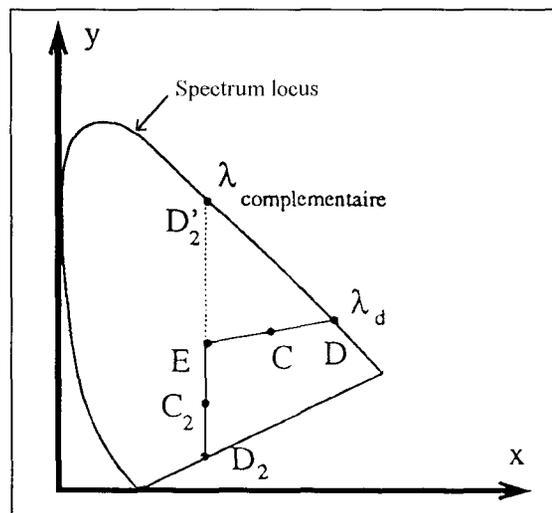


figure I-23 : Teinte et saturation dans le diagramme de chromacité x-y [PEL 89].

On trouve différentes équations mathématiques pour définir la luminance, la teinte, et la saturation. Une définition possible de la luminance est donnée par la formule suivante, où le facteur 3 est un terme de normalisation.

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

équation I-2

La saturation est définie par l'équation suivante :

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

équation I-3

Différentes équations existent pour définir la teinte, parmi celles-ci, citons :

$$T = \arctg \frac{\sqrt{3} * (V - B)}{(2R - V - B)}$$

équation I-4 [GIR 92]

$$\left. \begin{array}{l} \text{si } V > B, T = \arccos \left(\frac{\frac{1}{2}(2R - V - B)}{\sqrt{(R - V)^2 + (R - B) * (V - B)}} \right) \\ \text{si } B > V, T = 2\pi - \arccos \left(\frac{\frac{1}{2}(2R - V - B)}{\sqrt{(R - V)^2 + (R - B) * (V - B)}} \right) \end{array} \right\}$$

équation I-5 [BAL 82] [KEN 76]

Dans la suite de la thèse, nous utiliserons ces équations afin de créer les images de luminance, de teinte et de saturation à partir du système R V B.

I. 2.6. Systèmes $U^* V^* W^*$, CIELAB et CIELUV.

Dans les systèmes précédents, la métrique utilisée ne restitue pas correctement les écarts de couleur par rapport aux écarts réels perçus par la vision humaine. Ces écarts dépendent de la couleur étudiée. On utilise la notion d'uniformité des espaces. La figure I-24 représente les ellipses agrandies 10 fois, donnant les différences juste perceptibles entre couleurs très voisines [MAC 42] [MAC 43].

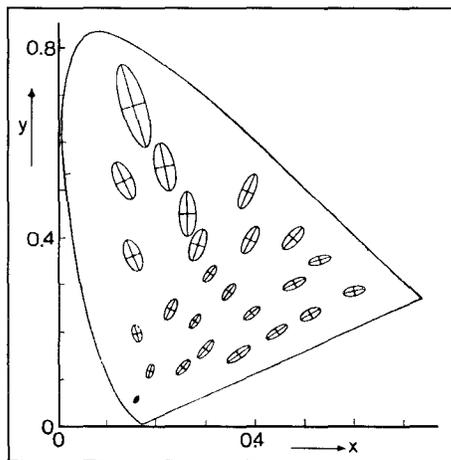


figure I-24 : Ellipses de Mac Adam (agrandies 10 fois).

La CIE a défini des systèmes perceptuellement uniformes, dans lesquels la métrique euclidienne est significative. Les différences numériques sont proportionnelles aux variations des couleurs perçues.

En 1964, apparaît le système $U^* V^* W^*$, en fonction du système $X Y Z$, et des relations suivantes [TRO 91] :

$$U^* = 13 W^*(u - u_0) \qquad V^* = 13 W^*(v - v_0) \qquad W^* = 25 \sqrt[3]{Y} - 17$$

avec :

$$u = \frac{4x}{-2x + 12y + 3} = \frac{4X}{X + 15Y + 3Z} \qquad v = \frac{6y}{-2x + 12y + 3} = \frac{6Y}{X + 15Y + 3Z}$$

u_0 et v_0 s'obtiennent de la même manière que u et v , mais en utilisant X_0 , Y_0 et Z_0 , c'est-à-dire les composantes du stimulus blanc.

Ce système ayant peu de succès, deux autres systèmes ont été définis par la CIE en 1976. L'espace CIE-LUV (L^*, u^*, v^*) et l'espace CIE-LAB (L^*, a^*, b^*) sont obtenus par les formules suivantes :

$$L^* = 116 \sqrt[3]{\frac{Y}{Y_0}} - 16 \text{ pour } \frac{Y}{Y_0} > 0,008856 \quad \text{ou} \quad L^* = 903,3 \frac{Y}{Y_0} \text{ pour } \frac{Y}{Y_0} < 0,008856$$

$$u^* = 13 L^*(u - u_0) \qquad v^* = 13 L^*(v - v_0)$$

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

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

avec :

$$f\left(\frac{X}{X_0}\right) = \left(\frac{X}{X_0}\right)^{1/3} \quad \text{si } \frac{X}{X_0} > 0,008856$$

$$f\left(\frac{X}{X_0}\right) = 7,787 \left(\frac{X}{X_0}\right) + \frac{16}{116} \quad \text{si } \frac{X}{X_0} \leq 0,008856$$

$$f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) = \left(\frac{Y}{Y_0}\right)^{1/3} \quad \text{si } \frac{Y}{Y_0} > 0,008856$$

$$f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) = 7,787 \left(\frac{Y}{Y_0}\right) + \frac{16}{116} \quad \text{si } \frac{Y}{Y_0} \leq 0,008856$$

$$f\left(\frac{Z}{Z_0}\right) = \left(\frac{Z}{Z_0}\right)^{1/3} \quad \text{si } \frac{Z}{Z_0} > 0,008856$$

$$f\left(\frac{Z}{Z_0}\right) = 7,787 \left(\frac{Z}{Z_0}\right) + \frac{16}{116} \quad \text{si } \frac{Z}{Z_0} \leq 0,008856$$

X_0 , Y_0 et Z_0 sont les coordonnées du blanc dans le système X Y Z.

La figure I-25 représente les couleurs dans le système CIELAB. Les systèmes $L^* a^* b^*$ et $L^* u^* v^*$ sont ceux pour qui la métrique euclidienne représente le mieux une variation de couleur.

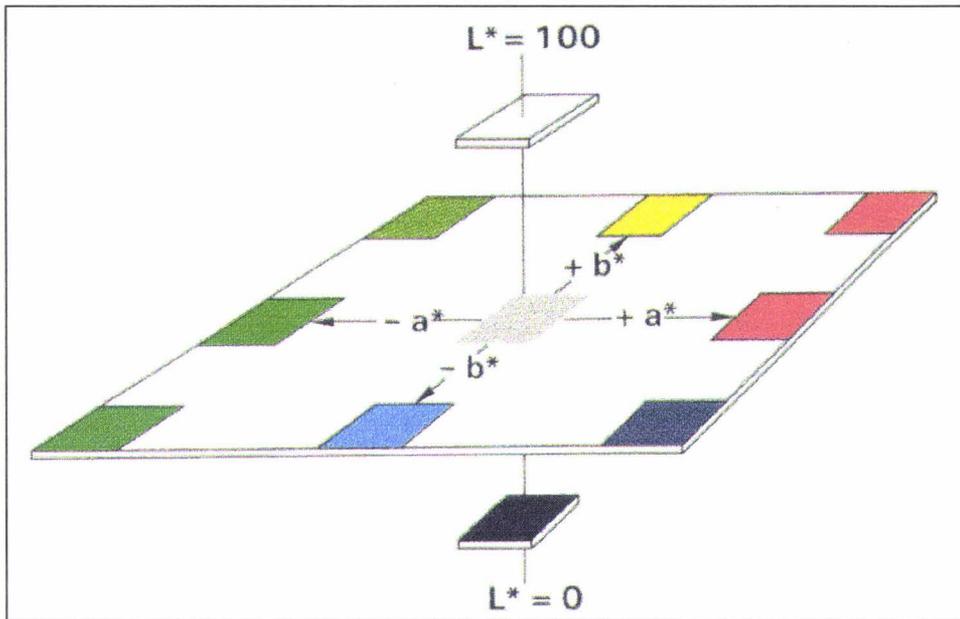


figure I-25 : Espace colorimétrique CIE (L^* , a^* , b^*) 1976 ou CIELAB [TRO 91].

I. 2.7. Système I1 I2 I3.

Les systèmes précédents sont basés sur des critères psychophysiques. Ohta [OHT 80] propose une transformation du système R V B en appliquant la méthode de Karhunen-Loewe sur un ensemble de huit images (en utilisant la segmentation par division de régions par seuillage récursif de Ohlander [OHL 78]). Il obtient le jeu de coordonnées non corrélées suivant :

$$I1 = (R + V + B) / 3$$

$$I2 = (R - B) / 2$$

$$I3 = (2V - R - B) / 4$$

Les coordonnées sont classées par ordre d'efficacité pour la segmentation, c'est-à-dire que I1 possède une grande partie de l'information utile alors que I3 n'apporte que peu d'information pour la segmentation de l'image. I1 correspond à l'information luminance. Deux couleurs de même chrominance et de luminances différentes, seront représentées par deux composantes I2 et I3 différentes. I2 et I3 ne forment donc pas un plan de chromaticité. L'utilisation systématique de la transformation de Karhunen-Loewe pour chaque image permet d'obtenir le système de représentation le mieux adapté à l'image considérée, pour lequel la discrémiation entre les couleurs sera la meilleure. En fait, le système I1 I2 I3 est un

compromis statistique qui s'adapte relativement correctement à des images standards. Il est à noter que les plans I1, I2 et I3 sont indépendants.

I. 3. CONCLUSION.

Bien que les théorèmes et les lois qui régissent les phénomènes physiques à l'origine de la couleur puissent être décrits mathématiquement avec rigueur, la perception des couleurs par le système visuel humain est un phénomène complexe dont les mécanismes sont encore mal connus. Il nous semble donc difficile de le simuler ou de l'imiter. Dans ces conditions, les diverses représentations de la couleur utilisées pratiquement restent basées sur une approche empirique résultant principalement d'expériences.

Dans les chapitres suivants, nous analyserons les possibilités d'exploitation de ces représentations dans le but de segmenter des images couleur numérisées. Le chapitre suivant est dédié à la chaîne d'acquisition des images couleur de mosaïques faisant l'objet de ce travail.

I. 4. BIBLIOGRAPHIE.

- [BAR 91] T. BARON "De la perception à la modélisation par la vision achrome et trichrome en robotique." Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse. Décembre 1991.
- [CIE 31] Commission Internationale de l'Eclairage, Compte rendu de la 8ème session, Cambridge 1931. Cambridge University Press 1932.
- [COU 91] V. COUTANCE "La couleur en vision par ordinateur. Application à la robotique." Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse. Janvier 1991.
- [DOR 90] Y. DORDET "La colorimétrie - Principes et applications." Eyrolles, 1990
- [GIR 92] A. GIRALT "Classification chromatique en temps réel sur des images. Application à l'aide à la conduite par suivi des feux arrières de véhicules." Thèse de doctorat, INP de Toulouse. Novembre 1992.

- [GOU 87] L. GOUSSOT "Les systèmes de télévision en ondes métriques et décimétriques." Dunod, 1987.
- [HOR 77] B. K. HORN "Understanding image intensities." Artificial Intelligence, Vol. 8, pp. 201-231, 1977.
- [KOW 90] P. KOWALISKI "Vision et mesure de la couleur." Masson, 1990.
- [LUO 91] Q.-T. LUONG "La couleur en vision par ordinateur : une revue." Traitement du Signal. Vol. 8, n° 1, 1991.
- [MAC 42] D. L. MAC ADAM "Visual sensitivities to color differences in daylight." J. Opt. Soc. Am. 32, p. 247, 1942.
- [MAC 43] D. L. MAC ADAM "The graphical representation of small color differences." J. Opt. Soc. Am. 33, p. 675, 1943.
- [OHL 78] R. OHLANDER, K. PRICE and D. R. REDDY "Picture segmentation using a recursive region splitting method." Computer Graphics and Image Processing, Vol. n°8, pp. 313-333, 1978.
- [OHT 80] Y.-I. OHTA, T. KANADE, and T. SAKAI "Color information for region segmentation." Computer Graphics and Image Processing, Vol. n°13, pp. 222-241, 1980.
- [PEL 89] A. PELAT "Compléments de colorimétrie et illusions géométriques." Série Imagerie et Télévision, Edition Ellipses, 1989.
- [TRE 93] A. TREMEAU "Contribution des modèles de la perception visuelle à l'analyse d'images couleur." Thèse de doctorat, Université Jean Monnet de Saint Etienne, Octobre 1993.
- [TRE 95] A. TREMEAU " Quantification couleur et analyse d'image." Traitement du Signal, Vol. 12, n°1, pp. 1-29, 1995.
- [TRO 91] A. TROUVE "La mesure de la couleur - Principes, technique et produits du marché." CETIM - AFNOR, 1991.

CHAPITRE II

LA CHAÎNE D'ACQUISITION

II. La chaîne d'acquisition.

Pour bien comprendre le contexte de ce projet, il nous semble important de présenter, dans la première partie de ce chapitre, la chaîne d'acquisition en retraçant les étapes qui séparent la mosaïque de l'image numérisée.

Dans la seconde partie, nous nous penchons plus particulièrement sur l'élément le plus influent de la chaîne sur la qualité de l'image acquise, à savoir la caméra. Nous décrivons alors les différents types et caractéristiques des caméras couleur existantes.

Dans la troisième partie, nous décrivons les différents systèmes de visualisation des images couleur.

Enfin, la dernière partie illustre par différentes acquisitions d'une même photographie de mosaïque, l'influence des paramètres d'acquisition cités dans les parties précédentes sur la qualité de l'image numérisée.

II. 1. DE LA MOSAÏQUE A L'IMAGE NUMERISEE.

De nombreuses étapes sont nécessaires afin d'obtenir une image de mosaïque numérisée. La figure II-1 illustre ces différentes étapes. Les mosaïques étudiées se situent dans la ville de Fès au Maroc.

Un archéologue photographie les mosaïques avec un appareil photographique, dans des conditions de prise de vues et d'éclairage mal contrôlées. Un film inversible EKTACHROME 200ASA, type "lumière du jour" est utilisé avec ou sans flash, en éclairage direct ou indirect, selon l'environnement architectural et selon l'éclairage naturel disponible. Vient ensuite le développement du film, puis le tirage de la diapositive sur papier. La photographie est enfin numérisée grâce à une caméra couleur et une carte d'acquisition.

Ne maîtrisant pas la prise de la photographie, nous nous restreignons dans la suite de ce chapitre, à étudier les éléments de la chaîne d'acquisition d'une image numérisée à partir d'une photographie de mosaïque. Nous commençons par décrire l'élément qui nous semble le plus important de la chaîne, à savoir la caméra.

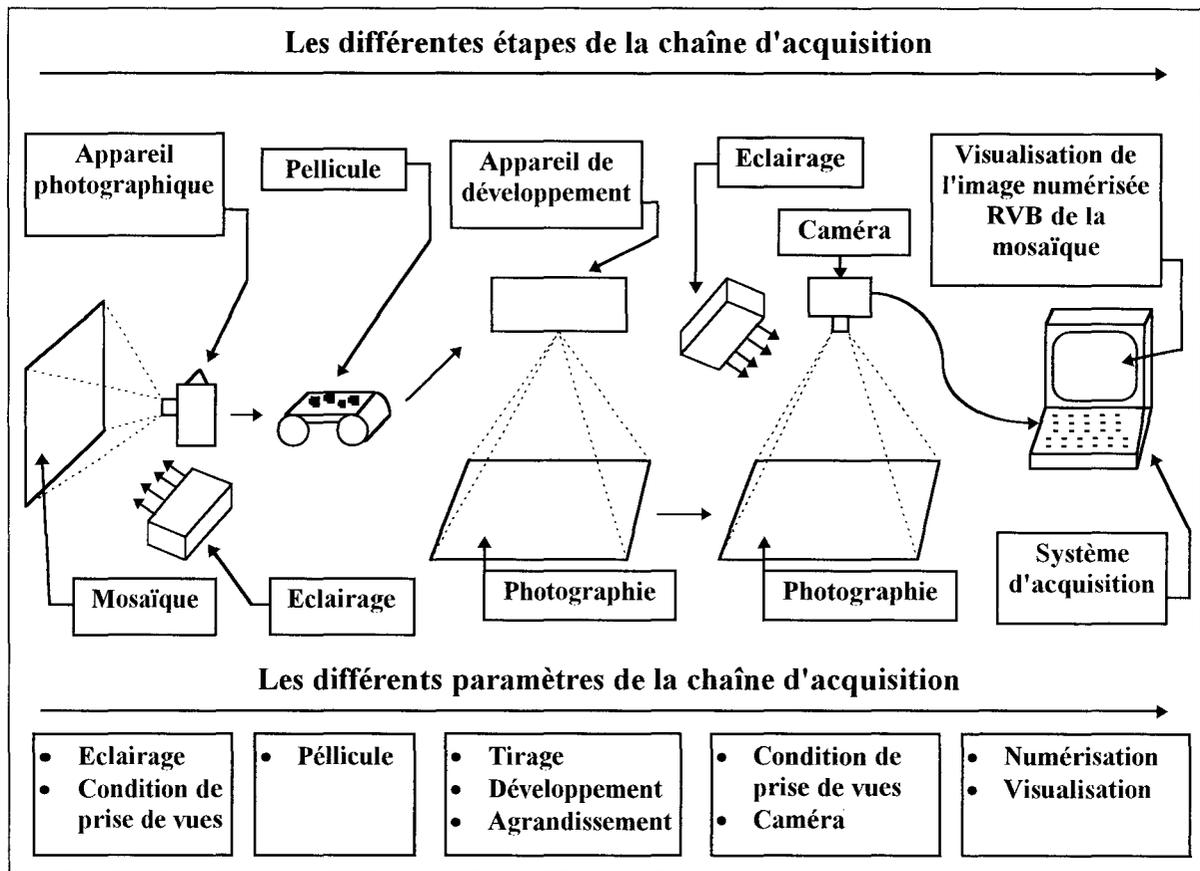


figure II-1 : La chaîne d'acquisition.

II. 2.LES CAMERAS.

II. 2.1.Les différents types de caméra.

Les caméras couleurs sont basées sur la mesure de l'énergie lumineuse dans des bandes de longueur d'onde données. Par l'utilisation de différents filtres, elles effectuent trois mesures, une dans le domaine du rouge, une autre dans le domaine du vert et une troisième dans le domaine du bleu. L'acquisition est faite suivant différents procédés :

- Les caméras à analyse séquentielle de trame, composées d'un seul capteur et de filtres disposés sur un disque asservi à la fréquence de balayage, ont une parfaite superposition des trois primaires pour des scènes statiques. Les réglages sont identiques à ceux d'une caméra noir et blanc. Ce type de caméra a été développé à l'ENSEEIH (Toulouse) par l'équipe du professeur BAJON [CAT 85].
- Les caméras à analyse séquentielle de points : un jeu de filtres permet l'acquisition dans les différentes bandes du spectre. L'inconvénient majeur réside dans le fait que le même capteur fait l'acquisition du rouge, du vert et du bleu en utilisant des filtres colorés entrelacés. Il y a donc un décalage des primaires d'analyses et une perte de résolution (environ un tiers de la résolution donnée par la matrice sensible).
- Les caméras couleur à analyse simultanée : l'image est dupliquée en trois par un prisme. Trois capteurs (tube ou CCD) saisissent l'information pour chaque pixel des images préalablement filtrées. La correspondance entre un pixel de mêmes coordonnées dans les trois images trichromatiques avec le même point de la scène, n'est pas toujours parfaite. Ces caméras sont onéreuses et encombrantes, mais possèdent une bonne résolution. Elles sont actuellement les plus utilisées pour l'acquisition d'images couleur.

Pour ces trois types de caméras, il faut obligatoirement ajouter un filtre infrarouge, car ces capteurs y sont très sensibles.

II. 2.2. Les problèmes d'acquisition liés à la caméra.

Alain Giralt résume les problèmes d'acquisition en deux parties, d'un côté les facteurs géométriques et de l'autre côté les facteurs lumineux et chromatiques [GIR 92].

Les facteurs géométriques définissant la finesse de l'image couleur sont :

- la définition intrinsèque du capteur, c'est-à-dire le nombre d'éléments photosensibles.

- la définition de l'optique.
- la superposition des trois images primaires. Les chemins optiques de chaque primaire étant différents, cela entraîne des distorsions géométriques même pour des objectifs corrigés chromatiquement. Les aberrations chromatiques des capteurs couleur ont été étudiées par Baron [BAR 91].

Le deuxième ensemble de problèmes concernent les facteurs lumineux et chromatiques :

- le vignetage : présence d'une luminance plus faible à la périphérie de l'image qu'au centre. La distorsion est fonction de l'ouverture du diaphragme. Elle est maximale à pleine ouverture.
- la décomposition de la source de lumière en trois primaires rouge, verte et bleue par utilisation de filtres.
- la sensibilité des capteurs. Les capteurs CCD sont très peu sensibles au bleu. En conséquence, la primaire bleue est plus bruitée que les deux autres.
- La non linéarité des caractéristiques de transfert lumière-courant pour chaque voie.
- la numérisation des voies. Les valeurs des gains et des niveaux de noir de chaque voie disponible sur les cartes d'acquisition, peuvent distordre le signal couleur.

Certains de ces facteurs peuvent être corrigés par des techniques présentées dans le paragraphe suivant.

II. 2.3. Le calibrage chromatique des caméras.

L'acquisition d'une image couleur est délicate à effectuer. Il est primordial avant toute chose de définir et de maîtriser l'éclairage de la scène visée par la caméra. La température de l'illuminant composant le système d'éclairage doit être notamment définie.

Le calibrage chromatique, appelé *balance des blancs*, est nécessaire pour adapter la caméra (filtres et capteurs) à l'environnement (nature spectrale de l'illuminant). Les filtres

utilisés et les capteurs n'ont pas la même réponse spectrale pour les trois bandes de longueur d'onde. Pour une couleur blanche, les trois composantes trichromatiques devraient être égales, ce qui n'est pas le cas avant réglage. Il y a donc un déséquilibre chromatique. La balance des blancs consiste à ajuster des tables de conversion, ou « LUT », afin d'assurer un équilibre chromatique. Sur la plupart des caméras couleurs, il existe un système de calibrage électronique. Ces tables de conversion sont calculées après acquisition du noir et d'une mire de blanc. Coutance propose une méthode couramment utilisée pour le calcul des LUTs sur les caméras couleur (cf. figure II-2) [COU 91]. R_NOIR, V_NOIR et B_NOIR sont les limites des composantes trichromatiques en dessous desquelles une couleur est considérée comme noire. R_BLANC, V_BLANC et B_BLANC sont les limites des composantes trichromatiques au dessus desquelles une couleur est considérée comme blanche.

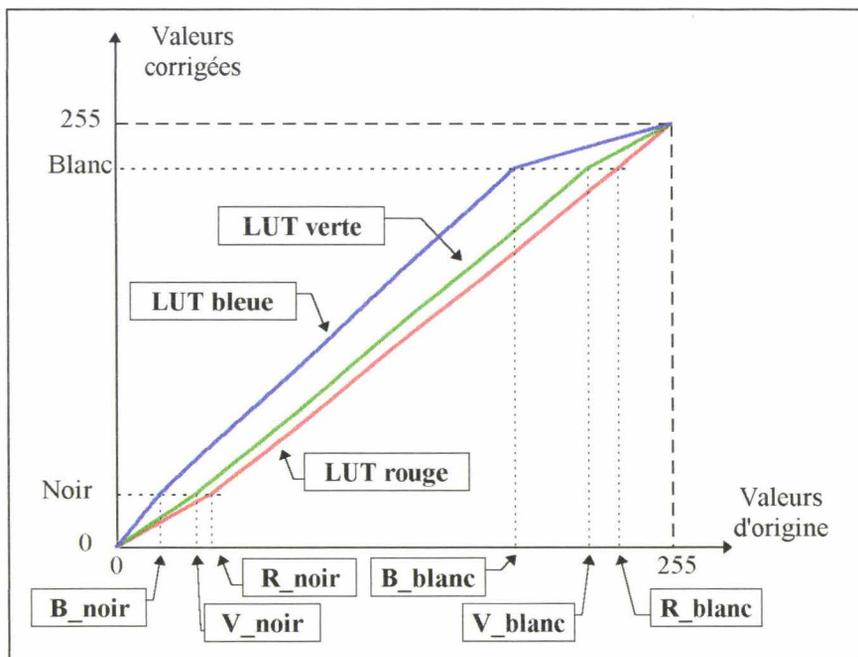


figure II-2 : Exemple de LUTs R, V, B [COU 91].

Néanmoins cette correction n'est pas suffisante pour obtenir de bons résultats. Coutance propose une méthode de calibrage interactive [COU 91]. Il utilise des zones achromes de l'image pour évaluer la dynamique des histogrammes des trois images rouge, verte et bleue. Il calcule les LUTs de manière à égaliser les trois histogrammes en choisissant comme référence l'histogramme possédant la plus grande dynamique. Ceci permet notamment de corriger

l'écrasement de la dynamique de l'image bleue. Mais, cette méthode ne permet pas de quantifier précisément les couleurs.

La balance des blancs suppose qu'il existe une transformation linéaire du noir au blanc, ce qui n'est pas le cas en réalité. L'intensité mesurée par les capteurs n'est pas une fonction linéaire de l'intensité réelle. La fonction est concave, ce qui rend les couleurs moins saturées qu'en réalité. Il faudrait effectuer l'acquisition de niveaux de gris intermédiaires afin de modéliser la non linéarité. Liang a proposé des tables de conversion pour résoudre ce problème en même temps que la balance des blancs [LIA 87]. Il utilise une mire Macbeth composée de six carreaux. Un carreau blanc, quatre carreaux de différents niveaux de gris et un carreau noir dont les valeurs théoriques sont connues. Il calcule les transformations pour ramener chaque composante des six échantillons à leur valeur théorique. Cette méthode nécessite l'acquisition d'une image de la mire Macbeth contrairement à la méthode de Coutance, mais elle permet effectivement d'obtenir un bon calibrage chromatique.

II. 3.LES SYSTEMES DE VISUALISATION.

En télévision, on ne transmet pas les primaires R V B, d'une part afin de pouvoir recevoir les émissions avec les téléviseurs noir et blanc, et d'autre part afin de réduire la bande passante [PEL 88]. Les signaux vidéo séparent ainsi l'information luminance de l'information chrominance. Ces systèmes sont déterminés aussi en fonction de la perception humaine des couleurs. Il existe trois standards de transmission des signaux de télévision :

- Norme N T S C.

Le système Y I Q définit la norme N T S C américaine de télévision.

$$Y = 0.3R + 0.59V + 0.11B \quad I = 0.7(R - Y) - 0.27(B - Y) \quad Q = 0.48(R - Y) + 0.41(B - Y)$$

Y contient l'information luminance, I et Q contiennent l'information chrominance. En télévision, toutes les couleurs ne peuvent être synthétisées. Seules les couleurs à l'intérieur du

triangle défini par les trois couleurs primaires de la norme N T S C sont réalisables (cf. figure II-3).

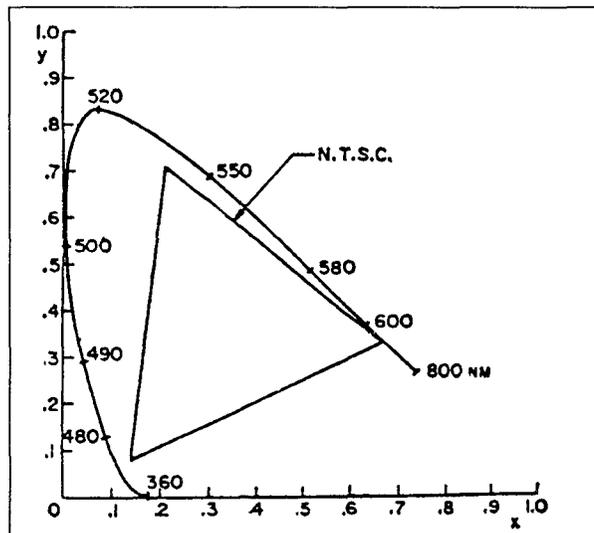


figure II-3 : Triangle des couleurs réalisables pour le standard NTSC.

- La norme S E C A M est définie par le système Y Dr Db (norme française).

$$Y = 0.3R + 0.59V + 0.11B \quad Dr = -1.902(R - Y) \quad Db = 1.505(B - Y)$$

Y représente la luminance, Dr et Db contiennent l'information chrominance.

- La norme P A L est définie par le système Y U V (norme allemande).

$$Y = 0.3R + 0.59V + 0.11B \quad U = 0.493(B - Y) \quad V = 0.877(R - Y)$$

De même que pour la norme SECAM, Y correspond à l'information luminance, U et V à l'information chrominance.

II. 4.DIFFERENTES CONDITIONS D'ACQUISITION.

Dans cette partie, nous nous attachons dans un premier temps, à étudier l'influence des paramètres d'acquisition sur la qualité de l'image numérisée d'une photographie de mosaïque. Nous utilisons la représentation des pixels dans l'espace trichromatique RVB. Dans cet espace de représentation, chaque pixel est représenté par un point dont les coordonnées sont les composantes trichromatiques du pixel considéré. Dans ces conditions, des pixels de couleurs

semblables devraient donner naissance à des nuages de points relativement compacts dans l'espace RVB. L'idéal serait de distinguer autant de nuages qu'il y a de couleurs différentes présentes dans l'image analysée.

Dans un deuxième temps, nous étudierons comment une transition entre deux zones de couleurs différentes est représentée sur une image couleur numérisée.

II. 4.1. Acquisition d'une photographie de mosaïque.

Une illustration des parties précédentes est donnée par une série d'acquisitions faite à partir d'une même photographie de mosaïque sous différentes conditions d'éclairage et différents réglages de la caméra [MIL 86]. La numérisation est réalisée à l'aide d'une caméra tri-CCD SONY 750P et d'une carte d'acquisition MATROX image-serie 640. La caméra dispose de deux interrupteurs. Le premier sert à la mise en service ou non de la correction gamma, le deuxième permet de tenir compte de la température de couleur de l'illuminant (3200°K ou 5600°K). Les trois types d'illuminants utilisés pour les expériences successives sont des "mandarines" (lampes halogènes $T \approx 3400^\circ\text{K}$), un éclairage par tube néon (T non définie), et un éclairage de type lumière du jour ($T \approx 5600^\circ\text{K}$).

La mosaïque prise en photographie contient des éléments de cinq familles de couleur, à savoir noire, blanche, verte, bleue et rouge (cf. image 1). Ne connaissant pas les conditions d'acquisition de cette photographie, nous ne pouvons pas donner sa résolution. La taille des images acquises est de 256 pixels par lignes et de 256 lignes. La photographie sur papier correspondant à cette image mesure 4cm de longueur et 4cm de largeur. Un pixel correspond donc à une surface sur la photographie de $156\mu\text{m} \times 156\mu\text{m}$.

Pour la première série d'acquisitions (images 1 à 7), la balance des blancs est réalisée de manière automatique par la caméra pour un illuminant de température de couleur égale à 3200°K (correspondant aux "mandarines"). L'image 1 a été acquise en respectant la

configuration des réglages de la caméra. Nous faisons ensuite varier les paramètres de la chaîne d'acquisition selon le tableau II-1 pour montrer leur influence sur l'image numérisée (images 2 à 7).

N° image	Correction Gamma	Illuminant	T° caméra
1	OFF	"mandarine"	3200
2	ON	"mandarine"	3200
3	OFF	néon	3200
4	OFF	"mandarine"	5600
5	ON	"mandarine"	5600
6	OFF	lumière du jour	3200
7	ON	lumière du jour	3200

tableau II-1 : 1ère série d'acquisition.

De la même manière que précédemment, pour la deuxième série d'acquisitions (images 8 à 14), la balance des blancs est réalisée de manière automatique par la caméra pour un illuminant de température de couleur égale à 5600°K (correspondant à la "lumière du jour"). L'image 8 a été acquise en respectant la configuration des réglages de la caméra. Nous faisons ensuite varier les paramètres de la chaîne d'acquisition selon le tableau II-2 pour montrer leur influence sur l'image numérisée (images 9 à 14).

N° image	Correction Gamma	Illuminant	T° caméra
8	OFF	lumière du jour	5600
9	ON	lumière du jour	5600
10	OFF	néon	5600
11	OFF	lumière du jour	3200
12	ON	lumière du jour	3200
13	OFF	"mandarine"	5600
14	ON	"mandarine"	5600

tableau II-2 : 2ème série d'acquisition.

Nous présentons d'abord pour les images n°1, 4 et 6 la répartition des nuages de couleur des pixels dans l'espace de représentation RVB.

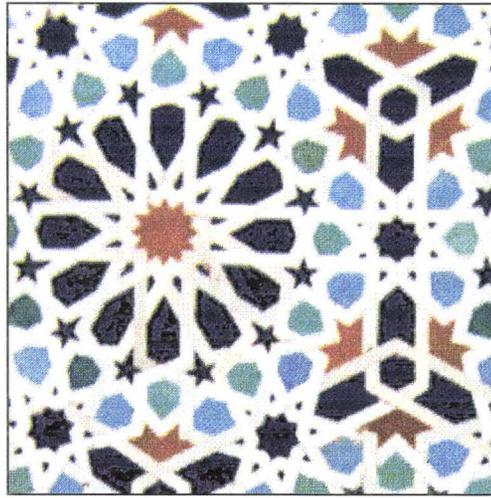


Image 1.

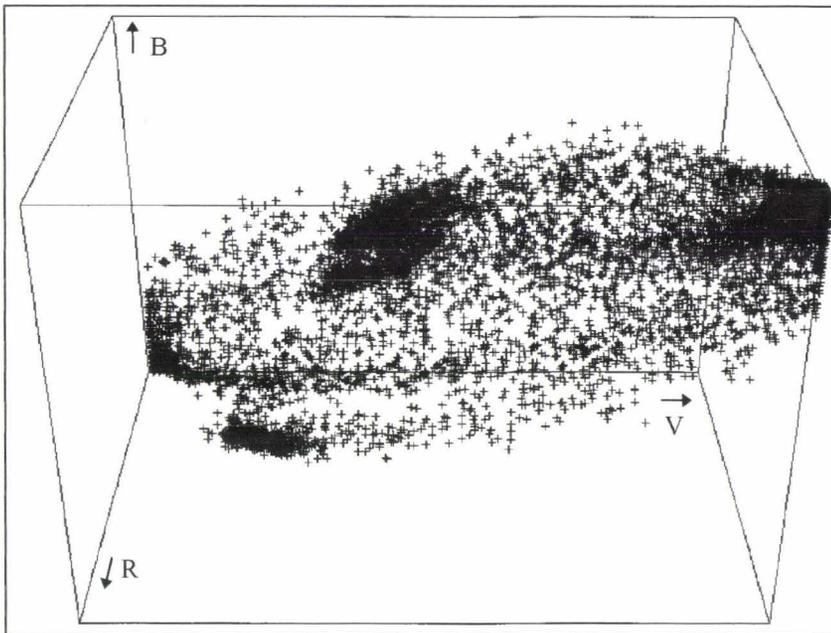


figure II-4 : Représentation des pixels de l'image 1 dans l'espace RVB.

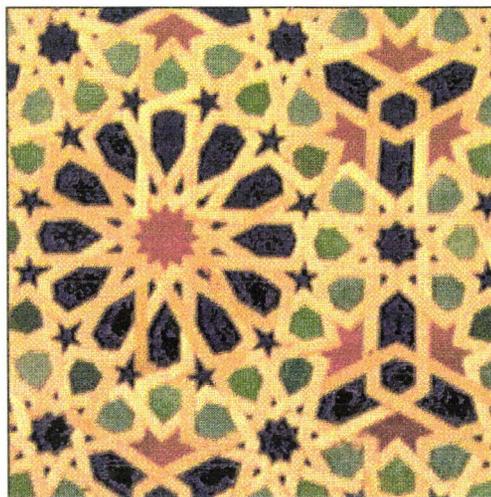


Image 4.

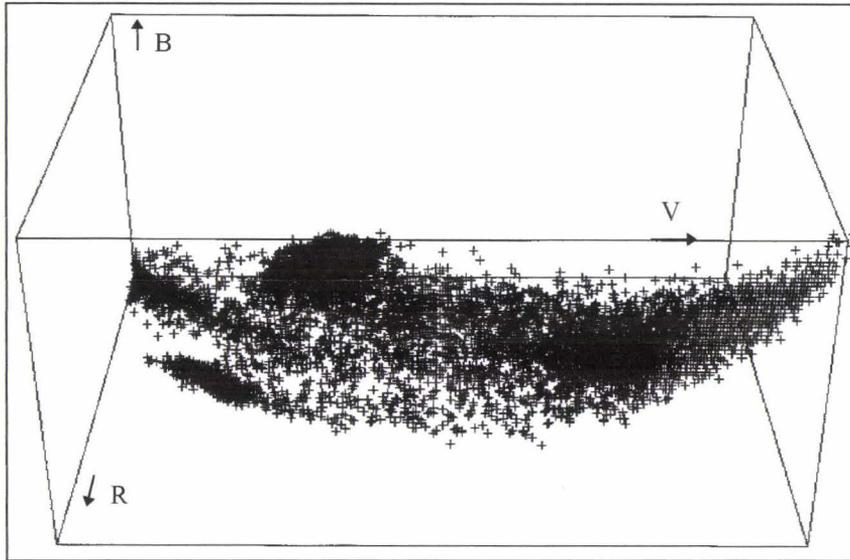


figure II-5 : Représentation des pixels de l'image 4 dans l'espace RVB.

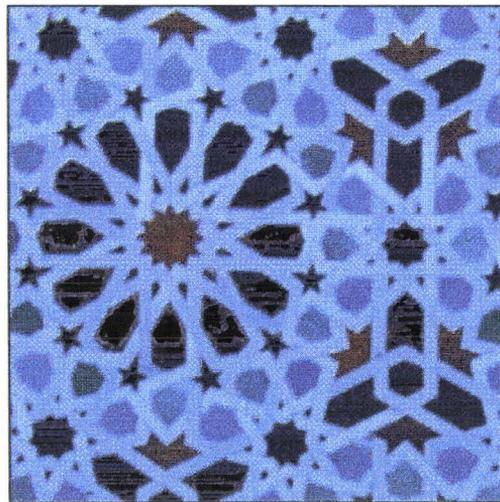


Image 6.

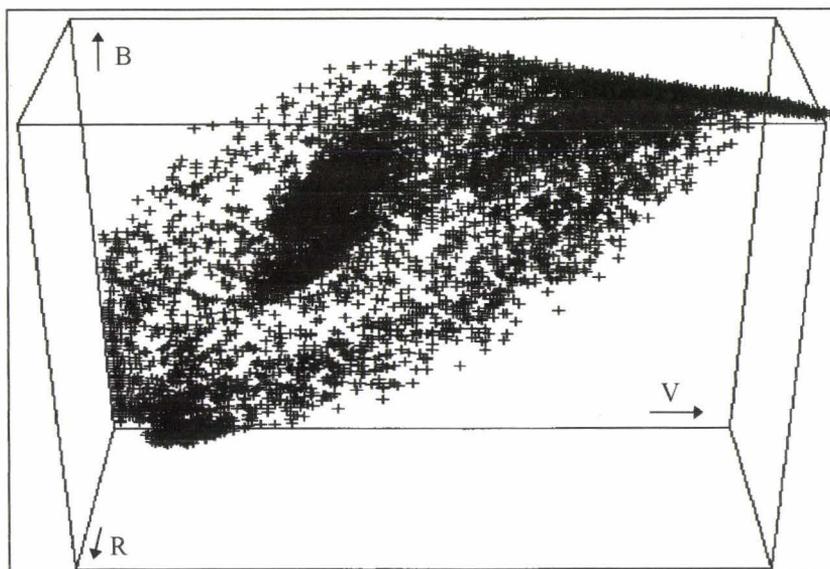


figure II-6 : Représentation des pixels de l'image 6 dans l'espace RVB.

L'image n°1 semble bien acquise. En effet, à partir d'une vue tridimensionnelle de l'espace RVB, il paraît possible de distinguer les cinq nuages correspondant aux cinq couleurs présentes sur la photographie (cf. figure II-4). Il est tout de même à noter que les nuages représentant les pièces bleues et vertes sont très proches.

Les images n°4 et n°6 ont été numérisées avec des éclairages ne correspondant pas aux conditions de calibrage de la caméra. Ainsi, on obtient soit une image à dominante rouge pour l'image n°4, soit une image à dominante bleue pour l'image n°6. Ce phénomène se retrouve dans la répartition des pixels dans l'espace RVB. Dans la figure II-5, on constate un déplacement des nuages associés aux différentes couleurs vers le plan défini par les axes rouge et vert. De plus, il semble délicat de distinguer les nuages les uns des autres à partir de la représentation RVB de la figure II-5. De même pour l'image n°6 qui possède une dominante bleue, on remarque sur la figure II-6 représentant la répartition des pixels dans l'espace RVB, un étirement des nuages dans la direction de l'axe bleu.

Pour compléter notre étude, nous associons à chacune des quatorze images acquises le plan chromatique correspondant, défini par le triangle de Maxwell (voir chapitre I, paragraphe 2.2.). Pour cela, on utilise le système de représentation rvb normalisé, dans lequel les coordonnées trichromatiques r , v et b vérifient l'égalité suivante : $r+v+b=1$. La figure II-7 montre que l'ensemble des points représentant les coordonnées trichromatiques se situe dans ce plan.

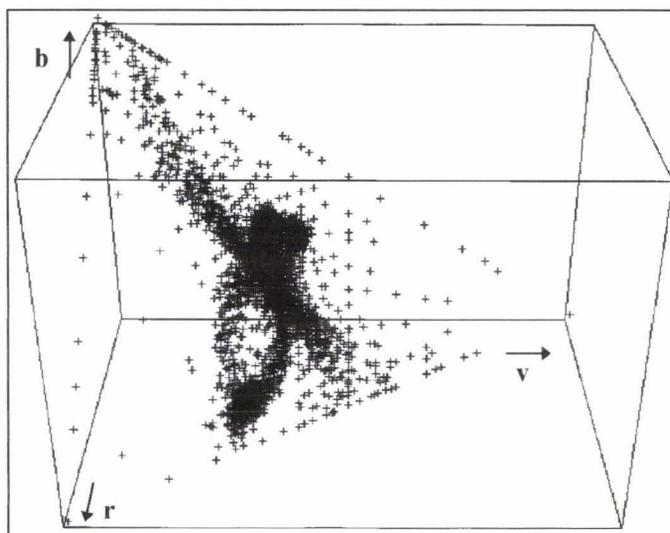


figure II-7 : Représentation rvb de l'image 1.

Il est donc inutile d'utiliser une vue tridimensionnelle pour représenter les coordonnées trichromatiques. La figure II-8 illustre la représentation plane du système normalisé, où les axes sont définis par r et v. La composante b est déduite des valeurs de r et v [CHA 82].

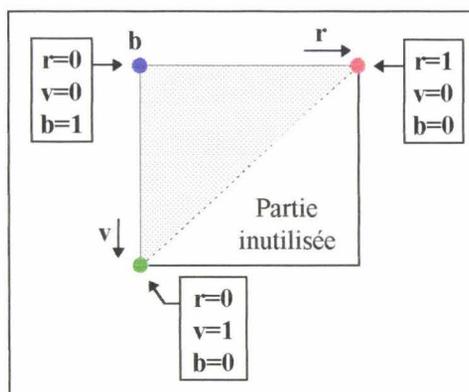


figure II-8 : Représentation rv.

En observant la figure II-9, représentant le plan chromatique rv de l'image 1 qui nous semble être bien acquise, on retrouve difficilement les cinq nuages de couleurs présents dans l'espace RVB de la figure II-4. De plus, ces nuages sont très proches, ainsi, il est difficile de les distinguer à partir du plan de chromaticité rv.

L'image 2 a été prise dans les mêmes conditions d'acquisition que l'image 1, avec en plus la correction gamma activée. Cette correction est faite pour que l'image affichée sur le moniteur corresponde le mieux possible à ce que l'on perçoit. Nous remarquons, en comparant la figure II-9 à la figure II-10, que la correction gamma a tendance à rapprocher les cinq

nuages de couleur, ce qui accentue encore d'avantage la difficulté de classification des pixels de l'image 2 en groupements correspondant aux cinq couleurs présentes.

Ensuite, dès lors que l'on modifie un nouveau paramètre de l'acquisition par rapport à la configuration de réglage de la caméra adaptée aux conditions réelles de prise de vue, les cinq nuages de couleur ont tendance à se rapprocher d'avantage, voire se confondre les uns aux autres (cf. figures II-11, II-12, II-13, II-14, II-15).

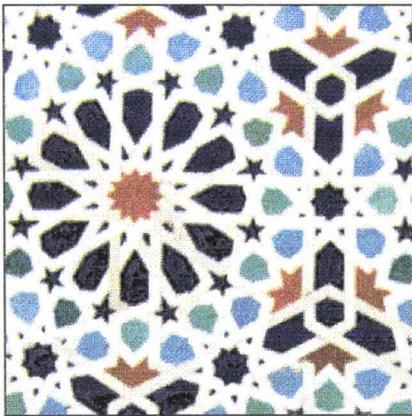


Image 1.

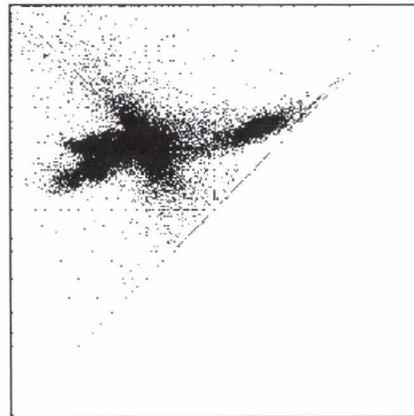


Figure II-9 : Représentation rv de l'image 1.

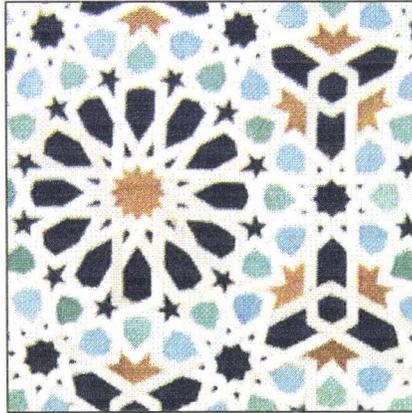


Image 2.

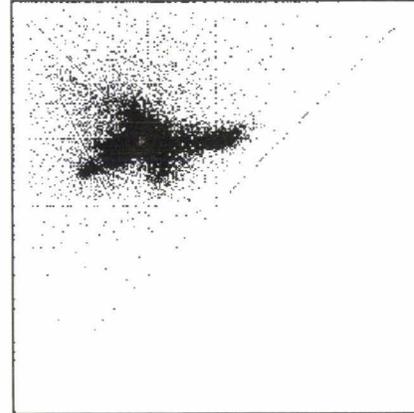


Figure II-10 : Représentation rv de l'image 2.

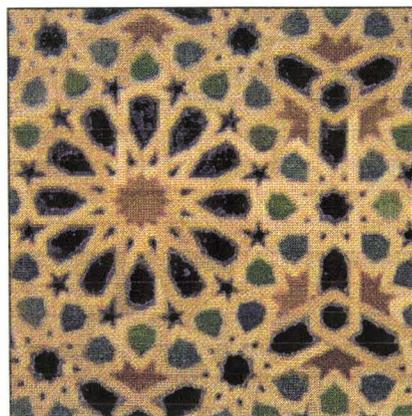


Image 3.

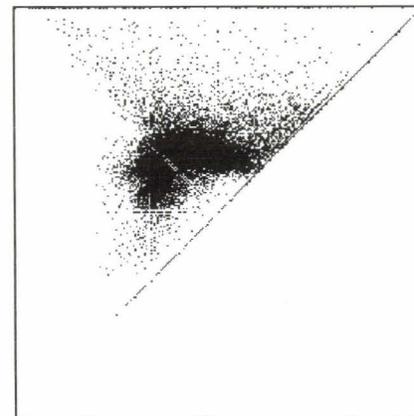


Figure II-11 : Représentation rv de l'image 3.

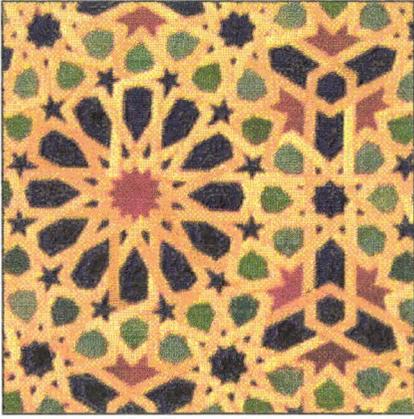


Image 4.

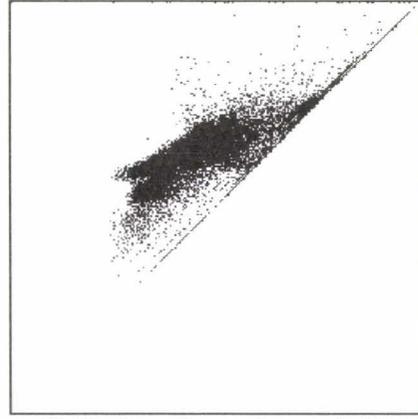


Figure II-12 : Représentation rv de l'image 4.

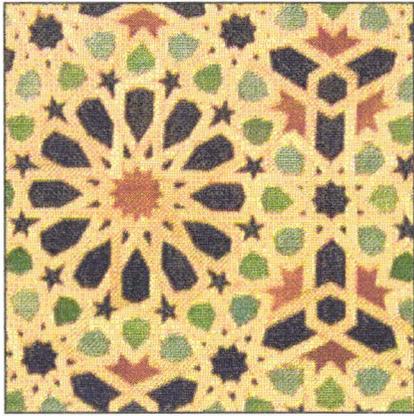


Image 5.

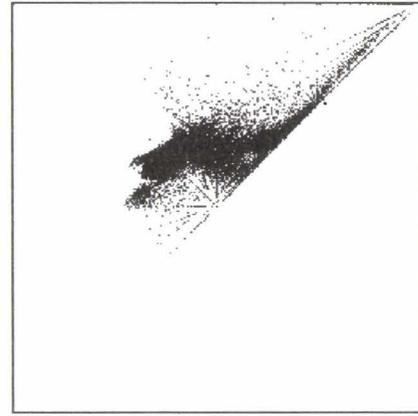


Figure II-13 : Représentation rv de l'image 5.

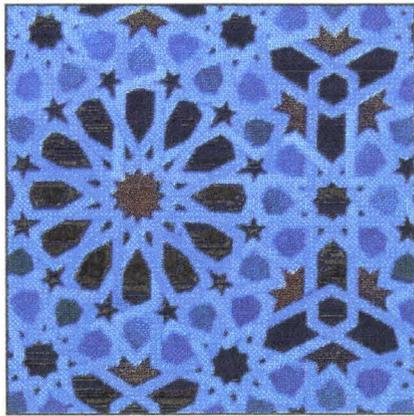


Image 6.

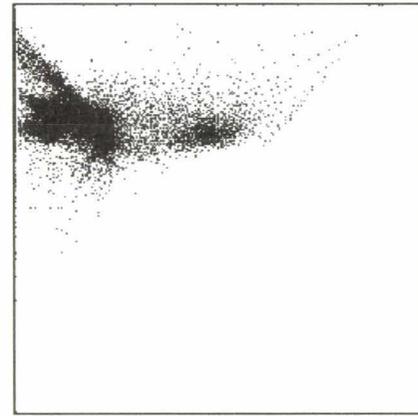


Figure II-14 : Représentation rv de l'image 6.



Image 7.

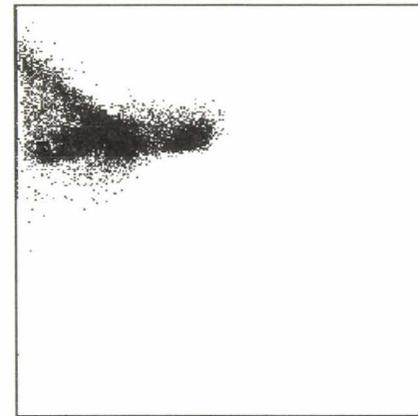


Figure II-15 : Représentation rv de l'image 7.

L'image 8 représente une bonne acquisition de la photographie, avec un éclairage type lumière du jour, pour lequel les paramètres de réglage de la caméra ont été correctement ajustés. Les mêmes conclusions que pour la première série d'acquisition (images 1 à 7) en découlent, à savoir que la modification d'un paramètre d'acquisition par rapport à la configuration de réglage correct de la caméra altère très sensiblement la qualité de l'image numérisée. En effet, les différents nuages associés aux couleurs présentes dans l'image sont difficilement discernables (cf. figures II-16, II-17, II-18, II-19, II-20, II-21, II-22).

Ces différents essais de prise de vue et de visualisation de la distribution des pixels dans différents espaces de représentation montrent que, même pour une image couleur relativement simple et acquise par la caméra dans des conditions correctes, il est relativement difficile de retrouver des classes de pixels bien différenciées aux couleurs présentes dans l'image.

De plus, les essais présentés montrent que les possibilités de mise en évidence de ces classes de pixels dépendent très fortement des conditions de prises de vues.

Lorsque celles-ci sont peu ou mal contrôlées, il faut donc se méfier d'affirmations trop hâtives du type : "A chaque type de couleur présente dans une image correspond un nuage de pixels bien identifié dans l'espace trichromatique ou dans l'espace rvb."

La suite de cette démarche exploratoire est destinée à mettre en évidence les causes des difficultés rencontrées pour séparer les nuages de pixels associés aux différentes couleurs, même lorsque celles-ci sont bien différenciées et en nombre limité.

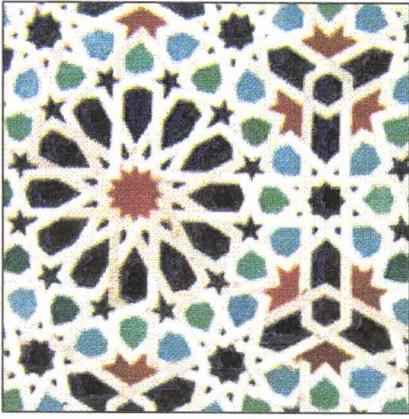


Image 8.

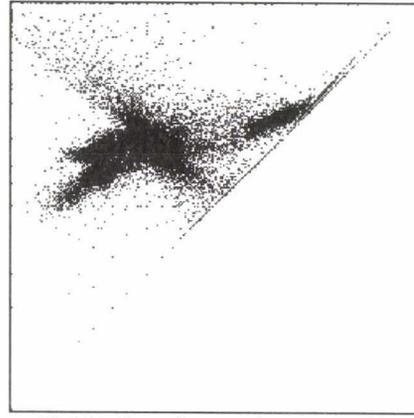


Figure II-16 : Représentation rv de l'image 8.

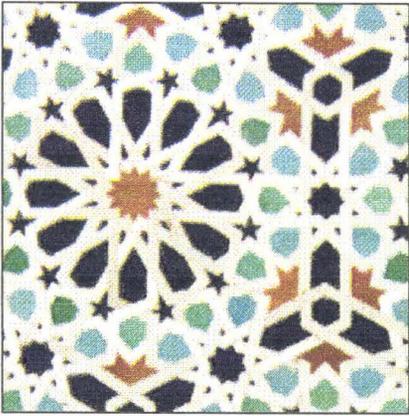


Image 9.

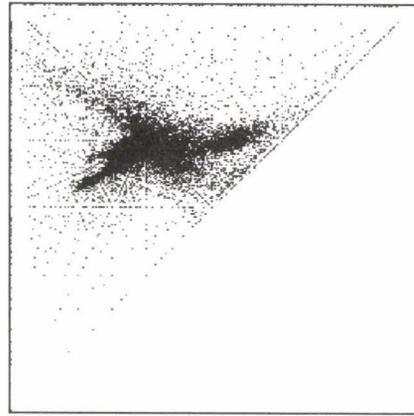


Figure II-17 : Représentation rv de l'image 9.

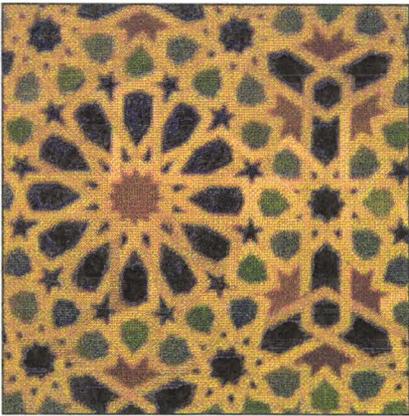


Image 10.

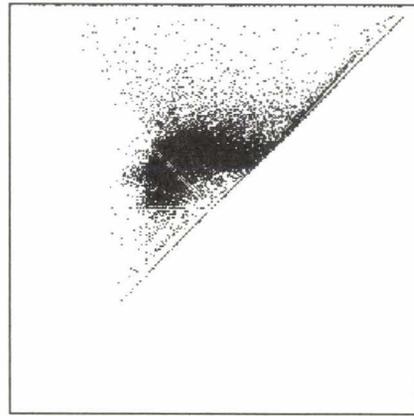


Figure II-18 : Représentation rv de l'image 10.

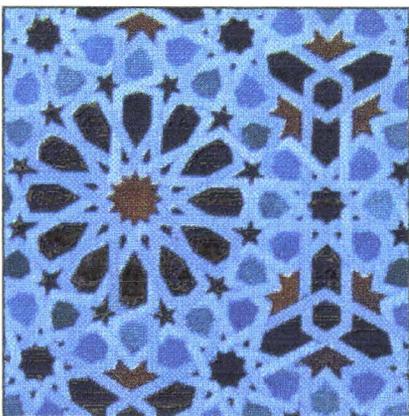


Image 11.

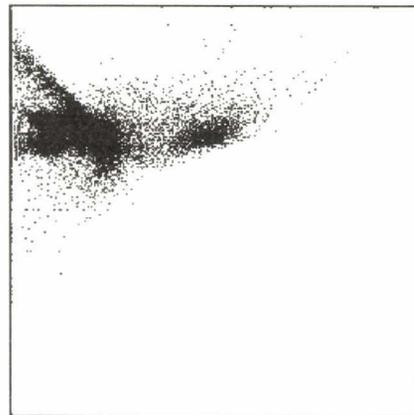


Figure II-19 : Représentation rv de l'image 11.

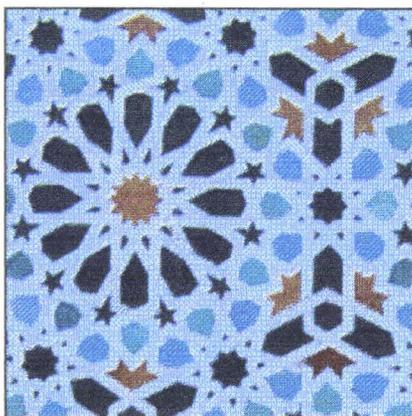


Image 12.

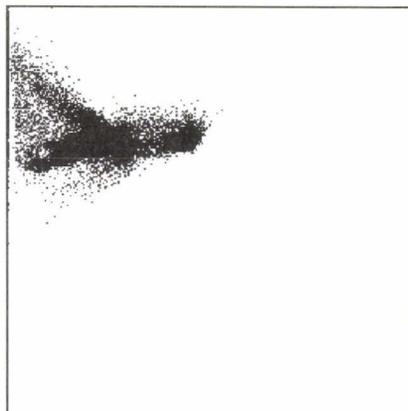


Figure II-20 : Représentation rv de l'image 12.

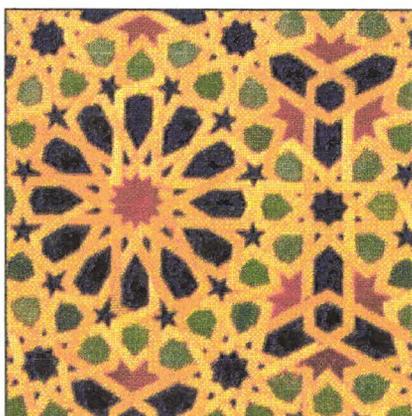


Image 13.

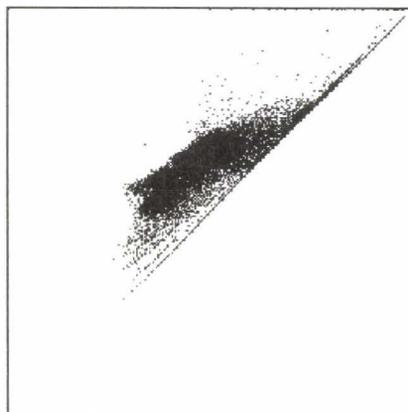


Figure II-21 : Représentation rv de l'image 13.

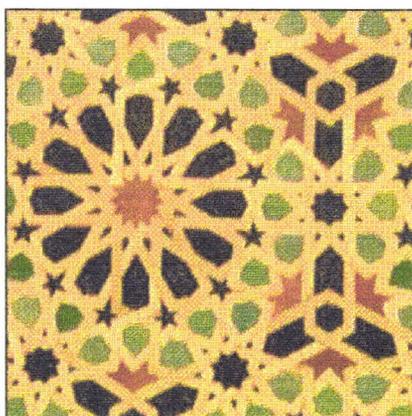


Image 14.

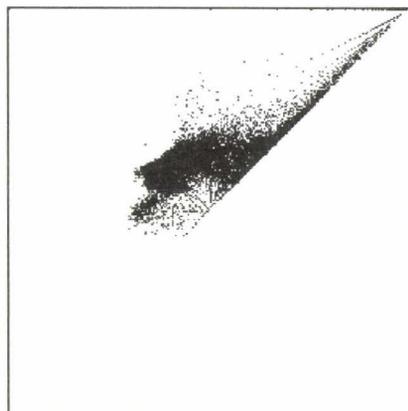


Figure II-22 : Représentation rv de l'image 14.

II. 4.2. Acquisition de la transition entre deux régions de couleurs différentes.

Pour illustrer la réponse d'une caméra couleur à une zone de transition entre une région noire et une région blanche, nous avons choisi d'acquérir l'image d'une mire d'imprimerie. Ainsi, la transition entre les zones noire et blanche sur la mire est brutale et parfaite. Cette acquisition a été effectuée avec une caméra tri-CCD SONY 750P, l'objectif étant réglé en position macro, pour obtenir une résolution importante. En observant l'image 15, de taille 16x16, on remarque que les pixels entre les deux régions présentent une dominante bleue.

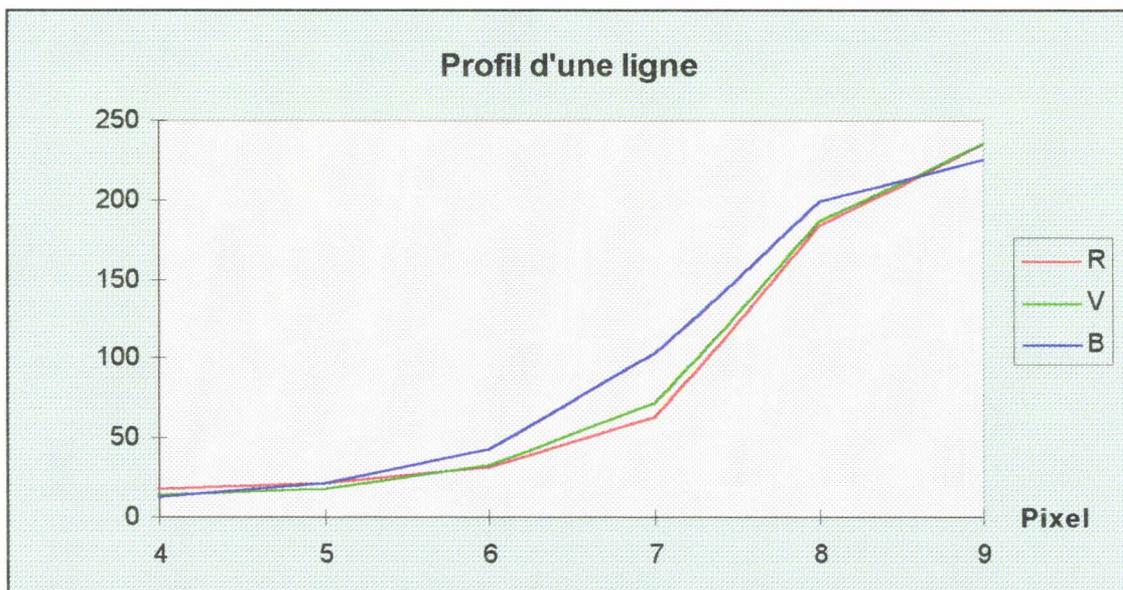
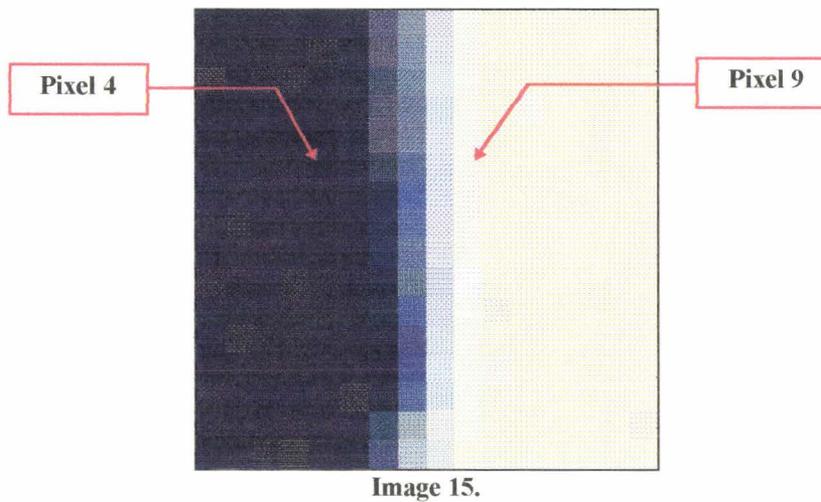


figure II-23 : Profil d'une ligne de l'image 15.

La figure II-23 représente le profil de la transition sur une ligne de l'image 15, (entre les pixels 4 et 9). On constate que l'image bleue présente toujours des valeurs supérieures à celles des images rouge et verte dans cette zone de transition, ce qui explique sa couleur bleutée.

Nous avons ensuite effectué l'acquisition de la transition d'une région blanche vers une région noire (cf. image 16 de taille 16x16). Les pixels de transition ont alors une dominante rouge-vert. La figure II-24 représente le profil d'une ligne de l'image 15, de la colonne 4 à 9. On constate que les valeurs de l'image bleue sont dans ce cas inférieures aux valeurs des images rouge et verte.

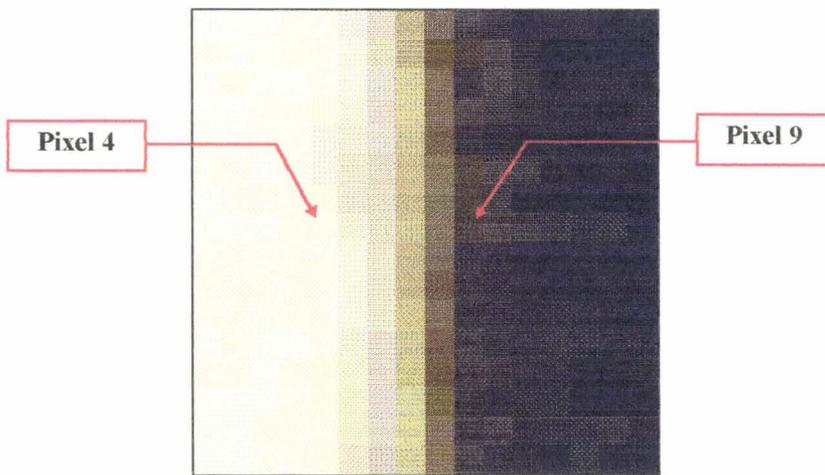


Image 16.

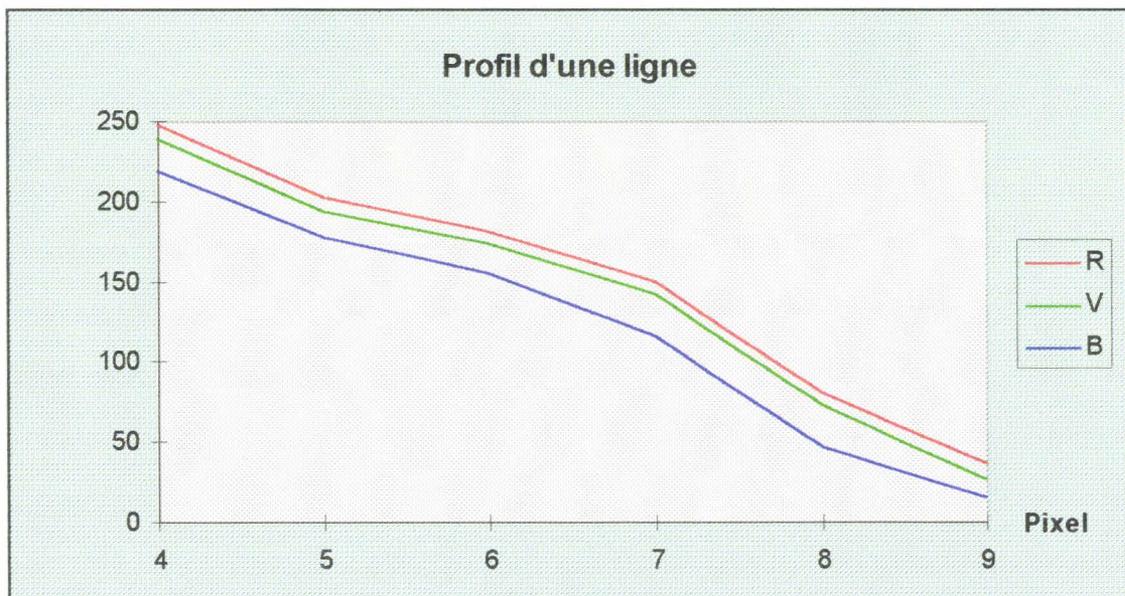


figure II-24 : Profil d'une ligne de l'image 16.

Cette zone de transition est composée de plusieurs pixels dont les couleurs sont dues en partie au décalage spatial des trois capteurs rouge, verte et bleu de la caméra, aux aberrations chromatiques de l'objectif, ainsi qu'au réglage de la focale de l'objectif.

Cet exemple illustre le problème de l'acquisition de zones de transition entre deux régions homogènes. D'abord, la transition entre les régions s'effectue sur plusieurs pixels, à cause du décalage spatial des trois capteurs. D'autre part, l'aberration chromatique de l'objectif donne une image différente de la zone selon que la zone blanche dans notre exemple se trouve à droite ou à gauche de l'image.

II. 5.CONCLUSION.

Dans ce chapitre, nous avons tenu à mettre en évidence les dégradations des images couleur numérisées consécutives à de mauvais ajustements des paramètres de réglage des caméras couleur CCD.

Il est évident que le même type de dégradation peut apparaître au niveau de la photographie de mosaïques sur site. Les photographies disponibles sont obtenues par tirage sur papier de diapositives prises par des amateurs. Entre le déclic sur l'appareil photographique et le tirage sur papier, tous les procédés chimiques de révélation du document résultent de compromis pour que l'amateur soit satisfait du résultat. Nous sommes loin d'un archivage professionnel et toutes sortes de dégradations de l'objet réel peuvent être envisagées.

C'est dans ce contexte difficile, où on ne dispose que d'une photographie papier, souvent entachées d'une dominante bleue ou jaune, que nous avons décidé de travailler, de la même manière que l'observateur humain corrige, et avec quelles facilités, la mauvaise qualité des photographies pour n'en conserver que le contenu informationnel utile.

II. 6. BIBLIOGRAPHIE

- [BAR 91] T. BARON "De la perception à la modélisation par la vision achrome et trichrome en robotique." Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse. Décembre 1991.
- [CAT 85] M. CATTOEN "Conception et réalisation d'une machine de vision achrome et trichrome pour la robotique." Thèse de Doctorat d'Etat es-Sciences. Toulouse, I.N.P.T., Février 1985.
- [CHA 82] K. CHAH "Segmentation chromatique et filtrage colorimétrique d'images vidéo. Simulation et implantation en temps réel." Thèse de doctorat, I.N.P. de Toulouse, Juin 1982.
- [COU 91] V. COUTANCE "La couleur en vision par ordinateur. Application à la robotique." Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse, Janvier 1991.
- [GIR 92] A. GIRALT "Classification chromatique en temps réel sur des images. Application à l'aide à la conduite par suivi des feux arrières de véhicules." Thèse de doctorat, INP de Toulouse, Novembre 1992.
- [LIA 87] L. LIANG "Contribution à la segmentation chromatique des images. Application à l'identification d'objets colorés." Thèse de doctorat, INP de Toulouse. Juillet 1987.
- [MIL 86] G. MILLERSON "Méthode d'éclairage pour le film et la télévision." Edition Dujarric, 1986.
- [PEL 88] A. PELAT " Les systèmes de télévision.", Série Imagerie et Télévision, Edition Ellipses, 1988.

CHAPITRE III

LA SEGMENTATION DES IMAGES EN COULEUR

III. La segmentation des images en couleur.

En premier lieu, nous allons montrer l'intérêt d'utiliser l'information couleur par rapport à la seule information relative aux niveaux de gris. Pour cela, nous utilisons une mire couleur d'imprimerie dont l'image RVB est représentée sur la figure III-1a. La figure III-1b correspond à l'image luminance de l'image RVB de la figure III-1a. On remarque que plusieurs bandes de couleurs différentes ont la même luminance. Il est donc impossible de segmenter ces bandes en utilisant seulement l'information luminance. Ici apparaît de manière évidente la nécessité de prendre en compte la chromaticité d'une image.

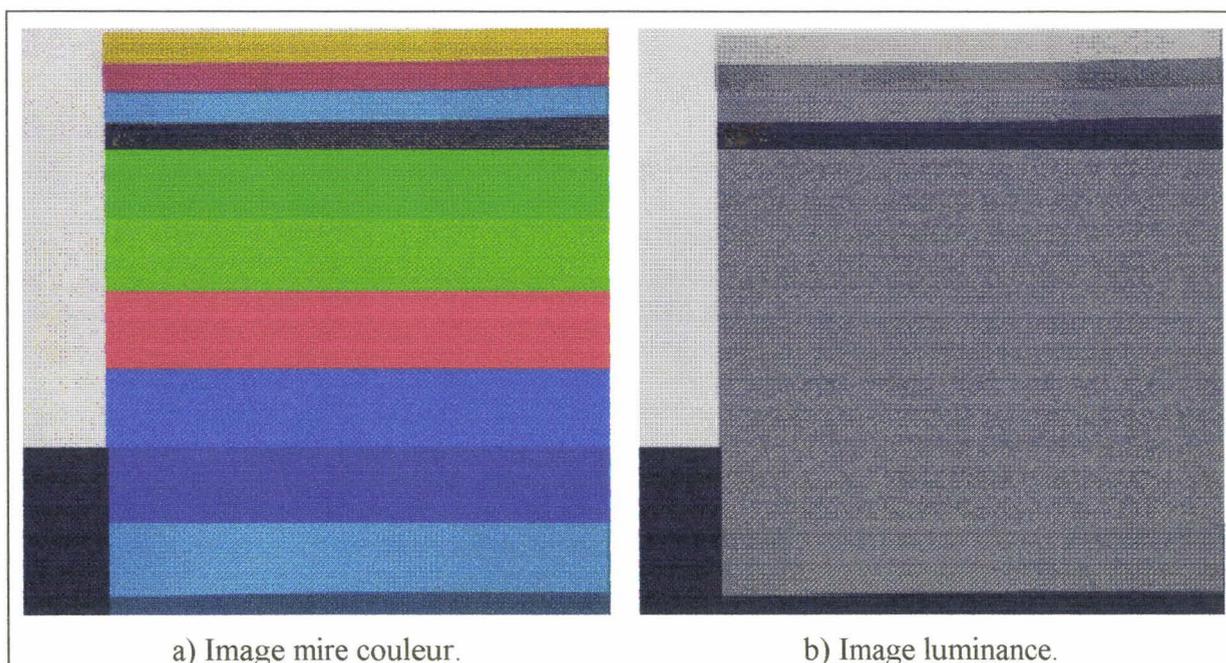


figure III-1 : Image couleur - Image en niveaux de gris.

Les méthodes de segmentation des images couleur découlent généralement des méthodes élaborées pour l'analyse des images en niveaux de gris qui font appel à deux grands principes. Soit on recherche des régions homogènes composées de pixels de caractéristiques semblables, soit on recherche les frontières, ou contours, délimitant ces régions homogènes.

Dans ce chapitre, nous présentons d'abord l'approche par détermination des régions homogènes, puis dans une deuxième partie, la détection des contours.

III.1.Segmentation d'images couleur en régions

homogènes.

La segmentation en régions consiste à déterminer des zones de l'image où les pixels ont des caractéristiques similaires. Ces caractéristiques peuvent être par exemple, l'intensité, les composantes trichromatiques, la teinte, la saturation, la texture, etc..

On définit la notion d'adjacence entre deux pixels, s'ils sont voisins et si leurs caractéristiques sont semblables. Deux pixels sont connexes si on peut établir un chemin constitué de pixels adjacents entre ces deux pixels. Une région homogène rassemble des pixels connexes. Si deux pixels ont des caractéristiques similaires, mais qu'ils ne sont pas connexes, alors ils appartiennent à deux régions différentes. Lorsque l'on désire segmenter une image, on suppose implicitement qu'elle est formée de régions homogènes.

Il n'existe pas de méthodes générales pour trouver les régions homogènes d'une image couleur. De nombreuses méthodes existent, chacune avec ses avantages et ses inconvénients. Les algorithmes peuvent être classés selon deux approches très différentes : l'approche globale et l'approche locale. Les méthodes globales n'utilisent que les composantes trichromatiques des pixels. Elles ne tiennent pas compte de la position des pixels dans l'image. Au contraire, les méthodes locales s'intéressent à la connexité des pixels.

III.1.1.Les méthodes de segmentation globales.

Le but des méthodes globales est d'effectuer une segmentation par classification des pixels selon leurs composantes trichromatiques. Dans le cas d'une image en niveaux de gris, il n'y a que le paramètre luminance à prendre en considération. Pour des images couleur, il y a trois paramètres (rouge, vert et bleu).

L'inconvénient des méthodes de segmentation par classification, est que l'on ne tient pas compte de la disposition spatiale des pixels dans l'image. Il faut donc après avoir déterminé l'ensemble des pixels ayant les mêmes caractéristiques, effectuer une analyse de connexité pour former des régions homogènes.

Les méthodes de classification peuvent être divisées en deux catégories : d'un côté les méthodes supervisées, de l'autre côté les méthodes non supervisées.

La classification supervisée opère à partir d'un apprentissage. Il faut apprendre au système informatique un ensemble de couleurs en choisissant des pixels représentatifs de ce que l'on désire retrouver dans les images à segmenter.

Andreadis détermine des encadrements dans l'espace RVB afin de discriminer plus de 1000 couleurs [AND 90]. Lors de la phase de classification, il étudie pour chaque pixel si sa couleur appartient à des encadrements connus. Si la réponse est positive, il classe le pixel dans la classe correspondante, sinon il l'affecte à la classe correspondant aux pixels non classés.

Rabatel cherche à localiser des fruits à partir d'une image couleur [RAB 88]. Pour cela, il définit par apprentissage la couleur des fruits à trouver. Il obtient ainsi un vecteur couleur de référence. Lors de la phase de détection, il recherche les pixels ayant un vecteur couleur colinéaire au vecteur de référence, donc ayant une couleur semblable.

Les méthodes de classification non supervisées sont plus difficiles à mettre en oeuvre. Elles utilisent la métrique de l'espace des caractéristiques. Pour une image en niveaux de gris, on dispose d'un espace monodimensionnel discrétisé en n intervalles (par exemple $n=256$) sur lequel il est facile de déterminer l'histogramme des niveaux de gris des pixels de l'image. A partir de cet histogramme, on définit un ou plusieurs seuils qui délimitent des classes auxquelles on affecte les pixels. En couleur, l'espace tridimensionnel est discrétisé en n^3 cubes élémentaires. Chaque axe est échantillonné sur 256 niveaux, on obtient ainsi 256^3 , soit

16 777 216 couleurs possibles! Une solution étudiée par différents chercheurs consiste à projeter cet espace sur un plan ou une droite.

Claramont propose une méthode en projetant l'espace XYZ sur les trois plans XY, YZ, et XZ [CLA 84]. Après un seuillage des valeurs des pixels à partir des histogrammes bidimensionnels des trois plans, un encadrement des nuages de points représentant les classes est effectué. La dernière étape consiste à regrouper les encadrements établis dans les trois plans. Les nuages de points sont ainsi finalement modélisés par des parallélépipèdes.

Liang reprend la méthode de Claramont en améliorant la phase de seuillage bidimensionnel [LIA 87]. La segmentation dépend fortement de l'encadrement choisi. Un seuil global ne peut donc être choisi. Il développe une méthode interactive de seuillage bidimensionnel local. Il applique son algorithme à l'identification de la valeur des condensateurs par lecture du code des couleurs.

Baghdassarian développe et compare des méthodes de segmentation par classification chromatique, supervisées paramétrique et non paramétrique, et non supervisée [BAG 95]. Baghdassarian applique ces méthodes au suivi de la route pour des véhicules automobiles et à la reconnaissance des panneaux de signalisation verticale en circulation routière.

III.1.2. Les méthodes locales.

Les méthodes locales utilisent l'information spatiale, c'est à dire les coordonnées (x,y) des pixels, et les composantes trichromatiques. On établit un critère de connexité pour prendre en considération la position spatiale du pixel et un critère de similarité pour prendre en considération ses composantes trichromatiques. On distingue trois types d'algorithmes.

- Les méthodes de fusion, regroupement ou croissance de régions : l'image est divisée en un grand nombre de petites régions homogènes, pour lesquelles les critères de connexité et de similarité sont respectés. On considère initialement que chaque pixel représente une région

homogène. Ensuite, on fait croître les régions en les fusionnant tant que les critères de connexité et de similarité sont respectés. Le fait de considérer chaque pixel comme une région de départ rend cette méthode très sensible aux bruits.

- Les méthodes de séparation ou division : c'est la démarche inverse des méthodes précédentes. On divise les régions tant que les critères ne sont pas respectés. On obtient ainsi des régions de plus en plus petites jusqu'à l'obtention de régions homogènes. Le problème de cette approche réside dans le choix de la stratégie de division.
- Les méthodes de séparation/fusion (split and merge) : ces méthodes hybrides combinent les deux méthodes précédentes. A partir d'une partition arbitraire de l'image, on divise les régions non homogènes et on fusionne celles qui sont voisines et similaires [HOR 76].

Le principal problème lié à l'ensemble de ces méthodes est la définition d'un critère de similarité. Ce critère s'appliquant globalement à toute l'image, ces méthodes sont sensibles aux variations d'éclairage.

Nous proposons d'étudier les méthodes de séparation/fusion et plus particulièrement l'algorithme de Coutance [COU 91]. Il se décompose en trois phases :

- Obtention d'un arbre dont les feuilles sont des petites régions uniformes.
- Regroupement des feuilles pour obtenir les régions.
- Elimination des petites régions non significatives.

Coutance utilise une structure d'arbre appelé *quadtree* (cf. figure III-2). La racine correspond à l'image entière. Chaque sous-image carrée (noeud) est divisée en quatre sous-images, et ainsi de suite jusqu'à ce que le critère de similarité soit justifié. On obtient alors les noeuds terminaux appelés feuilles qui, dans le pire des cas, sont des pixels.

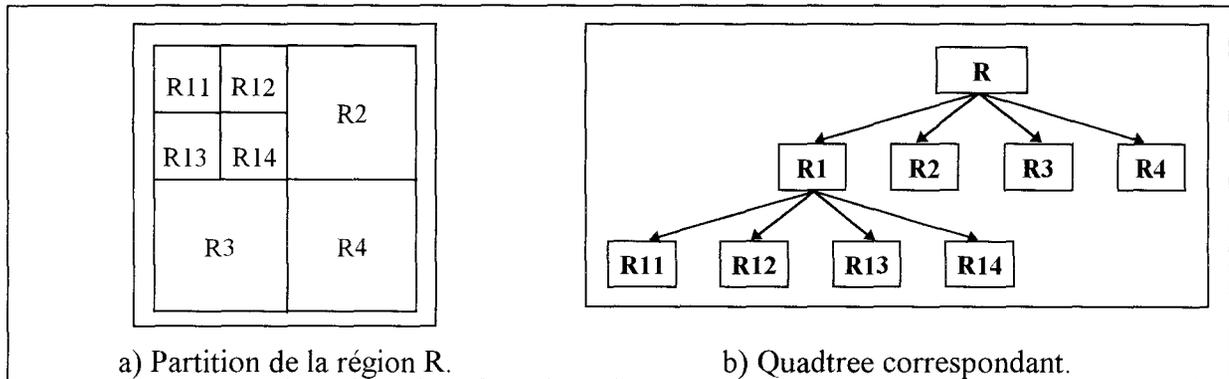


figure III-2 : Structure quadtree.

Cette procédure de division ne respecte pas les frontières réelles des régions homogènes de l'image. Coutance utilise un graphe d'adjacence pour regrouper les feuilles satisfaisant le critère de similarité, mais l'ordre de regroupement conditionne le résultat de la segmentation. Ainsi, si trois feuilles A,B et C sont adjacentes et si les fusions (A,B) et (B,C) sont possibles, il se peut que la fusion de A avec (B,C) soit interdite si on commence à fusionner B et C, alors que AB et C pourraient être fusionnées en commençant par fusionner A et B.

Pour chaque région X_i de n pixels, Coutance calcule les moyennes et variances de chaque composante R, V et B (cf. tableau III-1).

Composantes	Moyennes des composantes	Variances des composantes
R	$mR_i = \frac{1}{n} \sum_{(x,y) \in X_i} R(x,y)$	$vR_i = \frac{1}{n} \sum_{(x,y) \in X_i} (R(x,y) - mR_i)^2$
V	$mV_i = \frac{1}{n} \sum_{(x,y) \in X_i} V(x,y)$	$vV_i = \frac{1}{n} \sum_{(x,y) \in X_i} (V(x,y) - mV_i)^2$
B	$mB_i = \frac{1}{n} \sum_{(x,y) \in X_i} B(x,y)$	$vB_i = \frac{1}{n} \sum_{(x,y) \in X_i} (B(x,y) - mB_i)^2$

tableau III-1

Il utilise les moyennes pour fusionner des noeuds et les variances pour les diviser, de la manière suivante :

- Critère sur les moyennes :

Soient S_m un seuil associé aux moyennes et $d(X_i, X_j)$ la distance entre deux noeuds X_i et

$$X_j \text{ définie par : } d(X_i, X_j) = |mR_i - mR_j| + |mV_i - mV_j| + |mB_i - mB_j|.$$

Si $\forall k, l \in [1, 4] \quad d(X_k, X_l) \leq S_m$, alors les quatre noeuds sont regroupés en un seul.

- Critère sur les variances :

Soit S_v un seuil associé aux variances : si $vR_i + vV_i + vB_i > S_v$, alors la sous-image associée au noeud X_i est divisée en quatre sous-images.

Le problème est alors de fixer correctement les valeurs des deux seuils S_m et S_v . Baron a repris la méthode de Coutance [BAR 91]. Il calcule un modèle de bruit, liant l'intensité moyenne et la variance associée dans le cas de surfaces homogènes. Ceci permet de n'utiliser qu'un seul critère pour la fusion et la séparation.

Dans la pratique, cet algorithme ne segmente correctement que quelques régions. Il n'est donc pas possible de segmenter correctement l'ensemble d'une image. De plus, il apparaît que les variations d'éclairage perturbent fortement la segmentation : selon qu'une zone de l'image est plus ou moins éclairée, elle est sur-segmentée ou sous-segmentée.

III.2.Segmentation par détection des contours couleur.

Les méthodes de détection de contours prennent une place importante dans le traitement des images. Les contours représentent les frontières entre les différentes régions composant une image. Ils sont donc très utiles pour la segmentation. La détection des contours est souvent basée sur l'utilisation d'opérateurs différentiels, car les frontières coïncident avec la présence de variations locales de luminance ou de couleur. De nombreuses méthodes existent pour l'analyse d'images en niveaux de gris, nous présentons celles appliquées à la couleur.

Dans les deux prochaines sous-sections, nous étudions les méthodes basées sur le calcul du gradient. Ces méthodes peuvent être divisées en deux catégories : d'un côté, celles qui opèrent sur les trois images indépendamment les unes des autres, appelées « gradient marginal » par Alshatti [ALS 94] ; de l'autre côté, les méthodes basées sur un calcul vectoriel.

Nous aborderons le problème de l'extraction des contours couleur dans la dernière partie de ce paragraphe.

III.2.1. Les gradients marginaux.

Une image couleur peut être décomposée en trois images trichromatiques. Il est alors possible d'appliquer une méthode de calcul du gradient développée pour des images en niveaux de gris sur chacune de ces images trichromatiques prises indépendamment les unes des autres. On peut évaluer ensuite une image gradient par une combinaison de ces trois images gradients élémentaires. Nous étudions maintenant différentes combinaisons possibles de ces images gradients.

Une première solution serait d'effectuer la somme des trois gradients en chaque pixel de l'image. Dans le cas où deux gradients auraient la même valeur, même direction mais des sens donc de signes différents, et où le troisième gradient serait nul, alors le gradient résultat serait nul. Cette solution ne peut donc être utilisée.

Pour résoudre ce problème, il faut soit utiliser les valeurs absolues, soit élever les valeurs au carré, afin d'introduire la notion de distance. Soient $G_{Cr_x}(x,y)$ la composante horizontale (en x) du gradient dans l'image rouge au pixel de coordonnées (x,y) et de composantes trichromatiques (Cr, Cv, Cb), et $G_{Cr_y}(x,y)$ la composante verticale (en y) du gradient dans l'image rouge en ce pixel. On définit les composantes des gradients résultats en x et en y de la manière suivante :

$$\begin{aligned} G_x(x, y) &= \sqrt{[G_{Cr_x}(x, y)]^2 + [G_{Cv_x}(x, y)]^2 + [G_{Cb_x}(x, y)]^2} \\ G_y(x, y) &= \sqrt{[G_{Cr_y}(x, y)]^2 + [G_{Cv_y}(x, y)]^2 + [G_{Cb_y}(x, y)]^2} \end{aligned}$$

équation III-1

A partir des composantes des gradients en x et en y, on calcule le module et l'angle du gradient couleur.

$$\begin{aligned} \|G(x, y)\| &= \sqrt{G_x^2(x, y) + G_y^2(x, y)} \\ \theta &= \operatorname{arctg} \frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \end{aligned}$$

équation III-2

On note d'après l'équation III-2 que le module du gradient est indépendant de la direction des gradients des trois composantes. De plus les gradients $G_x(x, y)$ et $G_y(x, y)$ étant positifs, l'angle est défini entre $[0, \pi/2]$.

Une autre solution consiste à effectuer une combinaison non linéaire. On applique sur chacune des trois images un opérateur gradient, puis pour chaque pixel on retient le gradient de norme maximum dans les trois images (cf. figure III-3). On choisit l'angle du gradient résultat comme étant l'angle du gradient de norme maximum des trois composantes. Ceci permet d'obtenir un angle compris entre $[0, 2\pi]$.

Bien que le calcul du gradient par ces méthodes donne des résultats corrects, il ne tient pas compte de la nature tridimensionnelle de la couleur. Nous étudions donc dans le paragraphe suivant, le calcul vectoriel du gradient.

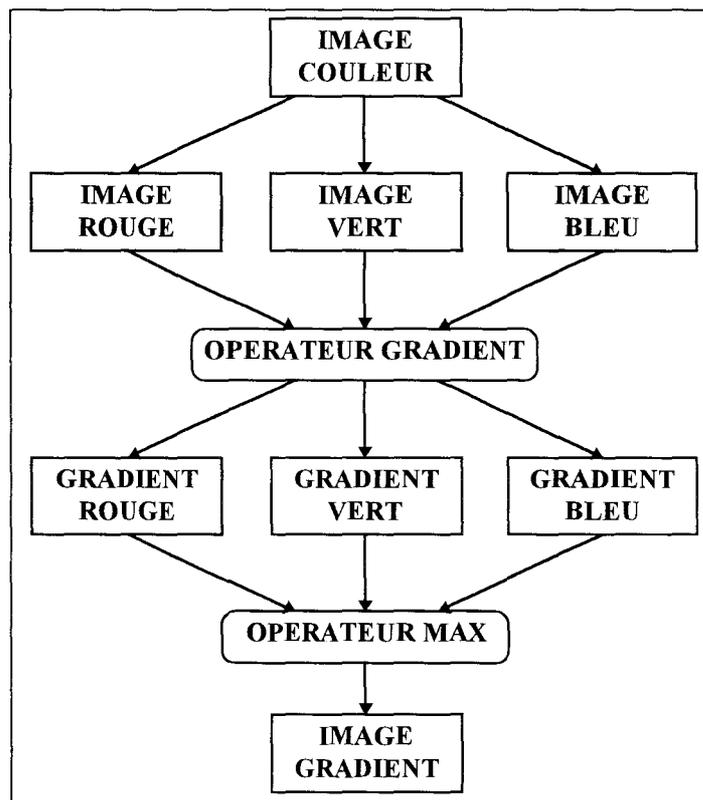


figure III-3 : Gradient maximum.

III.2.2. Les gradients vectoriels.

Les méthodes présentées dans ce paragraphe consistent à déterminer un gradient vectoriel. Le calcul est basé sur la maximisation d'un critère de distance. Les différentes approches utilisent soit le calcul des tenseurs pour Di Zenzo [ZEN 86], soit une matrice jacobienne pour Novak-Shafer [NOV 87], soit encore les valeurs et vecteurs propres pour Lee-Cok [LEE 91]. D'après Alshatti [ALS 94], ces méthodes diffèrent dans le calcul de la distance, mais conduisent au même résultat.

III.2.2.1. La méthode de Di Zenzo.

Di Zenzo recherche la variation de couleur maximale dans le voisinage d'un pixel. Il définit la direction du gradient comme la direction dans laquelle la variation est la plus grande. Le module du gradient est alors la norme de cette variation.

Soit ds^2 une variation élémentaire des composantes trichromatiques à maximiser en un pixel de coordonnées (x, y) définie par :

$$ds^2 = g_{11}dx^2 + 2g_{12}dxdy + g_{22}dy^2$$

équation III-3

g_{ij} est un tenseur symétrique associé à la base définie par deux vecteurs F_1 et F_2 tels que :

$$F_1^T = \left[\frac{\partial R}{\partial x}, \frac{\partial V}{\partial x}, \frac{\partial B}{\partial x} \right]$$

$$F_2^T = \left[\frac{\partial R}{\partial y}, \frac{\partial V}{\partial y}, \frac{\partial B}{\partial y} \right]$$

équation III-4

F_1 et F_2 sont les vecteurs des dérivées premières des trois composantes R, V et B par rapport à x et à y. Le tenseur g_{ij} peut être calculé par le produit scalaire suivant :

$$g_{ij} = f_1 \times f_2 = \begin{bmatrix} p & t \\ t & q \end{bmatrix}$$

avec:

$$p = f_1 \times f_1 = \|f_1\|^2 = \left(\frac{\partial R}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial V}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial B}{\partial x}\right)^2$$

$$q = f_2 \times f_2 = \|f_2\|^2 = \left(\frac{\partial R}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial V}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial B}{\partial y}\right)^2$$

$$t = f_1 \times f_2 = \frac{\partial R}{\partial x} \frac{\partial R}{\partial y} + \frac{\partial V}{\partial x} \frac{\partial V}{\partial y} + \frac{\partial B}{\partial x} \frac{\partial B}{\partial y}$$

équation III-5

Le problème est de trouver la valeur de l'angle θ qui maximise la fonction $F(\theta)$ telle que :

$$F(\theta) = g_{11} \cos^2 \theta + 2g_{12} \cos \theta \sin \theta + g_{22} \sin^2 \theta$$

par simplification on obtient :

$$F(\theta) = \frac{1}{2} [p + q + (p - q) \cos 2\theta + 2t \sin 2\theta]$$

équation III-6

La valeur de θ_0 qui maximise $F(\theta)$ est donnée par l'équation suivante :

$$\theta_0 = \frac{1}{2} \operatorname{arctg} \frac{2t}{p - q}$$

équation III-7

L'angle θ_0 est défini à π près. Le module du gradient est égal à $\sqrt{F(\theta_0)}$. Des indéterminations apparaissent lorsque $p=q$ et $t=0$.

III.2.2.2. La méthode de Novak et Shafer.

Novak et Shafer utilisent une matrice jacobienne J donnée par :

$$J^T = \begin{bmatrix} \frac{\partial R}{\partial y} & \frac{\partial V}{\partial y} & \frac{\partial B}{\partial y} \\ \frac{\partial R}{\partial x} & \frac{\partial V}{\partial x} & \frac{\partial B}{\partial x} \end{bmatrix}$$

équation III-8

La variation élémentaire à maximiser, notée ds^2 , est exprimée par : $ds^2 = U^T J U$, où $U^T = [\sin\theta, \cos\theta]$ est le vecteur unitaire représentant la direction à rechercher pour obtenir la variation maximale. La fonction $F(\theta)$ à maximiser est identique à celle de Di Zenzo :

$$F(\theta) = \frac{1}{2} [p + q + (p - q) \cos 2\theta + 2t \sin 2\theta]$$

équation III-9

Les problèmes liés à cette méthode sont les mêmes que ceux rencontrés dans la méthode de Di Zenzo.

III.2.2.3. La méthode de Lee et Cok.

Cette méthode permet d'obtenir plus rapidement et plus simplement le gradient vectoriel. Lee et Cok utilisent les mêmes variations élémentaires ds^2 et matrice jacobienne J que Novak et Shafer. Ils recherchent les valeurs et les vecteurs propres de J qui maximisent la variation élémentaire $ds^2(x,y)$. La plus grande valeur propre λ représente le carré du gradient, et le vecteur propre associé correspond à la direction du gradient (les variables U , p , q , t , λ correspondent aux mêmes variables que celles définies par Di Zenzo et Novak).

$$\begin{aligned}
 ds^2(x, y) &= U^T D^T U \\
 J = D^T D &= \begin{bmatrix} p & t \\ t & q \end{bmatrix} \\
 \lambda &= \frac{1}{2} \left[p + q + \sqrt{(p + q)^2 - 4(pq - t^2)} \right]
 \end{aligned}$$

équation III-10

Les coordonnées du vecteur propre donnant la direction du gradient sont $[t, \lambda - p]^T$. Dans le cas où $t=0$ et $\lambda=p$, la direction est donnée par le vecteur $[p - q, 0]^T$. La valeur de l'angle du gradient est toujours définie à π près.

III.2.3.Extraction des contours d'images couleur.

L'objectif de l'extraction des contours est d'obtenir une image binaire dans laquelle ne subsistent que des pixels contours. L'extraction des contours s'effectue soit à partir de l'image gradient calculée à partir de l'image couleur, soit en calculant la dérivée seconde directionnelle en utilisant directement l'image couleur.

III.2.3.1.Extraction des contours à partir de l'image gradient.

Nous décrivons brièvement une méthode d'extraction des contours d'une image gradient calculée à partir de l'image couleur [ALS 94]. Nous rappelons que l'image gradient est une image en niveaux de gris. Cette méthode se décompose en deux étapes. Premièrement, on extrait les maxima locaux, puis, deuxièmement, on effectue un seuillage par hystérésis.

L'extraction des maxima locaux permet de sélectionner les pixels où le module du gradient est le plus élevé. Cette méthode supprime les pixels de plus faible gradient. On parle aussi de « suppression des pixels non-maximaux ». Lors de la transition entre deux régions, plusieurs pixels de transition présentent une réponse plus ou moins élevée au filtre gradient. Cette méthode permet de détecter le pixel qui correspond le mieux à la frontière, et donc d'obtenir un contour d'épaisseur égale à un pixel. Le principe de calcul est le suivant. On

définit une fenêtre de taille 3*3 centrée sur le pixel étudié, noté G. On compare la valeur du module du gradient en ce pixel aux deux valeurs des modules des gradients aux pixels G_1 et G_2 situés de part et d'autre de G dans la direction du gradient du pixel central (cf. figure III-4). Si la valeur du module du gradient au pixel G est supérieure aux deux valeurs aux pixels G_1 et G_2 , alors on extrait le pixel G qui devient un "pixel contour". Sinon ce pixel n'est pas considéré comme un pixel de contour.

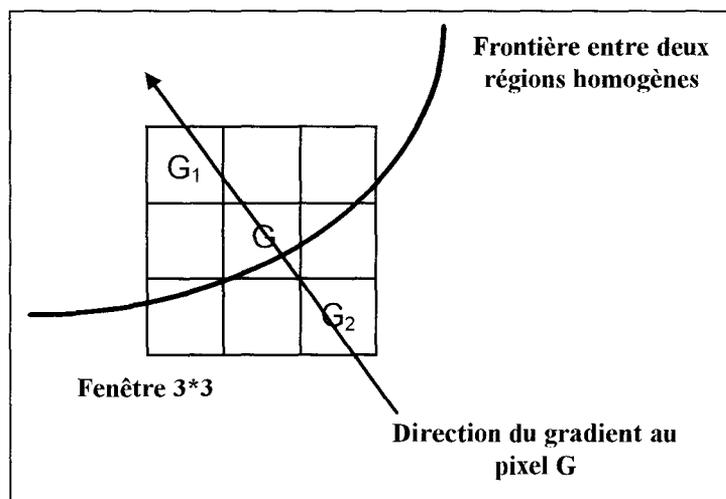


figure III-4 : Extraction des maxima locaux.

La détermination à π près de l'angle du gradient ne pose aucun problème.

Le seuillage par hystérésis qui intervient après extraction des maxima locaux, est basé sur l'utilisation d'un seuil bas et d'un seuil haut. Cette méthode se décompose en deux phases. Dans la première phase, l'image des maxima locaux est seuillée avec le seuil bas, afin d'obtenir une image binaire. Puis, dans la deuxième phase, on définit des ensembles de pixels contours connexes. On dit que deux pixels contours sont connexes, s'il est possible de trouver un chemin composé de pixels contours voisins, qui relie ces deux pixels. Si au moins un des pixels de l'ensemble possède une valeur du module du gradient supérieure au seuil haut, alors on considère que l'ensemble de ces pixels sont des pixels contours, sinon ils ne sont pas considérés comme tels. Cette méthode permet d'obtenir des contours mieux fermés que par un simple seuillage. De ce fait, l'information donnée par les contours est plus facile d'utilisation.

III.2.3.2.Dérivée seconde directionnelle.

On peut définir un pixel contour comme étant le pixel où le gradient est le plus élevé entre deux régions homogènes. Les méthodes précédentes sont basées sur cette définition. On calcule le gradient par utilisation d'un filtre de dérivation, puis on extrait les pixels contours à partir de l'image gradient en recherchant les maxima locaux.

Il existe une autre définition qui consiste à dire qu'un pixel appartient à un contour si la dérivée seconde de la fonction image s'annule en ce pixel. L'extraction des contours par utilisation de la dérivée seconde directionnelle s'effectue directement à partir de l'image initiale en couleur. Les contours sont à la fois bien localisés et leur épaisseur est égale à un pixel. Cependant, en conséquence de la double dérivation, cette méthode est très sensible aux bruits. Deux solutions existent pour calculer cette dérivée seconde :

- La dérivée seconde directionnelle [CLA 89].

Soit $I(x,y)$ une image en niveaux de gris et $U(x,y)$ la direction du gradient en tout pixel (x,y) de cette image. La dérivée seconde directionnelle, notée dsd , est calculée par :

$$dsd(x, y) = \frac{\partial^2}{\partial U^2} I(x, y)$$

équation III-11

- Le module du laplacien.

Le module du laplacien est calculé par l'équation suivante :

$$\nabla^2 I(x, y) = \frac{\partial^2}{\partial x^2} I(x, y) + \frac{\partial^2}{\partial y^2} I(x, y)$$

équation III-12

Le laplacien est plus facile à mettre en oeuvre, mais il ne tient pas compte de la direction du gradient, contrairement à la dérivée seconde directionnelle.

Cumani a proposé une méthode pour généraliser cette solution à la couleur [CUM 91]. Il calcule la dérivée première du gradient au carré dans la direction de ce gradient, déterminée par

la méthode de Di Zenzo [ZEN 86]. Cette méthode n'est pas tout à fait l'équivalent de la dérivée seconde directionnelle en niveaux de gris. Des indéterminations existent dans le calcul de la direction du gradient par la méthode de Di Zenzo. Cumani a proposé une solution quelque peu complexe afin de s'affranchir de ces problèmes [CUM 91]. Alshatti [ALS 94] propose une autre méthode, plus simple, basée sur le calcul de la direction du gradient selon Lee [LEE 91].

L'extraction des pixels contours se fait en recherchant les passages par zéro de la dérivée seconde, c'est à dire lorsqu'il y a un changement de signe. Malgré cette précaution, des fausses détections dues aux bruits peuvent apparaître. Alshatti [ALS 94] propose donc de filtrer l'image en utilisant les opérateurs optimaux de Deriche, appliqués indépendamment à chacune des trois images trichromatiques. L'aspect tridimensionnel apparaît lors du calcul de la dérivée seconde à partir des dérivées premières. Il obtient un détecteur possédant une très bonne localisation, mais qui reste sensible aux bruits.

III.3.Conclusion.

Dans ce chapitre, nous avons étudié les méthodes de segmentation d'images couleur basées soit sur la recherche de régions homogènes, soit sur l'extraction des contours.

On distingue les méthodes globales et les méthodes locales de recherche des régions homogènes. Les méthodes globales n'utilisent que l'information couleur dans l'espace tridimensionnel RVB. Elles nécessitent pour reconstruire les régions un regroupement des pixels assignés aux différentes classes correspondant à des couleurs semblables par une analyse de connexité. Les méthodes locales utilisent à la fois l'information couleur et l'information spatiale. L'information colorimétrique permet d'obtenir une meilleure segmentation que celle résultant de l'analyse d'images en niveaux de gris, mais les résultats sont très sensibles aux variations d'éclairage.

Deux types de méthodes d'extraction des contours à partir d'une image couleur existent : celles basées sur le calcul du gradient qui nécessitent la mise en place d'un deuxième algorithme

d'extraction de contours, et celles qui déterminent directement les contours en recherchant les passages par zéro de la dérivée seconde. La détermination du gradient des images couleur permet de créer des images gradients correctes, mais l'extraction des contours à partir de ces images gradients paraît difficile. Quant aux méthodes basées sur le calcul de la dérivée seconde, elles restent très sensibles aux bruits.

Dans le chapitre IV, nous étudions les problèmes de la segmentation par classification d'une image de mosaïque. Puis, dans le chapitre V, nous appliquerons les méthodes de segmentation par détection des contours, et nous proposerons une nouvelle méthode d'extraction des zones de transition des images couleur.

III.4.Bibliographie.

- [ALS 92] W. ALSHATTI, "DéTECTEURS de contours niveaux de gris et couleurs : Evaluation et étude comparative." Rapport interne Laboratoire d'Automatique et de Micro-Informatique Industrielle, Université de Savoie, Octobre 1992.
- [ALS 94] W. ALSHATTI, "Approches vectorielles du filtrage et de la détection de contours dans des images multi-spectrales." Thèse de doctorat, Université de Savoie, Octobre 1994.
- [AND 90] I. ANDREADIS, M. A. BROWNE, J.A. SWIFT, "Image pixel classification by chromaticity analysis." Pattern Recognition Letters, n°11, pp. 51-58, 1990.
- [BAG 95] C. BAGHDASSARIAN, "Classification chromatique pour la reconnaissance d'objets : application aux scènes routières." Thèse de doctorat, Ecole des Mines de Paris, Octobre 1995.
- [BAR 91] T. BARON, "De la perception à la modélisation par la vision achrome et trichrome en robotique." Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse, Décembre 1991.
- [CLA 84] G. CLARAMONT, "Développement de techniques de segmentation chromatique et implantation dans un module de vision." Thèse de doctorat, Institut Polytechnique de Toulouse, Décembre 1984.

- [CLA 89] J. J. CLARK, "Authenticating edges produced by zero crossing algorithms." IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., Vol. 11, pp. 43-57, 1989.
- [COU 91] V. COUTANCE "La couleur en vision par ordinateur. Application à la robotique." Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse, Janvier 1991.
- [CUM 91] A. CUMANI, "Edge detection in multispectral images." Computer Vision, Graphics, and Image Processing : Graphical Models and Image Processing, Vol. 53, n°1, pp. 40-51, January 1991.
- [LEE 91] H.-C. LEE, and D. R. COK, "Detecting boundaries in a vector field." IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 39, n°5, pp. 1181-1194, May 1991.
- [LIA 87] L. LIANG, "Contribution à la segmentation chromatique des images. Application à l'identification d'objets colorés." Thèse de doctorat, Institut Polytechnique de Toulouse, Juillet 1987.
- [NOV 87] C. L. NOVAK, and S. A. SHAFER, "Color edge detection." DARPA Image Understanding Workshop Los Angeles, CA : Morgan Kaufmann Pub. Inc., pp. 35-37, Los Altos, February 1987.
- [RAB 88] G. RABATEL, "Localisation de fruits en environnement naturel par segmentation d'images polychromes." Thèse de doctorat, Université de Bordeaux, Octobre 1988.
- [ZEN 86] S. DI ZENZO, "A note on the gradient of a multi-image." Computer Vision Graphics and Image Processing, Vol. 33, pp. 116-125, 1986.

CHAPITRE IV

LES PROBLÈMES DE CLASSIFICATION DES PIXELS D'UNE IMAGE DE MOSAÏQUE

IV. Les problèmes de classification des pixels d'une image de mosaïque.

IV.1. Présentation de l'image de mosaïque à analyser.

Dans le cadre de ce projet, nous avons été amenés à analyser des images couleur de mosaïque, qui n'ont pas été acquises au sein de notre laboratoire. Ainsi, ne maîtrisant pas les paramètres d'acquisition des images à analyser, il a fallu développer des procédures logicielles originales pour segmenter de telles images. L'image couleur de mosaïque que nous avons retenue pour exposer les problèmes posés par ce projet ainsi que les solutions que nous proposons, est présentée sur la figure IV-1.

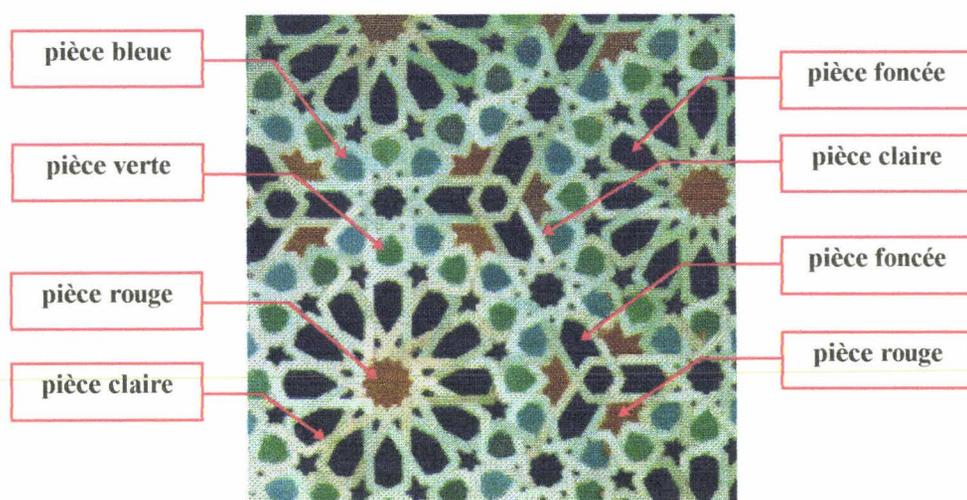


figure IV-1 : Image initiale.

D'après l'observation de cette image, on constate que la mosaïque est composée de pièces de couleurs semblables : foncée, bleue, rouge et verte. Toutes ces pièces sont séparées par des pièces claires. Dans la suite de la thèse, on appellera "noire" la couleur des pixels représentant les pièces foncées de la mosaïque. Si on examine plus attentivement l'image de mosaïque, on s'aperçoit qu'un pixel de couleur "noire" n'a pas forcément ses composantes trichromatiques égales à zéro. Il en est de même pour les pixels représentant les pièces claires,

que l'on appellera de couleur "blanche". Cela ne signifie pas que leurs composantes trichromatiques sont toutes égales à 255. On appellera également pièces colorées, les pièces rouges, vertes et bleues.

IV.2.Méthodologie.

Un pixel de coordonnées (x,y) et de composantes trichromatiques (R,V,B) est représenté par un point dans l'espace couleur tridimensionnel défini par les axes rouge, vert et bleu. Cet espace correspond au cube des couleurs défini au paragraphe 2.1. chapitre I. Les coordonnées de ce point sont les composantes rouge, verte et bleue du pixel. Nous utilisons le terme de « pixel » lorsqu'il s'agit de l'image. Le terme « point » désigne la représentation des composantes trichromatiques d'un pixel dans l'espace couleur. Nous voulons classer les pixels en fonction de leurs composantes trichromatiques. Nous utiliserons donc les points représentant les composantes trichromatiques des pixels pour effectuer la classification qui sera tridimensionnelle dans l'espace RVB.

On souhaite que des pixels de couleurs semblables donnent naissance à des nuages de points dans cet espace relativement compacts et suffisamment séparés pour que des pixels de couleurs différentes appartiennent à des nuages distincts. L'analyse du contenu chromatique d'une image pourra alors être envisagée comme la recherche de groupements significatifs de points de l'espace, chaque groupement étant représentatif d'une couleur présente dans l'image analysée.

On définit un pixel "achrome" lorsque ses composantes sont du même ordre de grandeur, c'est à dire que le point représentant ce pixel dans l'espace RVB est proche de l'axe des gris. Un point "achrome" est contenu dans un cône dont l'axe correspond à l'axe des gris illustré figure IV-2 et dont l'angle d'ouverture indique la tolérance que l'on accepte sur cette égalité des composantes.

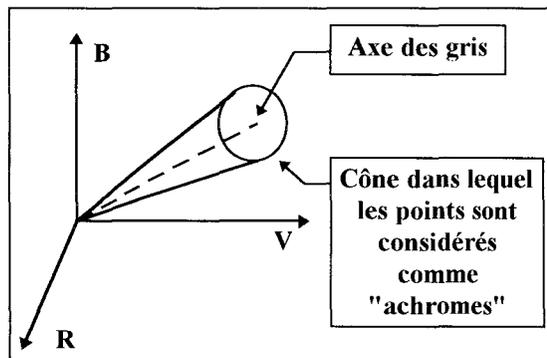


figure IV-2 : Axe des gris et cône des points "achromes".

Dans ce chapitre, nous désirons visualiser les composantes R, V et B des pixels d'images couleur afin de déterminer les problèmes que l'on peut rencontrer lors de la segmentation par classification des pixels. Par un examen visuel de l'image de mosaïque (cf. figure IV-1), nous connaissons a priori le nombre de couleurs des pièces composant la mosaïque, donc le nombre de classes. Nous définissons autant de classes de couleur qu'il y a de couleurs de pièces composant la mosaïque. Les points représentant les pixels forment des nuages dans l'espace couleur tridimensionnel. Nous devons donc trouver autant de nuages de points que de couleurs de pièces de mosaïque. Tel est l'intérêt d'utiliser une image de mosaïque par rapport à une image d'une scène réelle dans laquelle il n'est pas possible de définir a priori le nombre de classes.

En observant la figure IV-3 qui représente la distribution des points représentatifs des pixels de l'image de mosaïque dans l'espace RVB, on constate qu'il est impossible de retrouver les cinq nuages de couleur attendus. Le plan de chromacité représenté sur la figure IV-4 est régulièrement utilisé pour la segmentation d'images couleur. On constate que les cinq nuages ne sont pas dissociables sur ce plan de chromacité qui n'est donc pas d'une plus grande utilité que l'espace trichromatique.

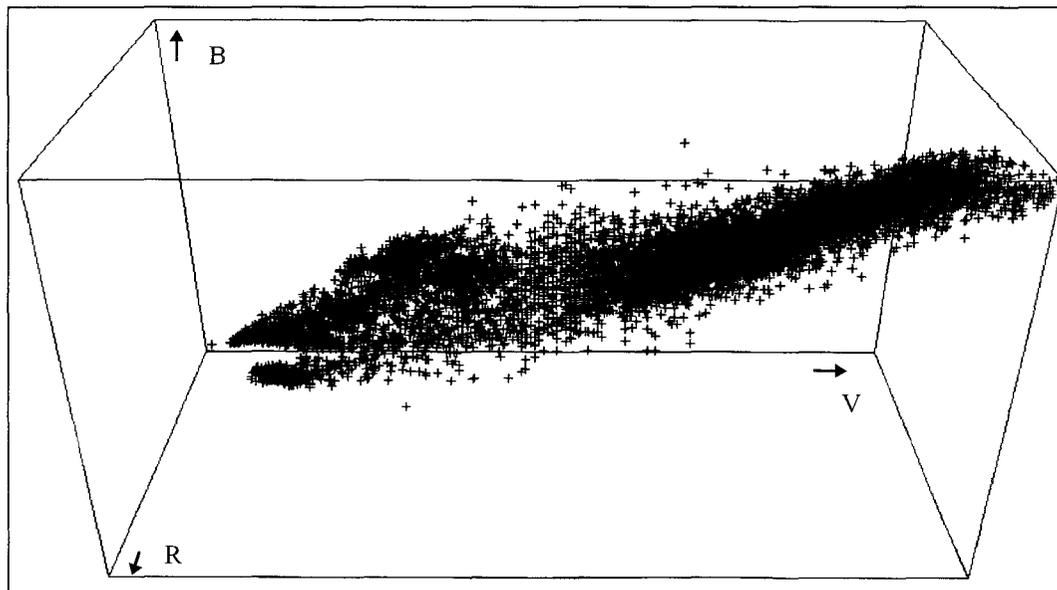


figure IV-3 : Représentation des pixels de l'image présentée figure IV-1 dans l'espace RVB.

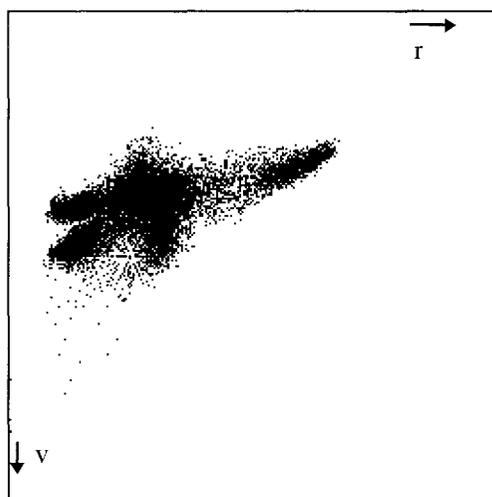


figure IV-4 : Représentation rv de l'image présentée figure IV-1.

Afin d'explorer plus en détail la distribution des points représentatifs des pixels, nous proposons d'utiliser le logiciel MAP développé au Centre d'Automatique de Lille par F. Esson. Ce logiciel interactif doit permettre d'étudier les caractéristiques des nuages de points et d'analyser leur répartition entre les différentes classes en présence [ESS 93].

Dans le paragraphe suivant, nous présentons les caractéristiques originales de ce logiciel. Nous utilisons ensuite ce logiciel pour classer de manière interactive les pixels d'une image test. Nous analysons ensuite la répartition des points correspondant aux composantes trichromatiques des pixels de l'image de mosaïque considérée dans l'espace RVB. Suite à ces observations, nous identifierons les problèmes de classification liés à ce type d'image. Enfin,

dans le dernier paragraphe de ce chapitre, nous étudierons la possibilité d'utiliser d'autres systèmes de représentation pour améliorer et faciliter la classification.

IV.3.Présentation du logiciel MAP.

MAP est un logiciel de classification interactif multidimensionnel créé par François Esson au Centre d'Automatique de Lille. Ce logiciel permet de classer des données multidimensionnelles, mais aussi et avant tout, de visualiser une projection de points à N dimensions dans un plan. Cette fonctionnalité du logiciel nous intéresse pour étudier les nuages de points représentant les classes de pixels de couleurs semblables d'une image de mosaïque.

L'objectif de ce chapitre n'est pas d'utiliser MAP comme un outil de classification, mais comme un outil de visualisation tridimensionnelle.

Dans cette partie, nous expliquons le principe de fonctionnement du logiciel.

Le logiciel MAP permet d'intégrer l'opérateur humain dans le processus de classification. L'intérêt est d'utiliser le pouvoir de discrimination visuelle de l'homme pour effectuer la classification, grâce à un dialogue homme-machine évolué. L'homme est capable de raisonner très facilement sur la répartition de points en deux dimensions. Il s'avère beaucoup plus difficile de se représenter et d'effectuer une classification de points en trois dimensions. Il faut donc représenter les points de l'espace tridimensionnel en deux dimensions. Suite à une transformation, les points seront représentés sur un écran graphique en deux dimensions. Dans notre cas, les données sont tridimensionnelles, mais l'utilisation de MAP s'applique également à des données de dimension supérieure.

La figure IV-5 illustre l'approche sous-jacente de ce logiciel. Cet figure décrit la manière dont l'homme voit son environnement en trois dimensions (en supposant sa vision monoculaire). Soit un repère (x,y,z) définissant l'espace dans lequel un observateur peut se déplacer. Il peut se rapprocher ou s'éloigner d'un objet présent dans la scène, se positionner au

dessus, au dessous, à gauche, à droite, devant ou derrière l'objet en effectuant une translation de son corps, c'est à dire en modifiant sa position dans l'espace. Un observateur situé au point P de coordonnées (P_x, P_y, P_z) peut tourner la tête de gauche à droite pour avoir une vision panoramique, l'incliner vers le haut ou vers le bas. De cette manière, il dirige son regard vers l'objet. Donc lorsqu'un observateur veut regarder un objet sous un angle particulier, il modifie les cinq paramètres suivants : trois paramètres définissent sa position P (P_x, P_y, P_z) dans l'espace, et les deux autres déterminent la direction de son regard, l'angle θ de la tête selon l'axe z est appelé angle panoramique, et l'angle θ' de la tête par rapport au plan xOy est appelé angle d'azimuth (cf. figure IV-5). On définit ainsi une position et une direction de référence.

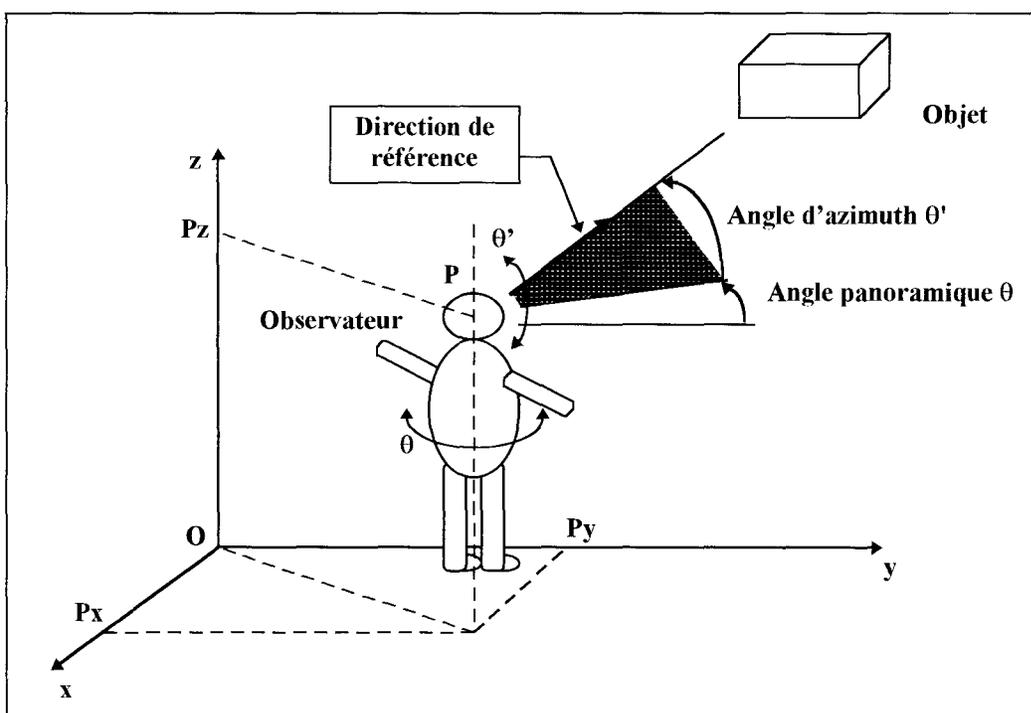


figure IV-5 : Perception de l'environnement par un observateur.

Dans l'exemple illustré sur la figure IV-6, un observateur est situé au point de référence P de l'espace. Une direction de référence est définie par le vecteur \vec{V} caractérisé par les angles θ et θ' de la même manière que la direction d'observation indiquée figure IV-5. On considère ce point et cette direction comme étant le système de référence. L'observateur regarde dans la direction de référence. Un point A est présent dans cet espace (cf. figure IV-6). Dans le plan défini par les deux vecteurs \vec{V} et \vec{PA} , ces deux vecteurs forment un angle α , et le point A se

trouve à une distance d_1 du point P de référence. On peut ainsi définir deux paramètres concernant la position du point A. Comme le point est dans un espace tridimensionnel, il ne peut être entièrement défini par ces deux paramètres. On perd obligatoirement une information lorsque l'on réduit le nombre de paramètres. Dans le cas où deux points distincts sont caractérisés par un même angle et une même distance, pour un référentiel donné, en modifiant le point P de référence et/ou la direction de référence, alors les deux objets pourront être caractérisés par un angle différent et/ou une distance différente.

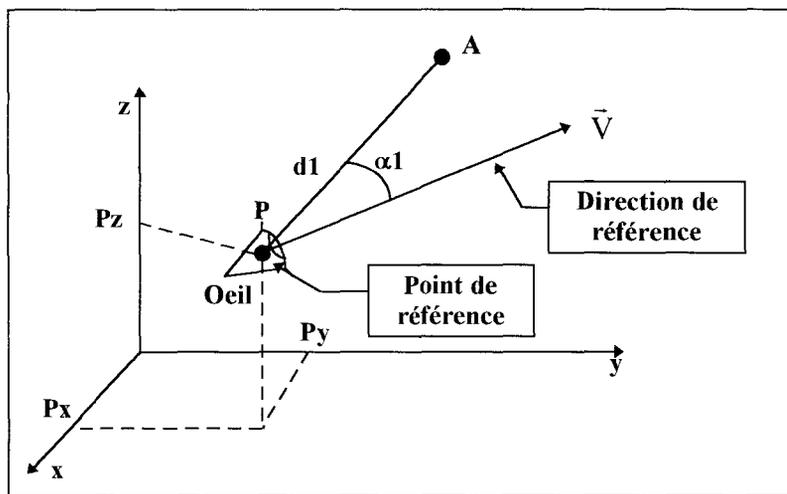


figure IV-6 : Visualisation d'un objet.

Ce principe est utilisé pour représenter les données tridimensionnelles en deux dimensions. C'est la représentation Module/Angle (le module correspond à la distance euclidienne). On définit un référentiel composé d'un point P et d'un vecteur \vec{V} . Les points que nous devons classer, représentent les composantes trichromatiques des pixels d'une image. Un point C de coordonnées (C_r, C_v, C_b) dans l'espace RVB sera représenté par un point C' de coordonnées (d_c, α_c) dans le système de représentation graphique 2D appelé représentation module/angle (cf. figure IV-7). Dans cette représentation, le module constitue l'axe des abscisses et l'angle celui des ordonnées.

Ainsi, pour chaque point C de l'espace RVB, on calcule la distance euclidienne entre ce point et le point P de référence, et l'angle modulo π entre le vecteur \vec{PA} et le vecteur de

référence \vec{V} . Cette distance et cet angle correspondent aux coordonnées du point C' représentant le point C dans le système de représentation module/angle. A un point de l'espace couleur tridimensionnel, qui représente les composantes trichromatiques d'un pixel, correspond un point de la représentation module/angle. La réciproque n'est pas vraie.

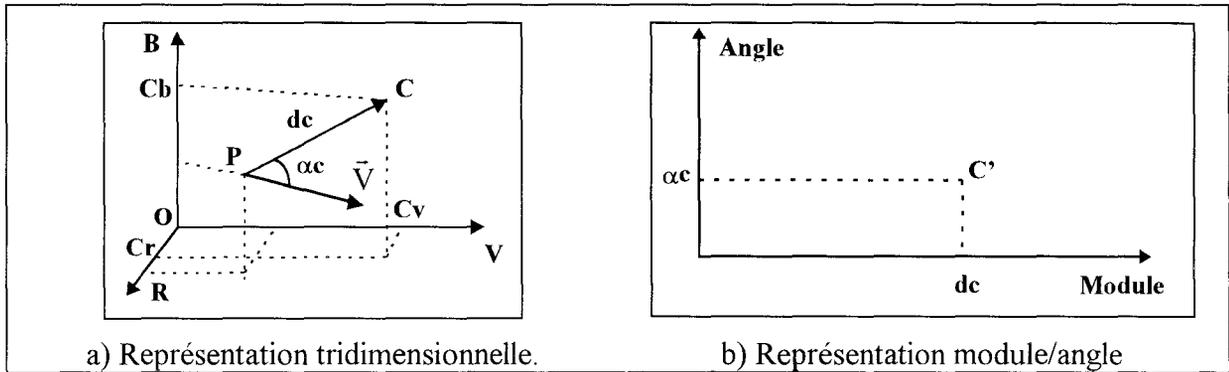


figure IV-7 : Passage de 3D en 2D.

La figure IV-8 donne un exemple de deux nuages de points dans l'espace RVB. La figure IV-9 donne la représentation module/angle. La transformation permet de bien discerner les deux nuages de points en deux dimensions.

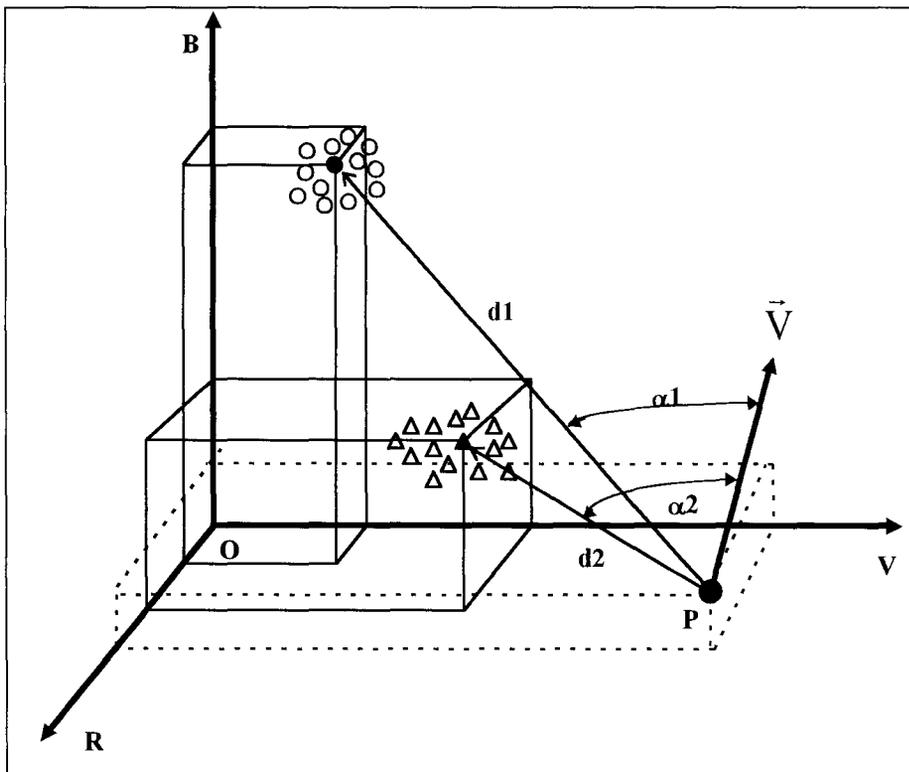


figure IV-8 : Visualisation des nuages de points en 3D.



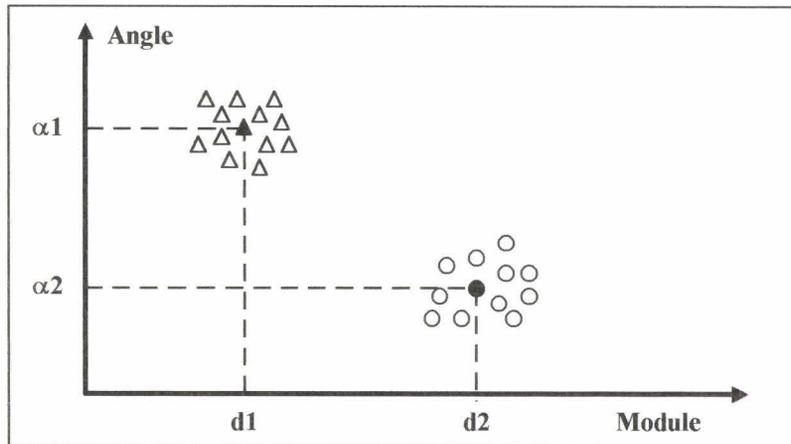


figure IV-9 : Visualisation des nuages de points en représentation module/angle.

IV.4. Application à une image type : une mire.

Dans cette partie, nous présentons la manière d'utiliser le logiciel de classification interactif MAP. Nous prenons comme image couleur, une partie d'une mire utilisée par les professionnels de l'imprimerie pour évaluer la qualité colorimétrique de leurs impressions (cf. figure IV-10). Cette image est composée de six bandes de couleurs différentes. Nous définissons donc six classes de couleur correspondant aux six couleurs présentes dans la mire. Après numérisation d'une telle image, nous nous attendons donc à trouver six nuages de points dans l'espace R V B, chacun d'eux correspondant à l'une des six couleurs présentes dans l'image.



figure IV-10 : Mire couleur 128x64 pixels.

La figure IV-11 est une copie d'écran montrant la visualisation 2D obtenue avec le logiciel MAP. Après ouverture du fichier de données correspondant à l'image, plusieurs informations apparaissent :

- La dimension des données. Dans notre cas, il s'agit de l'espace RVB de dimension 3.
- Le nombre de points, (ici 8192) correspondant à l'image 128*64.
- Le nombre de classes (sur l'écran, il n'y a qu'une seule classe définie car les points ne sont pas encore classés).
- 3 curseurs horizontaux permettent de positionner le point P de référence dans le référentiel R, V, B. Ces trois paramètres servent à traduire la position de l'observateur.
- 2 cadrants circulaires permettent de faire varier les deux angles θ et θ' qui définissent la direction du vecteur \vec{V} de référence.
- Les croix noires correspondent aux points de l'espace RVB projetés dans la représentation module/angle.

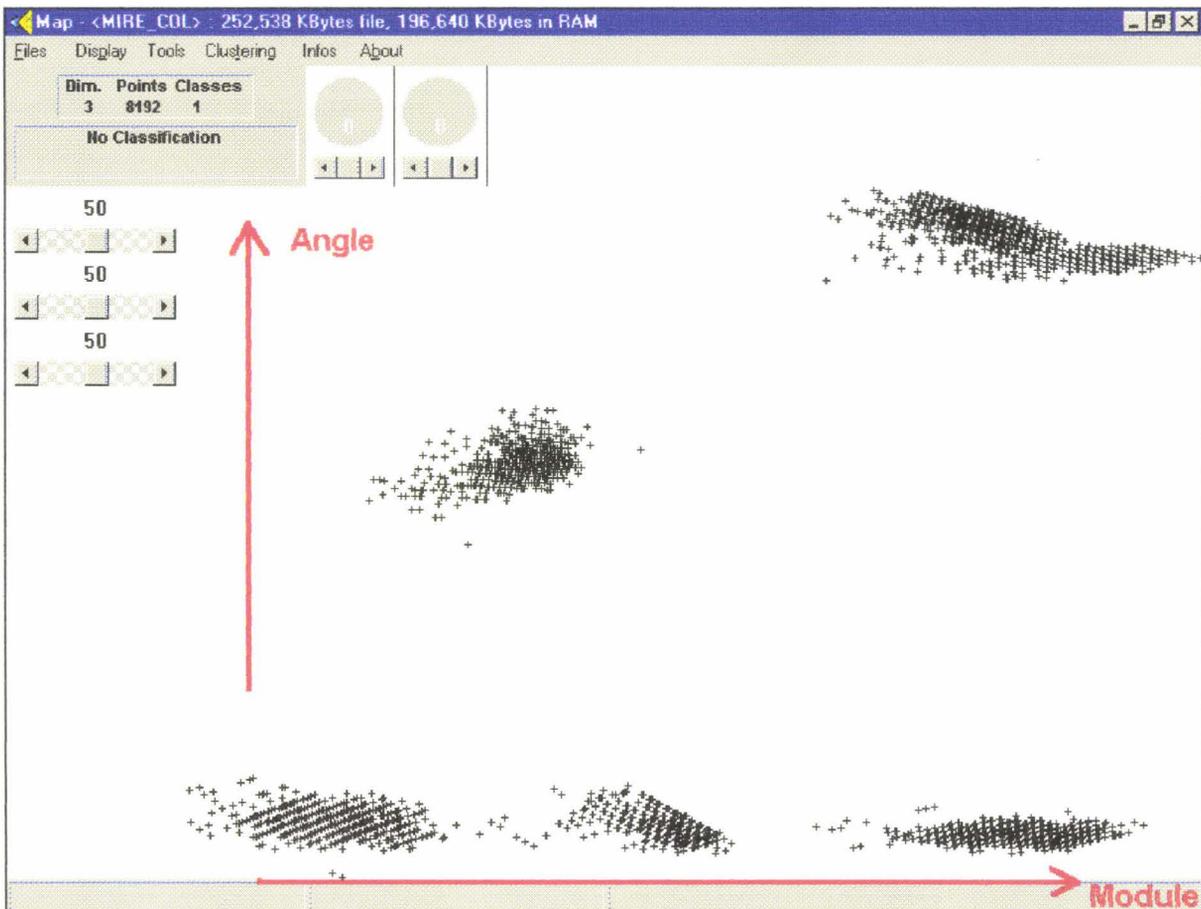


figure IV-11 : Copie d'écran du logiciel MAP pour l'image de la mire.

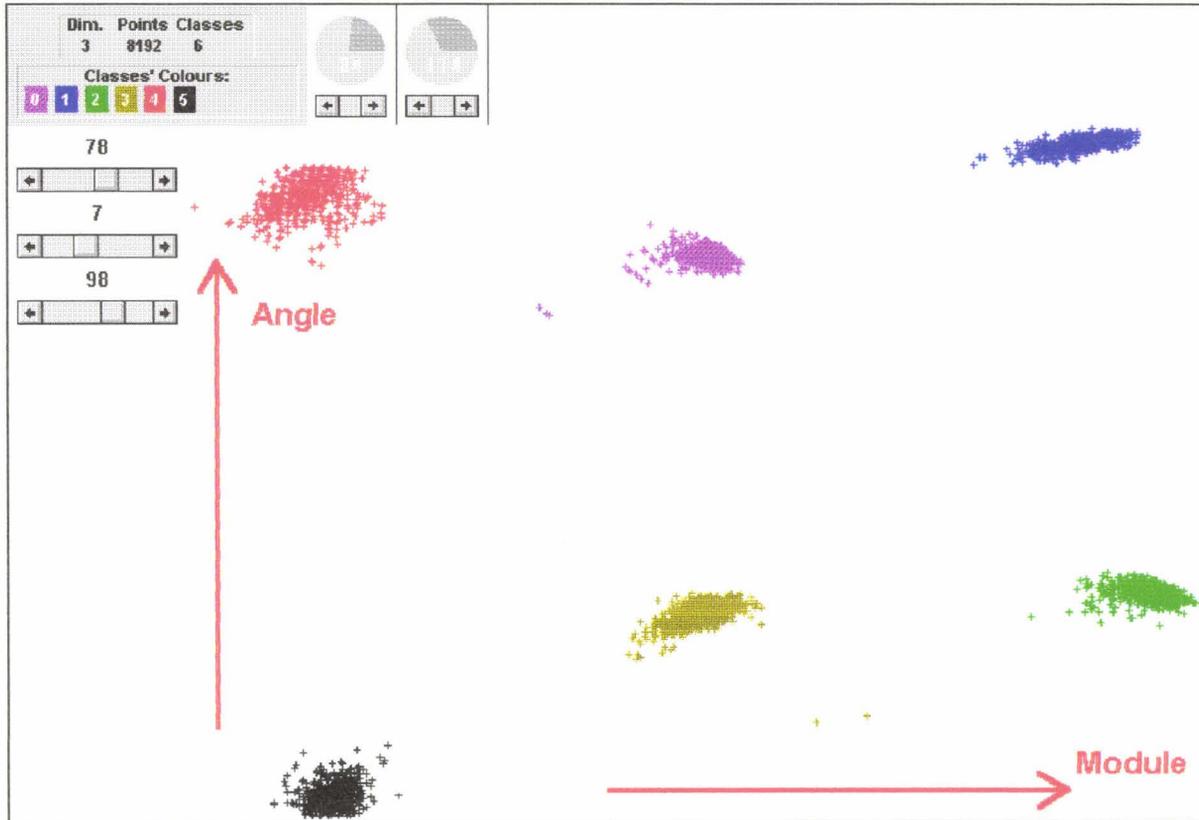


figure IV-12 : Visualisation après classification.

Initialement, on remarque que seules cinq classes sont correctement séparées, alors qu'il y en a six en réalité (cf. figure IV-11). En modifiant la position du point de référence par le biais des trois curseurs horizontaux, ainsi que la direction du vecteur de référence en utilisant les deux cadrants circulaires, on parvient à dissocier parfaitement les six classes en présence (cf. figure IV-12).

L'objectif de ce chapitre n'est pas d'utiliser le logiciel de classification interactif MAP comme un outil de classification, mais comme un outil de visualisation de données multidimensionnelles. Néanmoins, dans le cas de la mire, nous montrons qu'il est possible de classer facilement les pixels en fonction de leurs composantes trichromatiques. L'opérateur peut entourer les points appartenant à la même classe par un polygone grâce à l'utilisation de la souris. Il effectue alors une classification interactive et met en évidence les six classes correspondant aux six bandes de couleur de la mire. On affecte à chaque point de la représentation 2D une couleur en fonction de la classe à laquelle il appartient (cf. figure IV-12). A partir de cette classification, on crée l'image de la figure IV-13 correspondant à l'image

des pixels classés. Sur cette image, chaque pixel affecté à une classe possède des composantes trichromatiques égales à la moyenne des composantes des pixels de sa classe. Cette image nous permet de vérifier que la classification est parfaitement effectuée.

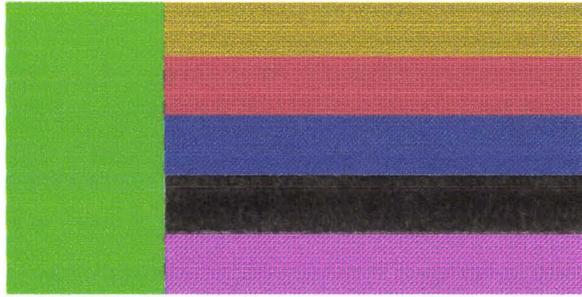


figure IV-13 : Image mire après classification.

IV.5. Application à une image de mosaïque.

De la même manière que pour l'image mire, nous allons visualiser les nuages de points représentant les composantes trichromatiques des pixels d'une image de mosaïque, beaucoup plus complexe que celle de la mire (cf. figure IV-14). Pour des raisons de lisibilité des graphiques, nous avons utilisé un image de taille réduite (128*64 pixels). Il est ainsi possible d'afficher tous les points sur l'écran sans de voir procéder à un sous échantillonnage.

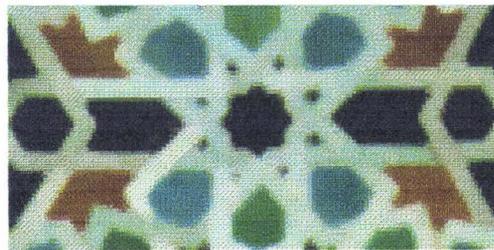


figure IV-14 : Image 128x64 utilisée pour la visualisation des composantes couleur.



figure IV-15 : Représentation module/angle des composantes couleur de la mosaïque par MAP.

La figure IV-15 donne une représentation module/angle des points correspondant aux pixels de l'image représentée sur la figure IV-14 composée de pièces de mosaïque de cinq couleurs différentes. Or, d'après la visualisation plane de la figure IV-15, il paraît difficile de retrouver ces cinq classes ainsi que leurs frontières. Quels que soient le point de référence et le vecteur de référence choisis, il n'a pas été possible de faire apparaître des nuages de points distincts et facilement identifiables. L'opérateur ne peut donc effectuer une classification satisfaisante dans de telles conditions.

Dans le paragraphe suivant, nous étudions les raisons de l'impossibilité de classer les points représentant les composantes trichromatiques de la mosaïque. Pour cette analyse fine, il est nécessaire de connaître les composantes trichromatiques des points projetés sur l'espace 2D, afin de connaître les couleurs qu'ils représentent.

Une des fonctionnalités du logiciel MAP permet, en cliquant avec la souris sur un point, d'obtenir les coordonnées de ce point dans l'espace de départ, c'est-à-dire ici l'espace R V B. On peut de cette façon connaître les coordonnées des points dans le système multidimensionnel de départ. Cette démarche exploratoire nous permet d'indiquer approximativement la couleur

de la classe à laquelle certains nuages de points appartiennent sur la figure IV-16. On remarque que deux nuages de points différents ont pour composante trichromatique dominante le vert.

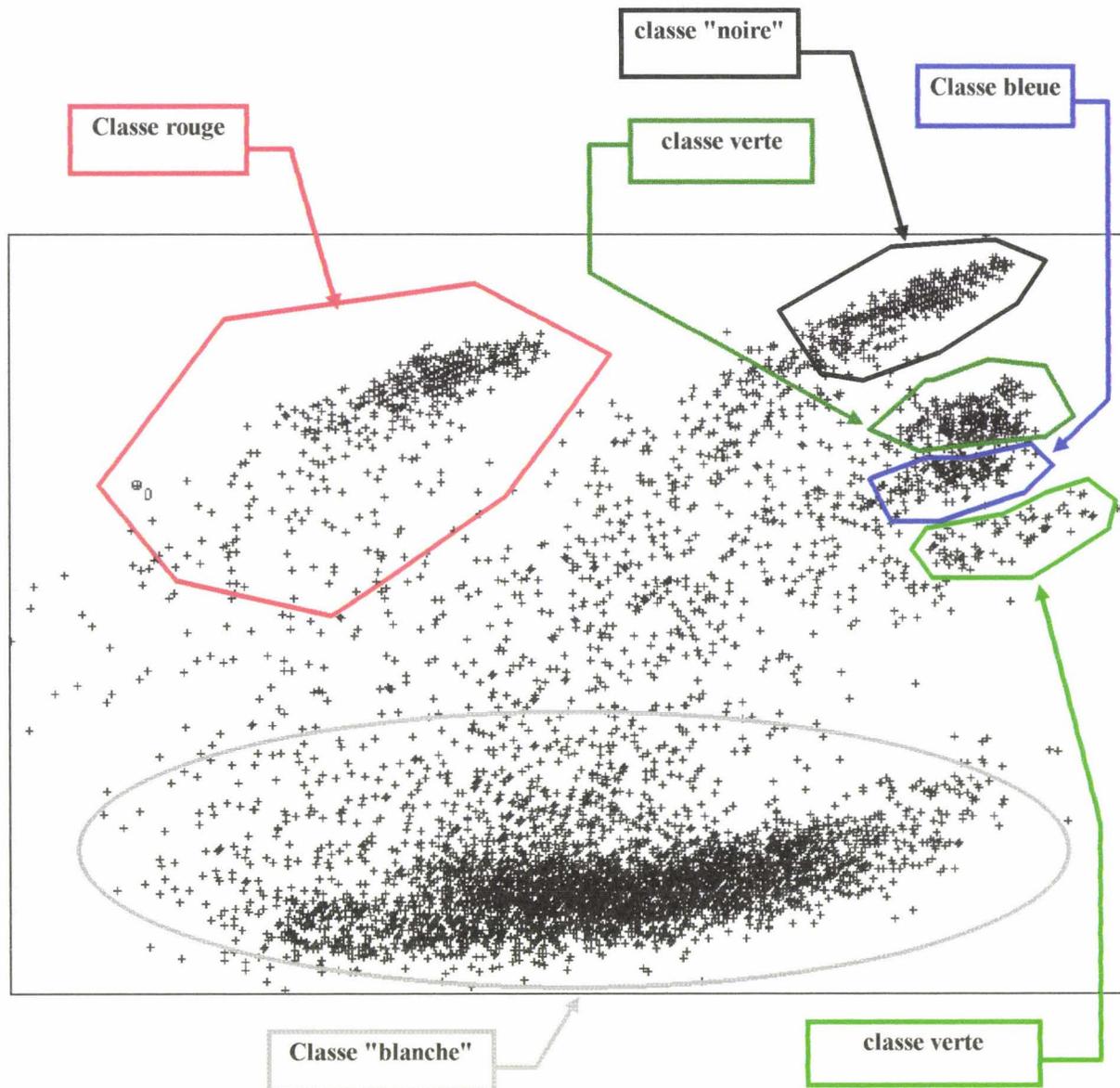


figure IV-16 : Représentation module/angle et résultat de la recherche des couleurs associées aux points.

IV.6. Les problèmes de classification de l'image de mosaïque.

La manipulation et la visualisation des données avec MAP nous aide à comprendre pourquoi il est difficile de classer les points représentant les composantes trichromatiques des

pixels d'une image de mosaïque. Nous retenons trois caractéristiques principales de l'image posant un problème de classification :

- Une particularité de la mosaïque est que toutes les transitions entre les régions se font entre une région blanche et une région d'une autre couleur (cf. figure IV-14). De part la qualité de l'image RVB, la transition s'effectue sur plusieurs pixels (cf. chapitre II.4.2.). Les pixels correspondant aux contours ont des composantes couleur situées dans l'espace RVB entre le blanc (plus précisément le gris clair) et une autre couleur. Nous représentons sur la figure IV-18 le profil de cette ligne recopiée identiquement à elle-même pour la voir (cf. figure IV-17).

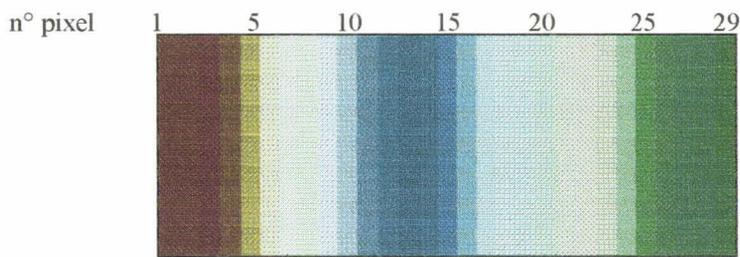


figure IV-17 : Exemple d'une ligne de l'image initiale.

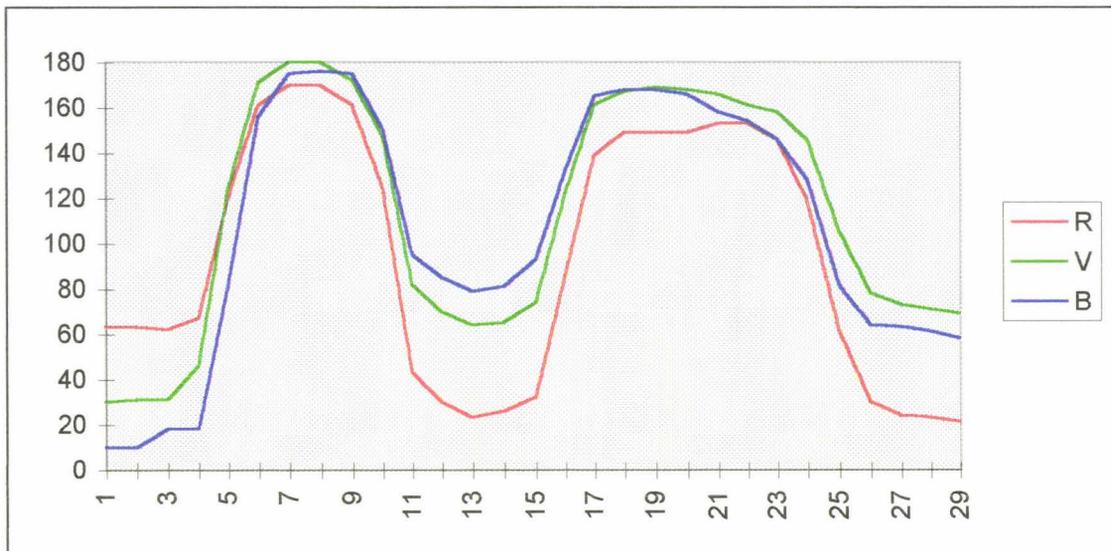


figure IV-18 : Profil d'une ligne d'une image de mosaïque.

A cause de la discrétisation de l'image, on s'aperçoit que de nombreuses couleurs, différentes de celles des pièces de la mosaïque, sont présentes dans l'image notamment dans les zones de transition entre les régions homogènes. Ceci se traduit sur la visualisation 2D des données, par la présence de nombreux points qui se situent entre la classe des points

blancs et les autres classes. Il devient alors très difficile de définir les frontières entre les différentes classes en présence. La dispersion provient en partie du fait que le "blanc" est difficile à réaliser en mosaïque. Les tesselles blancs ont des nuances bleues, roses et vertes dues à la présence d'impuretés, d'où l'étalement de la classe.

- Le nombre de points de la classe "blanche" est très élevé par rapport au nombre de points des autres classes. Plus une classe possède un nombre de points important, plus les pixels appartenant à cette classe ont des composantes trichromatiques différentes. La dispersion des composantes trichromatiques des pixels d'une même classe rend d'autant plus difficile la classification des points de cette classe.
- Les classes de couleur rouge, verte, et bleue présentent une dispersion intra classe importante due à une variation de luminance. Cette variation est significative pour les pièces de couleurs verte ou rouge. Sur la figure IV-16, on distingue deux classes de points ayant la composante couleur verte comme composante dominante. On est en présence de pièces vertes de mosaïque possédant des caractéristiques différentes. Il existe des pixels vert clair et d'autres vert foncé. Il en est de même pour la classe rouge.

A cause de l'ensemble de ces problèmes, il est très difficile, voire impossible, de discriminer les classes de couleur en présence ainsi que de déterminer les frontières entre ces classes.

IV.7.Changements de système de représentation de la couleur.

Nous proposons de changer de système de représentation de la couleur, afin de tenter de résoudre les problèmes de classification.

IV.7.1. Système R V B normalisé.

Pour limiter cette dispersion intra-classe, on pourrait émettre l'hypothèse que les pixels colorés d'une même classe ont des chrominances semblables, mais peuvent présenter des luminances différentes. En supprimant la composante luminance, on diminuerait ainsi les écarts entre les coordonnées RVB des points d'une même classe. La représentation proposée est donc le système rvb normalisé (cf. figure IV-19).

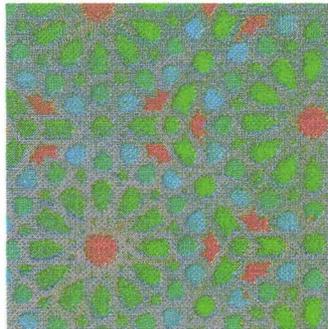


figure IV-19 : Image de la mosaïque en couleurs rvb normalisées.

Cette transformation permet à la fois d'augmenter les différences de coordonnées inter classes et aussi de diminuer les écarts de coordonnées intra classes. Mais deux problèmes importants apparaissent. Le premier concerne les pixels noirs. Les pixels réellement achromes ($R=V=B$) ont, dans ce système, leurs composantes normalisées r , v , b égales à 85 ($r+v+b=255$ car les composantes sont codées entre 0 et 255). Un pixel de la classe des "noirs" n'a pas forcément ses trois composantes trichromatiques identiques, sa principale caractéristique est seulement une luminance très faible. Prenons par exemple un pixel considéré comme "noir", de coordonnées $R=1$, $V=5$, $B=2$. Dans le système normalisé, il aura pour coordonnées $r=32$, $v=159$, $b=64$. Ce pixel correspond à un pixel vert en couleur normalisée. Il représente également un pixel de la classe verte pour un pixel de couleur $R=11$, $V=53$, $B=21$. Il y a alors un mélange entre les points représentant les pixels "noirs" et les pixels verts. La comparaison de la figure IV-20 à la figure IV-14 illustre parfaitement ce phénomène.

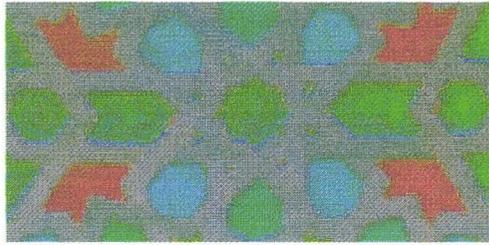


figure IV-20 : Image normalisée agrandie.

Un deuxième problème survient au niveau des contours. Lors d'une transition entre deux régions homogènes de couleurs différentes, les variations sur chacune des trois composantes R, V, B ne sont pas localisées exactement sur les mêmes pixels. Après normalisation, des pixels voisins appartiennent alors à des classes de couleurs différentes. Ce problème existe aussi bien dans le système RVB que dans rvb normalisé, mais il est fortement amplifié dans dernier

Dans le cas d'une transition entre une région "blanche" et une région "noire", la couleur des pixels de transition varie du "noir" au "blanc" en passant par différentes couleurs. Nous étudions le cas d'un pixel de transition, ayant pour coordonnées $R=25$, $V=20$, $B=40$, dans le système RVB. En couleur normalisée, ce même pixel aura comme coordonnées $r=75$, $v=60$, et $b=120$. Il apparaîtra donc comme étant un pixel bleu. Lors de l'acquisition d'une image couleur, il peut exister comme nous l'avons vu au chapitre II paragraphe 4.2. un décalage spatial entre les capteurs rouge et vert, et bleu. Lors de la transition entre deux régions homogènes, l'effet du décalage est insignifiant dans le système RVB, mais se traduit par l'apparition de pixels bleus dans le système normalisé. Le décalage existe sur toute l'image, mais il ne se voit que lors d'une transition entre deux régions.

Le passage en couleurs normalisées permet de s'affranchir du problème de différence de luminance entre les pièces de même chrominance. Mais deux problèmes surgissent : les pixels de faible luminance se confondent avec la classe de la couleur verte (si la composante dominante du pixel "noir" est le vert), et le décalage spatial des capteurs donne naissance lors d'une transition entre deux régions à une couleur autre que celles présentes dans le voisinage. Ce système ne permet donc pas de résoudre le problème de classification.

IV.7.2. Système L T S.

Nous avons indiqué précédemment que des tesselles de couleurs semblables peuvent présenter des luminances différentes. La suppression de la composante luminance dans le système RVB normalisé ne donnant pas de résultat satisfaisant, nous proposons de séparer l'information luminance de l'information chrominance par l'utilisation du système Luminance, Teinte, Saturation. Nous ne retiendrons que les deux images contenant l'information chromatique pour effectuer la classification (cf. figure IV-21).

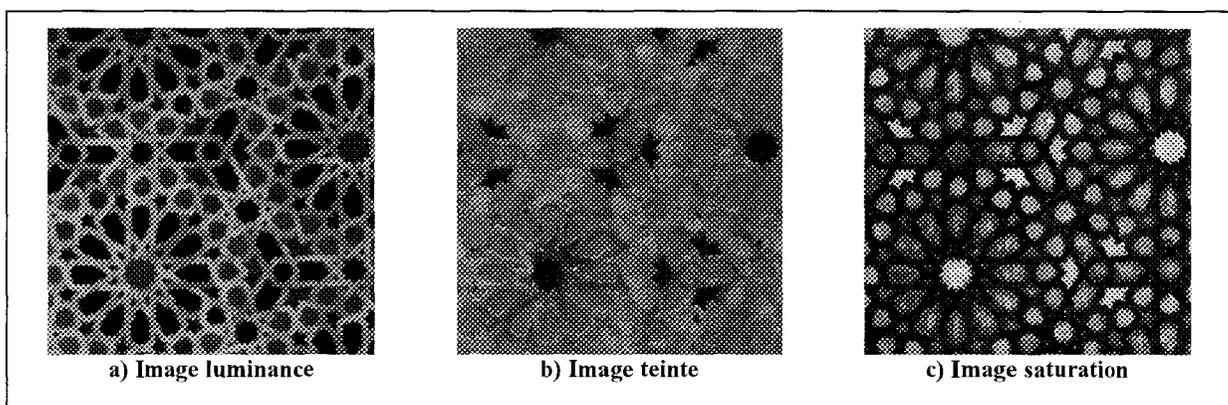


figure IV-21 : Représentation des trois images LTS de l'image de mosaïque.

Nous allons d'abord examiner les caractéristiques de ces images. La teinte est calculée par l'équation 4 du chapitre I. La teinte est définie par un angle compris entre 0 et 2π , codé sur un octet, c'est à dire entre 0 et 255. Le rouge, le vert et le bleu correspondent respectivement aux valeurs 0° , 120° , et 240° . Lorsque la teinte a une valeur proche de 360° , soit une valeur codée proche de 255, elle correspond à la teinte rouge. Donc deux teintes codées 2 et 253 appartiennent à la même classe rouge, alors que la distance euclidienne qui les sépare est de 251. Il est donc impossible de classer des teintes dont les valeurs sont définies par un angle.

Un autre problème existe pour le calcul de la saturation défini par l'équation 3 du chapitre I. Pour un pixel "noir", si ses composantes sont égales, c'est-à-dire si le pixel est achrome, alors sa saturation est nulle. Au contraire, si elles sont inégales, et que l'une d'elles est nulle, alors sa saturation est maximale. Les pixels appartenant à la classe "noire" peuvent alors présenter une saturation allant de la valeur maximale à la valeur nulle (cf. figure IV-21c).

L'exploitation des images de teinte et de saturation pour obtenir l'information chrominance pose donc des problèmes difficiles à résoudre. Ce système ne convient pas non plus pour la discrimination des classes.

IV.8.Conclusion.

Dans ce chapitre, nous avons utilisé le logiciel de classification interactif MAP qui permet à la fois de visualiser des données multidimensionnelles sur un plan, et de classer de manière interactive. Pour l'image de mosaïque, les données à classer sont les points représentatifs des pixels couleur de l'image de mosaïque dans l'espace tridimensionnel RVB.

Nous avons montré pourquoi il est difficile de classer ces points de manière interactive sans commettre d'erreurs importantes. Il semble donc encore plus difficile d'obtenir de meilleurs résultats en utilisant des méthodes de classification automatique supervisées ou non. A défaut de pouvoir classer efficacement les points, MAP nous a permis de mettre en évidence les problèmes qui sont par ordre d'importance : la présence de points de transitions ; la dispersion intra classe très importante des points de la classe "blanche" par rapport aux autres classes ; la dispersion des couleurs des pixels représentant les régions de couleurs semblables pour l'observateur.

Des changements de système de représentation n'apportent pas d'amélioration sensible pour effectuer la classification sur la totalité de l'image. Au contraire, l'emploi d'autres systèmes pose d'autres problèmes aussi complexes à résoudre.

La segmentation par classification des pixels ne semble pas être la meilleure approche pour segmenter les images de mosaïque. Dans le chapitre suivant, nous allons étudier un autre principe de segmentation basé sur l'extraction des contours.

IV.9. Bibliographie.

- [ESS 93] F. ESSON, J.-G. POSTAIRE, "A new Interactive tool for the classification of multivariate data through a virtual observer." IEEE Inter. Conf. on Systems, Man and Cybernetics SMC'93, le Touquet (France), October 1993.
- [ESS 95] F. ESSON, V. ULTRE, H. DELEPLANQUE, "Segmentation d'images couleur par classification Interactive." Premier Colloque International Productique Robotique du Sud Atlantique, Bourges (France), 1 & 2 Juin 1995.

CHAPITRE V

EXTRACTION DES CONTOURS COULEUR

V. Extraction des contours couleur.

Nous avons révélé, dans les chapitres II et IV, qu'un des problèmes majeurs de la classification résulte de la présence de pixels entre les régions homogènes formant alors une zone de transition. Dans le cas des images de mosaïque, les pixels de ces zones de transition correspondent aux contours des pièces assemblées pour créer les motifs décoratifs.

Dans ce chapitre, nous étudions et développons des méthodes d'extraction des contours couleur. Pour cela, nous appliquons d'abord les méthodes basées sur le calcul du gradient qui ont été étudiées au chapitre III. Nous montrons que la binarisation des images gradients présente des difficultés que nous surmontons par application d'une méthode d'étiquetage probabiliste itératif multiclasse, appelée plus couramment méthode de relaxation.

Nous étudions donc le principe de base de la relaxation avant de l'appliquer à la détection de contours sur des images en niveaux de gris. Nous proposons enfin deux nouvelles méthodes d'extraction des contours à partir d'images couleur.

V.1. Application des gradients existants.

Dans ce paragraphe, nous appliquons différentes méthodes de calcul du gradient couleur étudiées au chapitre II.2. sur des images de mosaïques. Nous utiliserons aussi d'autres images qui permettent de mieux apprécier les résultats des traitements effectués.

Un exemple est donné par la figure V-1a pour l'image couleur et la figure V-1b pour l'image luminance. Sur l'image luminance, on applique l'opérateur de Sobel afin d'obtenir l'image gradient représentée sur la figure V-1d. De même en couleur on détermine l'image gradient (cf. figure V-1c) par l'opérateur de Sobel appliqué sur les trois images trichromatiques RVB selon la méthode du maximum décrite au paragraphe II.2.. Nous

vérifions que les contours sont mieux marqués à partir de l'image couleur (cf. figure V-1c) qu'à partir de l'image en niveaux de gris (cf. figure V-1d).

Nous allons comparer trois techniques de détermination du gradient à partir d'une image couleur pour savoir s'il existe d'importantes différences entre ces méthodes. Le premier gradient, du type gradient marginal, est déterminé en considérant les trois images trichromatiques indépendamment les unes des autres. Le gradient calculé correspond au maximum des gradients des images trichromatiques (cf. figure V-2a). Les deux autres gradients sont du type vectoriel. Nous avons choisi la méthode de Di Zenzo (cf. figure V-2b) et celle de Lee et Cok (cf. figure V-2c). Ces figures montrent qu'il n'existe pas de différences significatives entre ces trois méthodes.

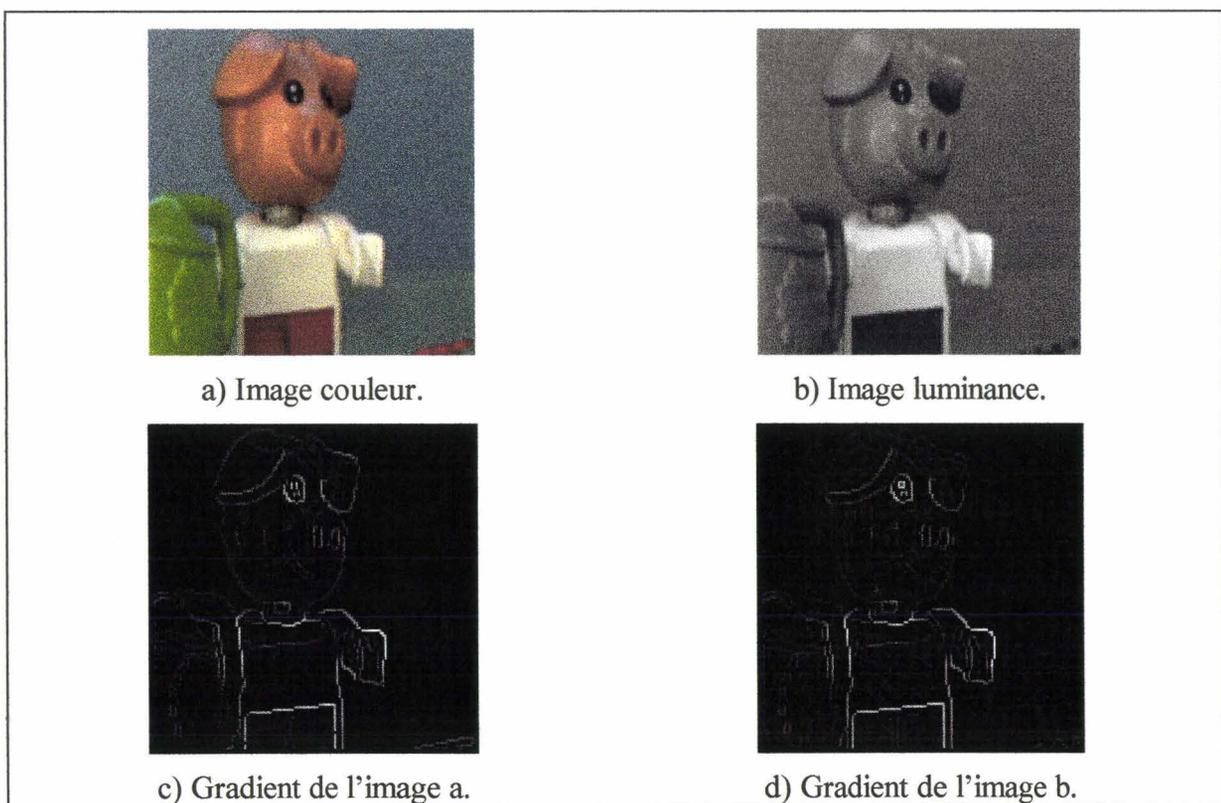


figure V-1 : Gradients image couleur et image luminance.

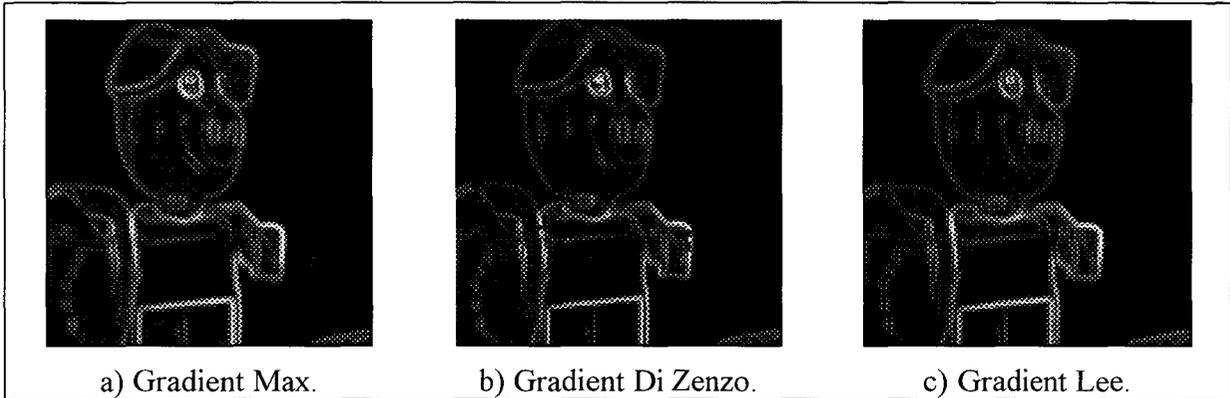


figure V-2 : Images gradients par les méthodes du Maximum, Di Zenzo et Lee.

Afin d'extraire les contours, nous proposons de binariser l'image gradient obtenue par la méthode de Di Zenzo. La méthode choisie pour la binarisation est un simple seuillage global, avec un seuil fixé manuellement (cette méthode est choisie à titre de comparaison). Les figures IV-3a, b et c sont les images binarisées avec un seuil fixé respectivement à 20, 30 et 40 (Les images des contours sont représentées en vidéo inverse).

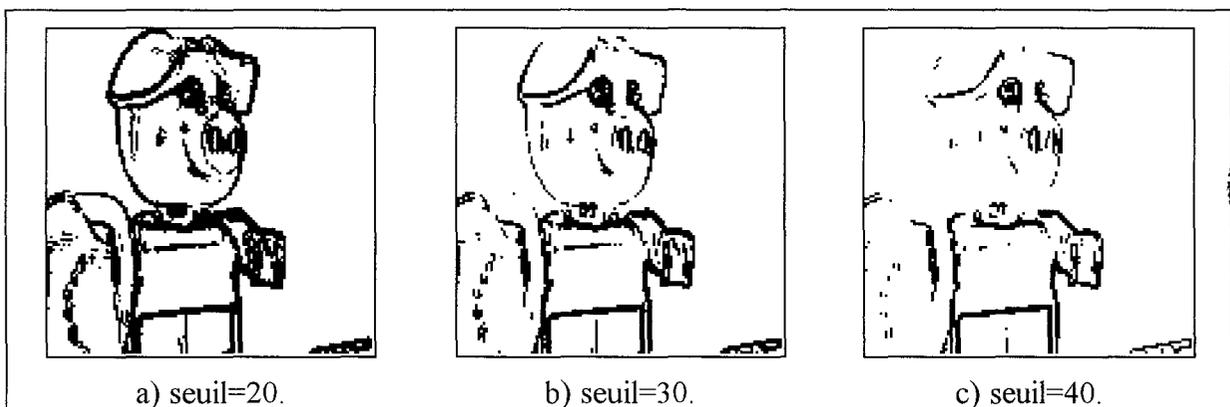


figure V-3 : Images binaires des contours détectés avec le gradient proposé par Di Zenzo.

Nous remarquons que pour un seuil bas, les contours apparaissent correctement et sont bien fermés, mais l'image est bruitée. Si on augmente le seuil, le bruit diminue mais les contours ne sont plus fermés. En augmentant encore le seuil, le bruit disparaît mais de nombreux contours disparaissent. Il semble impossible de fixer un seuil global qui permette d'obtenir à la fois une image non bruitée et l'ensemble des contours.

Nous calculons maintenant le gradient à partir de l'image de mosaïque présentée dans le paragraphe IV.1.. Nous avons déjà fait la remarque, dans le paragraphe III.4., que les pièces colorées ou "noires" sont entourées par des pièces "blanches". Les transitions sont donc bien

apparentes et leurs détections ne devraient pas poser de problème. Cependant, il arrive que certaines parties de la mosaïque soient cassées, de telle sorte que deux pièces colorées peuvent être adjacentes. Sur la figure V-4a, une transition entre deux régions colorées de luminance comparable est marquée par une ellipse bleue. Seule l'information chrominance permet de différencier ces deux régions. Après calcul de l'image gradient (cf. figure V-4b), il apparaît que cette transition est beaucoup moins prononcée que les autres transitions entre les pièces "blanches" et les autres pièces.

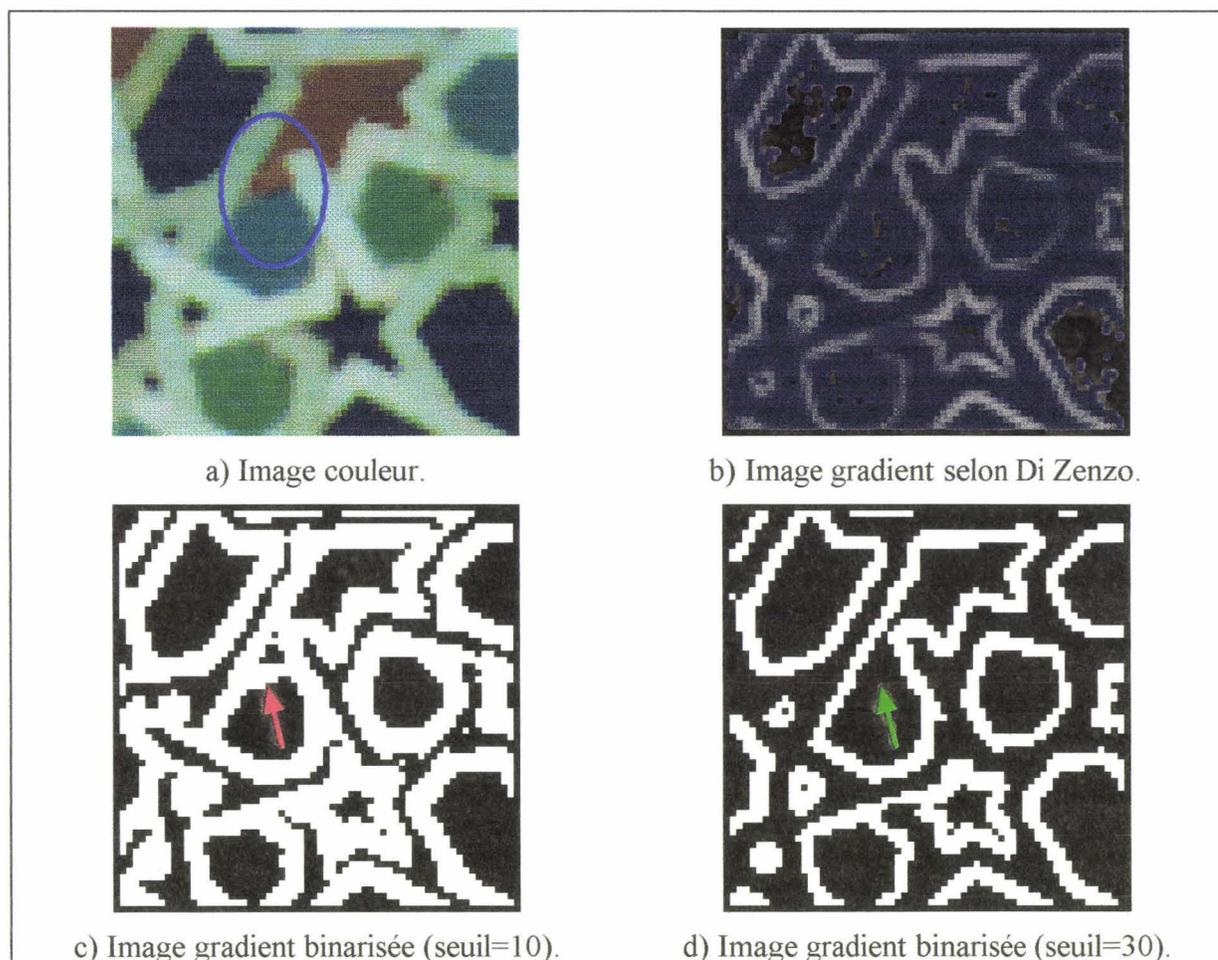


figure V-4 : Détection de contours sur une mosaïque.

Nous choisissons deux seuils globaux de binarisation. Le premier met en évidence la transition entre la région rouge et la région bleue (cf. flèche rouge), mais les autres contours sont très épais (cf. figure V-4c). Le deuxième seuil est choisi de manière à ce que les contours soient moins épais (cf. figure V-4d), mais les points de transitions entre les deux régions n'existent plus (cf. flèche verte). La détection de contour est efficace pour les transitions entre

deux régions de luminance et de chrominance différentes, mais s'il n'existe qu'un écart de teinte entre ces deux régions, le contour ne peut pas être détecté correctement par une binarisation globale de l'image gradient.

Comme l'extraction des contours à partir d'une image gradient ne peut se faire correctement par binarisation globale, dans les paragraphes suivants nous proposons d'autres méthodes d'extraction des contours à partir d'une image couleur.

V.2. Détection des contours couleur par relaxation.

V.2.1.Principe général de la relaxation.

Les méthodes de relaxation sont basées sur un étiquetage probabiliste. Elles consistent à définir des étiquettes qui indiquent l'appartenance des données aux différentes classes. Les données peuvent être multidimensionnelles. Dans notre cas, les données correspondent aux pixels des images trichromatiques. La relaxation évalue les probabilités qu'un ensemble de pixels appartienne à un ensemble de classe.

Contrairement aux méthodes qui prennent une décision immédiate et définitive, l'étiquetage probabiliste est mis à jour de manière itérative afin d'affiner la décision. La relaxation utilise l'information contextuelle en plus de la valeur des données. Ceci permet de diminuer grandement les erreurs et de rendre la méthode robuste par rapport aux bruits. C'est un processus parallèle, c'est-à-dire qu'il effectue les calculs sur l'ensemble des données à chaque itération. Le sens de balayage de l'image n'a donc aucune importance.

L'objectif se déroule en plusieurs phases. Pour chaque pixel, on définit un vecteur dont les composantes sont les probabilités initiales d'appartenir à chacune des classes. Ces probabilités initiales permettent de calculer les coefficients qui définissent la compatibilité des étiquettes entre deux pixels voisins et sont calculés lors de la phase d'initialisation. Ensuite, on

détermine pour chaque pixel la contribution des pixels voisins en fonction des coefficients de compatibilité et de leurs probabilités initiales. La mise à jour des probabilités des étiquettes est effectuée en tenant compte de la contribution du voisinage et de la valeur de la probabilité initiale de ce pixel. Nous déterminons ainsi la probabilité à l'itération $k = 1$. La relaxation étant un processus itératif, nous recalculons les contributions du voisinage à l'itération k , à partir des coefficients de compatibilité et des probabilités évaluées lors de l'itération k . De part la règle de mise à jour des probabilités, les probabilités et les contributions à l'itération k permettent de calculer les probabilités des pixels à l'itération $k + 1$. Après plusieurs itérations de la méthode, la probabilité d'au moins une des classes atteint en général une valeur extrême. Il est alors possible de prendre une décision sans aucun problème (cf. figure V-5).

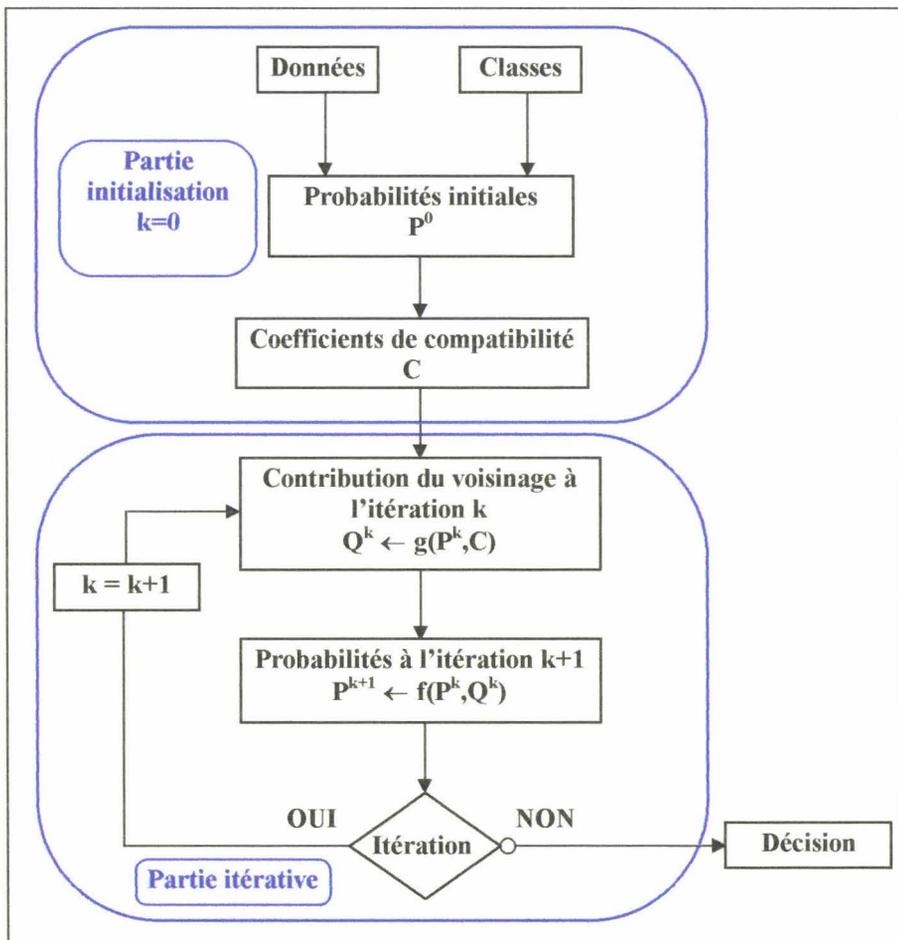


figure V-5 : Schéma du principe de la relaxation.

Nous présentons maintenant l'algorithme de relaxation développé par Rosenfeld [ROS 76]. Soit un ensemble de classes $\{\lambda_1, \dots, \lambda_m, \dots, \lambda_M\}$, et un ensemble de pixels, on associe à chaque pixel de coordonnées (x,y) un vecteur probabilité initial noté :

$[P^0_{(x,y)}(\lambda_1), \dots, P^0_{(x,y)}(\lambda_m), \dots, P^0_{(x,y)}(\lambda_M)]^T$, où $P^0_{(x,y)}(\lambda_m)$ est l'estimation de la probabilité initiale que le pixel de coordonnées (x,y) appartienne à la classe λ_m .

Pour tout pixel de coordonnées (x,y) , les probabilités respectent les deux équations suivantes :

$$\sum_{\lambda=\lambda_1}^{\lambda=\lambda_M} P^k_{(x,y)}(\lambda) = 1$$

équation V-1

$$0 \leq P^k_{(x,y)}(\lambda) \leq 1$$

$$\lambda = \lambda_1, \dots, \lambda_m, \dots, \lambda_M$$

équation V-2

Pour chaque paire de pixels voisins $\{(x,y), (x+i,y+j)\}$ i et j ayant pour valeurs $-1, 0$ ou 1 , et pour chaque paire de classes $\{\lambda, \lambda'\}$, les coefficients de compatibilité sont calculés sous la forme de fonctions $r_{i,j}(\lambda, \lambda')$, telles que :

- La valeur de $r_{i,j}(\lambda, \lambda')$ représente le degré de compatibilité entre l'appartenance du pixel de coordonnées (x,y) à λ et l'appartenance du pixel de coordonnées $(x+i,y+j)$ à λ' .
- $-1 \leq r_{i,j}(\lambda, \lambda') \leq 1$;
- Si $(x,y) \in (\lambda)$ est *compatible* avec $(x+i,y+j) \in (\lambda')$, alors : $r_{i,j}(\lambda, \lambda') > 0$;
- Si $(x,y) \in (\lambda)$ est *incompatible* avec $(x+i,y+j) \in (\lambda')$, alors : $r_{i,j}(\lambda, \lambda') < 0$;
- S'il n'existe aucun lien entre ces deux assignations, alors : $r_{i,j}(\lambda, \lambda') = 0$;

En examinant les probabilités des pixels du voisinage $(x+i,y+j)$, centré au pixel de coordonnées (x,y) , $P^k_{(x,y)}(\lambda)$ augmente s'il existe une forte probabilité que ses voisins aient une classification compatible, ou diminue s'il existe une forte probabilité que ses voisins aient une

classification incompatible. L'influence du voisinage sur la probabilité du pixel de coordonnées (x,y) d'appartenir à la classe λ , à l'itération k , est appelée la contribution des voisins et est notée $Q_{(x,y)}^k(\lambda)$. Elle est calculée de la manière suivante :

$$Q_{(x,y)}^k(\lambda) = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 \sum_{\alpha=\lambda_1}^{\alpha=\lambda_M} r_{i,j}(\lambda, \alpha) P_{(x,y)}^k(\alpha)$$

équation V-3

La règle de mise à jour de la probabilité à l'itération $k+1$ est donnée par la formule suivante :

$$P_{(x,y)}^{k+1}(\lambda) = \frac{P_{(x,y)}^k(\lambda) \cdot [1 + Q_{(x,y)}^k(\lambda)]}{\sum_{\alpha=\lambda_1}^{\alpha=\lambda_M} P_{(x,y)}^k(\alpha) \cdot [1 + Q_{(x,y)}^k(\alpha)]}$$

équation V-4

Le calcul des probabilités $P_{(x,y)}^{k+1}(\lambda)$ est effectué en parallèle sur chaque pixel (x,y) et pour chaque classe λ . On itère plusieurs fois l'algorithme jusqu'à atteindre la stabilisation des probabilités. L'arrêt peut être déterminé par le calcul de l'écart des probabilités entre deux itérations successives, ou par analyse des variations de l'entropie (cf. IV.2.2.2.1.). Les pixels ont alors une probabilité proche de 0 ou 1 d'appartenir à l'une des classes. Il est alors facile de prendre une décision.

Nous allons maintenant appliquer l'algorithme à la détection de contours.

V.2.2. Relaxation appliquée à la détection de contours d'images en niveaux de gris.

Les classes, les pixels et le calcul des probabilités initiales dépendent de ce que l'on recherche. Zucker a appliqué la relaxation pour trouver des lignes et des courbes dans des images réelles bruitées en niveaux de gris [ZUC 77]. Les pixels seront affectés à la ou les classe(s) des pixels contours ou la classe des pixels non-contours. Les probabilités initiales sont fonction du gradient de l'image. Dans cette partie, nous appliquons l'algorithme de relaxation à

la détection de contours dans des images en niveaux de gris selon la méthode proposée par Danker-Rosenfeld, puis selon celle d'Olejnik.

V.2.2.1.Méthode de Danker.

Nous nous inspirons de la méthode proposée par Danker [DAN 81] qui définit 9 classes : 8 classes contours λ_i avec $i=1,\dots,8$ correspondant aux gradients dans les huit directions et une classe non-contour $\lambda_9=\lambda_{NC}$ (cf. figure V-6a). Nous ne considérons que 5 classes pour un gain de temps : 4 classes contours λ_i avec $i=1,\dots,4$ selon 4 directions et une classe non-contour $\lambda_5=\lambda_{NC}$ (cf. figure V-6b).

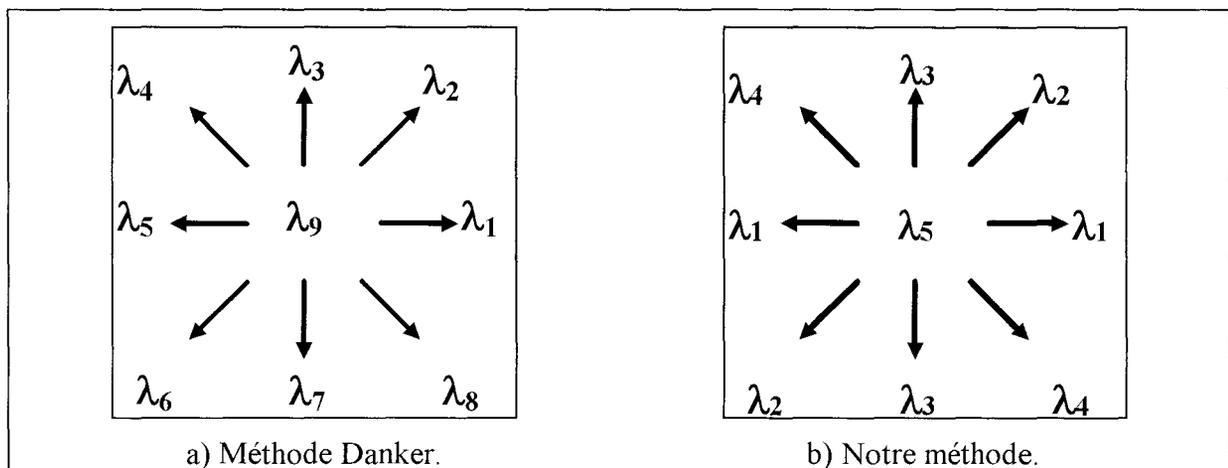


figure V-6 : Définition des classes.

Les quatre premières classes représentent la réponse à un filtre gradient directionnel, les angles étant fixés à 0° , 45° , 90° et 135° . Pour cela, nous appliquons les masques de convolution proposés par Prewitt :

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & P & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ -1 & P & 1 \\ -1 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & P & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & P & -1 \\ 0 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

Pour un pixel, plus la réponse au filtre directionnel est élevée, plus grande est sa probabilité d'appartenir à la classe correspondant à cette direction. Ainsi les quatre premières classes représentent les contours calculés pour les différentes directions. La dernière classe

concerne les pixels dits non-contours, et la probabilité d'y appartenir est calculée à partir des probabilités des autres classes.

Il reste à définir la méthode de calcul des probabilités initiales des 5 classes à partir des quatre images gradients. Soit $g_n(x_0, y_0)$ la réponse au filtre gradient d'orientation n (n variant de 1 à 4) au pixel de coordonnées (x_0, y_0) . Danker calcule les probabilités initiales de la même façon que Zucker [ZUC 77]. Soit $P_{(x_0, y_0)}(C)$ la probabilité d'être en présence d'un contour en (x_0, y_0) :

$$P_{(x_0, y_0)}(C) = \frac{\max_{h=1}^4 g_h(x_0, y_0)}{\max_{h=1}^4 \left[\max_{(x, y)} g_h(x, y) \right]}$$

équation V-5

La probabilité que le pixel (x_0, y_0) appartienne à la classe non-contour λ_5 est :

$$P_{(x_0, y_0)}(\lambda_5) = 1 - P_{(x_0, y_0)}(C)$$

équation V-6

La probabilité que le pixel (x_0, y_0) appartienne à la classe contour λ_n (n variant de 1 à 4) est :

$$P_{(x_0, y_0)}(\lambda_n) = \frac{\max_{h=1}^4 g_h(x_0, y_0)}{\max_{h=1}^4 \left[\max_{(x, y)} g_h(x, y) \right]} * \frac{g_n(x_0, y_0)}{\sum_{h=1}^4 g_h(x_0, y_0)}, \text{ avec } n = 1, 2, 3, 4.$$

équation V-7

Cette méthode avantage grandement la classe non-contour, car la valeur de la probabilité d'être en présence d'un contour $P_{(x, y)}(C)$ est souvent inférieure à 0,5. Les probabilités initiales des classes des contours directionnels sont bien plus faibles que les probabilités initiales de la classe non-contour. Ce mode de calcul entraîne la perte de certains contours. Le tableau V-1 donne un exemple de valeurs de probabilités initiales des cinq classes à partir des quatre valeurs résultats des gradients directionnels calculés par l'opérateur Prewitt.

Classe	0°	45°	90°	135°	Non-Contour
Prewitt (ndg)	128	61	35	124	
Probabilités	0,18	0,08	0,05	0,18	0,5

tableau V-1 : Exemple de probabilités initiales.

Pour résoudre ce problème, nous proposons de définir les valeurs $V_{(x_0,y_0)}(\lambda_n)$ permettant de calculer la probabilité que le pixel (x_0,y_0) appartienne à la classe λ_n selon l'équation suivante :

$$V_{(x_0,y_0)}(\lambda_n) = \frac{g_n(x_0,y_0)}{\max_{h=1}^4 \left[\max_{(x,y)} g_h(x,y) \right]}, \text{ avec } n = 1, 2, 3, 4.$$

équation V-8

$$V_{(x_0,y_0)}(\lambda_5) = 1 - \frac{\max_{h=1}^4 g_h(x_0,y_0)}{\max_{h=1}^4 \left[\max_{(x,y)} g_h(x,y) \right]}$$

équation V-9

Pour chaque pixel, la somme des probabilités des cinq classes doit être égale à 1. La probabilité initiale $P_{(x,y)}^{(0)}(\lambda_n)$ est définie par :

$$P_{(x,y)}^{(0)}(\lambda_n) = \frac{V_{(x,y)}(\lambda_n)}{\sum_{m=1}^5 V_{(x,y)}(\lambda_m)}$$

équation V-10

Cette méthode de calcul des probabilités initiales permet de diminuer l'influence de la classe des pixels non-contours, par rapport au calcul des probabilités proposé par Zucker [ZUC 77]. On vérifie sur le tableau que la probabilité initiale de la classe non-contour est environ deux fois plus faible par rapport au calcul initial (cf. tableau V-2). Après plusieurs itérations, il est probable que l'une des probabilités des classes contours soit bien plus élevée que la probabilité de la classe non-contour. Donc, lors de la prise de décision, ce pixel pourra être considéré comme étant un pixel contour.

Classe	0°	45°	90°	135°	Non-Contour
Prewitt (ndg)	128	61	35	124	
Probabilités	0,27	0,13	0,07	0,26	0,27

tableau V-2 : Nouveau calcul des probabilités initiales.

L'ensemble de classes $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_5\}$ étant défini ainsi que les probabilités initiales, l'algorithme de relaxation peut être itéré par les formules suivantes :

La contribution $Q_{(x,y)}^{(k)}(\lambda)$ des huit voisins du pixel central (x,y) est donnée par :

$$Q_{(x,y)}^k(\lambda) = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 \sum_{\alpha=1}^5 r_{ij}(\lambda, \alpha) P_{(x,y)}^k(\alpha)$$

équation V-11

Soit $P_{(x,y)}^{(k)}(\lambda_n)$ la probabilité que le pixel de coordonnées (x,y) appartienne à la classe λ_n à l'itération k . La probabilité pour la $(k+1)$ ième itération est donnée par la formule suivante :

$$P_{(x,y)}^{k+1}(\lambda) = \frac{P_{(x,y)}^k(\lambda) \cdot [1 + Q_{(x,y)}^k(\lambda)]}{\sum_{\alpha=1}^5 P_{(x,y)}^k(\alpha) \cdot [1 + Q_{(x,y)}^k(\alpha)]}$$

équation V-12

La détermination des coefficients de compatibilité $r_{ij}(\lambda_n, \lambda_m)$ influe sur l'efficacité de l'algorithme de relaxation. Des méthodes heuristiques semblent donner de bons résultats, notamment pour la détection de contours d'images en niveaux de gris, mais elles sont difficilement applicables à un algorithme de relaxation agissant sur 5 classes [ULT 94] [OLE 88]. Peleg propose deux méthodes de calcul des coefficients de compatibilité à partir des probabilités initiales des pixels, en évaluant la corrélation ou l'information mutuelle entre 2 classes, sur le voisinage de l'ensemble des pixels de l'image [PEL 78].

- La corrélation est donnée par :

$$r_{ij}(\lambda, \lambda') = n^2 \frac{\sum_{(x,y)} (P_{(x,y)}^{(0)}(\lambda) - \bar{P}^{(0)}(\lambda)) \cdot (P_{(x+i,y+j)}^{(0)}(\lambda') - \bar{P}^{(0)}(\lambda'))}{\sigma(\lambda) \cdot \sigma(\lambda')}$$

n : nombre de pixels de l'image.

équation V-13

- L'information mutuelle se calcule sous la forme :

$$r_{ij}(\lambda, \lambda') = \log \frac{n \sum_{(x,y)} P_{(x,y)}^{(0)}(\lambda) \cdot P_{(x+i,y+j)}^{(0)}(\lambda')}{\sum_{(x,y)} P_{(x,y)}^{(0)}(\lambda) \sum_{(x,y)} P_{(x,y)}^{(0)}(\lambda')}$$

équation V-14

Cette dernière approche est basée sur le fait que si deux classes sont fortement corrélées, on peut prédire qu'elles possèdent une information mutuelle élevée.

Peleg a remarqué que l'on obtient de meilleurs résultats en utilisant l'information mutuelle plutôt que la corrélation. Nous verrons par la suite que cette remarque, faite pour la détection de contours en niveaux de gris, reste valable aussi pour la couleur.

V.2.2.2.Méthode d'Olejník.

Olejník a développé une méthode basée sur la relaxation de Rosenfeld pour la séparation de données multidimensionnelles entre deux classes [OLE 88]. Nous allons adapter cette méthode au traitement d'images.

Après une description de la méthode de relaxation d'Olejník, nous l'appliquerons à la détection d'objets sur un fond uniforme pour mieux comprendre le principe, puis nous l'appliquerons à la binarisation d'une image gradient.

V.2.2.2.1.La relaxation d'Olejník.

L'algorithme est défini pour un ensemble de deux classes notées C_1 et C_2 . Les pixels à étiqueter sont les pixels de l'image en niveaux de gris. Une fois l'ensemble des classes et l'ensemble des pixels définis, il faut calculer les probabilités initiales à partir des valeurs des niveaux de gris des pixels de l'image. La probabilité initiale du pixel de coordonnées (x,y) d'appartenir à la classe C_1 est notée $P^0_{(x,y)}(C_1)$. Soit $G_{(x,y)}$ la valeur du niveau de gris au pixel de coordonnées (x,y) , la probabilité initiale est calculée par l'équation suivante :

$$P^0_{(x,y)}(C_1) = \frac{G_{(x,y)} - \text{Min}_{(x,y)}[G_{(x,y)}]}{\text{Max}_{(x,y)}[G_{(x,y)}] - \text{Min}_{(x,y)}[G_{(x,y)}]}$$

équation V-15

La probabilité initiale du pixel de coordonnées (x,y) d'appartenir à la classe C_2 notée $P^0_{(x,y)}(C_2)$ est calculée par l'équation suivante :

$$P^0_{(x,y)}(C_2) = 1 - P^0_{(x,y)}(C_1)$$

équation V-16

Ainsi, la somme des probabilités sur l'ensemble des classes pour un pixel est égale à 1.

On remarque d'après l'équation V-15 et l'équation V-16 que pour un pixel dont le niveau de gris est maximum, on a $P^0_{(x,y)}(C_1)=1$ et $P^0_{(x,y)}(C_2)=0$. Au contraire, si le pixel a la plus faible valeur de niveau de gris de l'image, alors $P^0_{(x,y)}(C_1)=0$ et $P^0_{(x,y)}(C_2)=1$.

Le coefficient de compatibilité déterminant le degré de compatibilité ou d'incompatibilité entre le fait qu'un pixel de coordonnées (x,y) appartienne à la classe C_1 et qu'un pixel voisin de coordonnées $(x+i,y+j)$ appartienne à la classe C_1 est noté $C_{ij}(C_1,C_1)$ (i et j prendront les valeurs suivantes : -1, 0 ou 1 afin de définir un voisinage 3*3). Pour simplifier les calculs, Olejnik a proposé que ces coefficients de compatibilité suivent la règle suivante :

$P^k_{(x+i,y+j)}(C_1)$	$C_{ij}(C_1,C_1)$
> 0,5	+1
< 0,5	-1
= 0,5	0

Le coefficient $C_{ij}(C_1,C_1)$ prend la valeur +1 si le pixel voisin de coordonnées $(x+i,y+j)$ présente une probabilité d'appartenir à la classe C_1 à l'itération k supérieure à 0,5. Le coefficient interviendra positivement dans le calcul de la contribution. Au contraire, si la probabilité est inférieure à 0,5, alors il interviendra négativement. Olejnik définit de la même manière les autres coefficients :

$P^k_{(x+i,y+j)}(C_2)$	$C_{ij}(C_1,C_2)$	$P^k_{(x+i,y+j)}(C_1)$	$C_{ij}(C_2,C_1)$	$P^k_{(x+i,y+j)}(C_2)$	$C_{ij}(C_2,C_2)$
> 0,5	-1	> 0,5	-1	> 0,5	+1
< 0,5	+1	< 0,5	+1	< 0,5	-1
= 0,5	0	= 0,5	0	= 0,5	0

En examinant les définitions des coefficients, nous remarquons que :

$$C_{ij}(C_1,C_1) = C_{ij}(C_1,C_2)$$

$$C_{ij}(C_2,C_1) = C_{ij}(C_2,C_2)$$

La contribution du voisinage au pixel de coordonnées (x,y) d'appartenir à la classe C_1 est calculée en fonction des coefficients de compatibilité et des probabilités des pixels voisins selon l'équation suivante :

$$Q_{(x,y)}^k(C_1) = \frac{1}{9} \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 \sum_{\substack{\alpha=C_1 \\ \alpha=C_2}} C_{i,j}(C_1, \alpha) P_{(x+i,y+j)}^k(\alpha)$$

équation V-17

Comme $C_{i,j}(C_1, C_1) = -C_{i,j}(C_2, C_2)$, on a $Q_{(x,y)}^k(C_2) = -Q_{(x,y)}^k(C_1)$.

Compte tenu des remarques précédentes, l'équation V-17 se simplifie et devient :

$$Q_{(x,y)}^k(C_1) = 1/9 \cdot (NVS - NVI)$$

Equation V-18

avec :

NVS : le nombre de voisins pour lesquels $P_{(x+i,y+j)}^k(C_1) > 0,5$;

NVI : le nombre de voisins pour lesquels $P_{(x+i,y+j)}^k(C_1) < 0,5$.

La règle de mise à jour des probabilités est définie par l'équation suivante :

The diagram shows the iterative probability update formula for class C_1 and its complement C_2 . The formula is enclosed in a box. Three callout boxes with arrows point to specific parts of the formula:

- Probabilité à l'itération k**: points to $P_{(x,y)}^k(C_1)$.
- Contribution du voisinage**: points to $[1 + Q_{(x,y)}^k(C_1)]$.
- Terme de normalisation**: points to the denominator $\sum_{\substack{\alpha=C_1 \\ \alpha=C_2}} P_{(x,y)}^k(\alpha) \cdot [1 + Q_{(x,y)}^k(\alpha)]$.

The full equation is:

$$P_{(x,y)}^{k+1}(C_1) = \frac{P_{(x,y)}^k(C_1) \cdot [1 + Q_{(x,y)}^k(C_1)]}{\sum_{\substack{\alpha=C_1 \\ \alpha=C_2}} P_{(x,y)}^k(\alpha) \cdot [1 + Q_{(x,y)}^k(\alpha)]}$$

$$P_{(x,y)}^{k+1}(C_2) = 1 - P_{(x,y)}^{k+1}(C_1)$$

équation V-19

L'algorithme de relaxation étant une méthode itérative, il faut définir un critère d'arrêt. Cordewener a proposé deux méthodes pour déterminer si les probabilités se stabilisent ou continuent d'évoluer [COR 92]. La première consiste à calculer l'écart moyen de la probabilité d'appartenir à un contour entre deux itérations successives (cf. équation V-20). La deuxième possibilité est de calculer pour chaque itération l'entropie qui caractérise la dispersion sur l'ensemble de l'image des probabilités d'appartenir aux contours (cf. équation V-21).

$$\text{ECART} = \sum_{(x,y)} \left| P_{(x,y)}^{k+1}(C_1) - P_{(x,y)}^k(C_1) \right|$$

équation V-20

$$\text{ENTROPIE} = \sum_{(x,y)} \left[-P_{(x,y)}^k(C_1) * \text{Log}\left(P_{(x,y)}^k(C_1)\right) \right]$$

équation V-21

Le calcul de l'écart présente l'avantage par rapport à celui de l'entropie d'être plus simple à mettre en oeuvre et plus rapide à effectuer.

Après une série d'itérations de la méthode, les probabilités tendent à se stabiliser vers des valeurs extrêmes. Ainsi, l'histogramme des probabilités présente deux pics proches des valeurs 0 et 1. Il est alors très facile de binariser l'image des probabilités en fixant le seuil au milieu de l'histogramme, donc à la valeur 0,5 (cf. figure V-7).

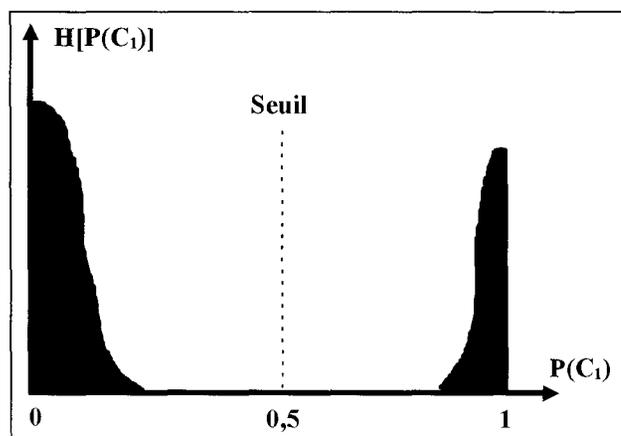


figure V-7 : Histogramme des probabilités après une série d'itérations.

V.2.2.2. Application à la détection d'objets.

Pour illustrer l'efficacité de cette méthode, nous allons d'abord l'appliquer à la détection d'objets clairs sur un fond sombre à partir d'une image en niveaux de gris. Nous prenons les deux classes suivantes : la classe des pixels provenant des objets et la classe des pixels du fond de l'image. Nous choisissons une image fortement bruitée, où les deux modes de l'histogramme des niveaux de gris correspondant aux objets et au fond, sont pratiquement confondus (cf. figure V-8).

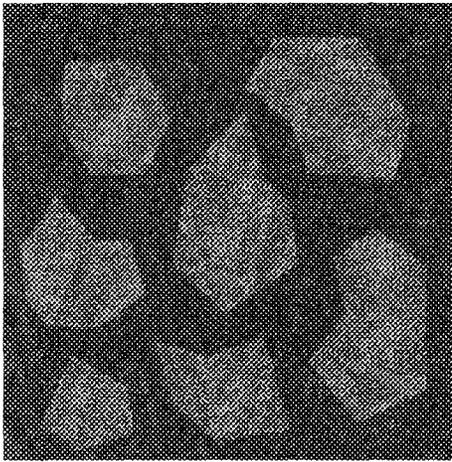


figure V-8 : Image initiale.

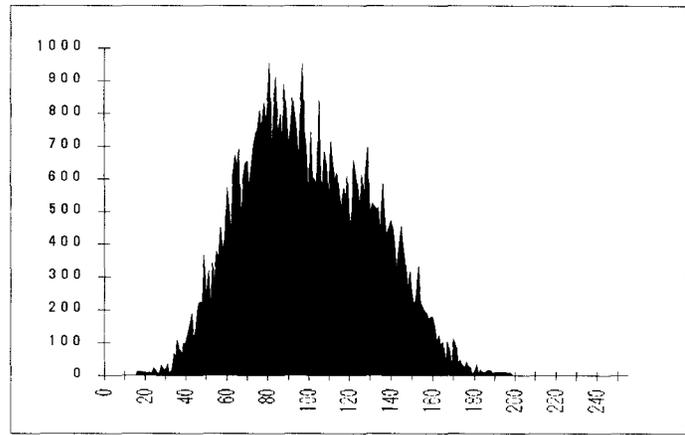


figure V-9 : Histogramme des niveaux de gris de l'image figure V-8.

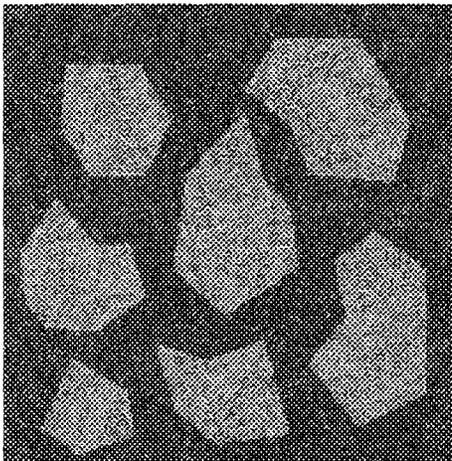


figure V-10 : Image des probabilités initiales d'appartenir à la classe objet.

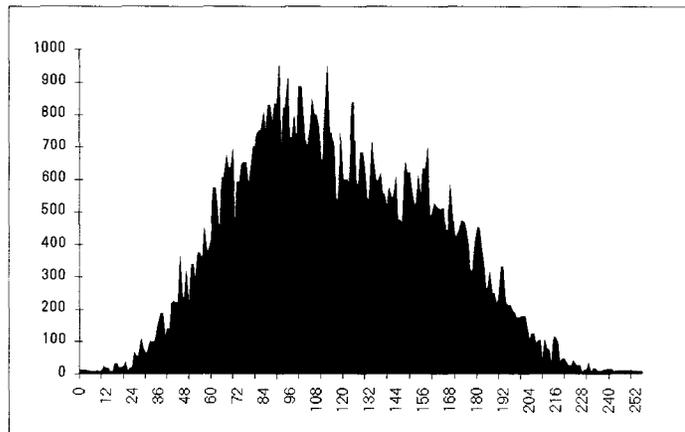


figure V-11 : Histogramme des probabilités visualisées sur la figure V-10.

Les niveaux de gris des pixels de la figure V-10 représentent les probabilités, codées entre 0 et 255 d'appartenance à la classe objet des pixels de l'image figure V-8.

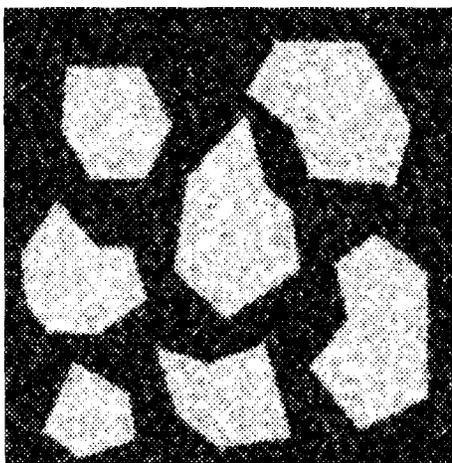


figure V-12 : Image des probabilités après une itération.

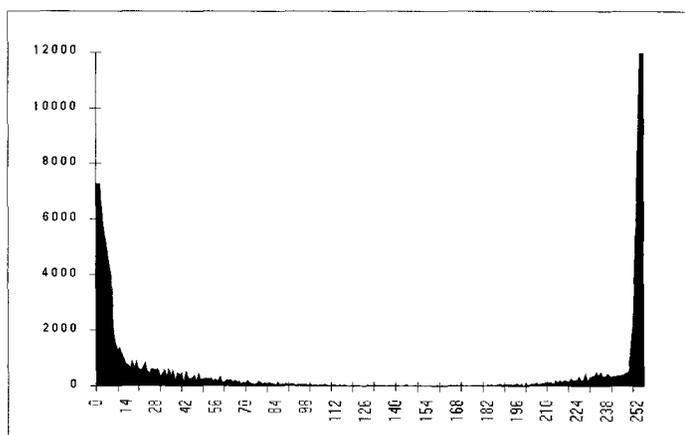


figure V-13 : Histogramme des probabilités visualisées sur la figure V-12.

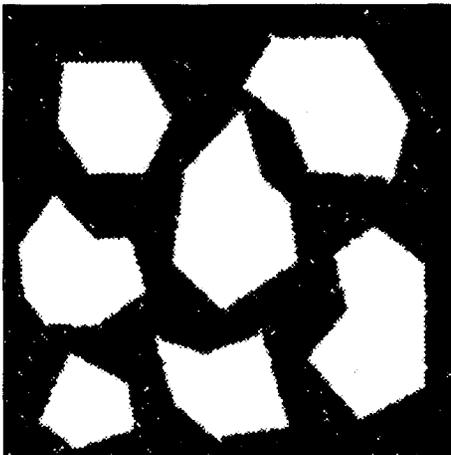


figure V-14 : Image des probabilités après 2 itérations.

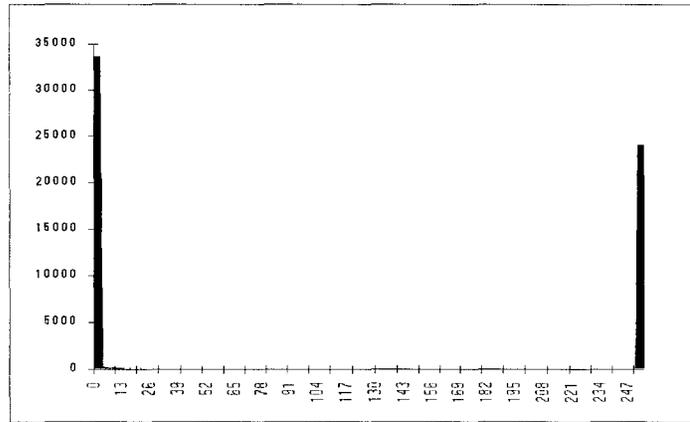


figure V-15 : Histogramme des probabilités visualisées sur la figure V-14.

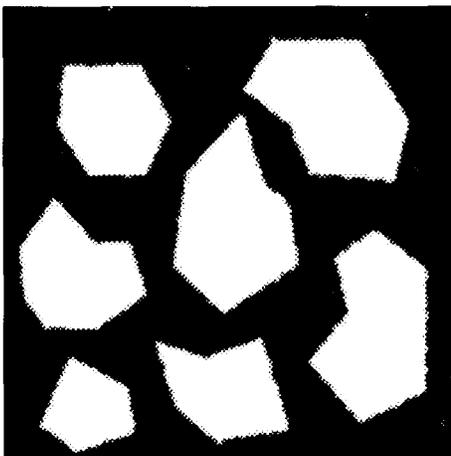


figure V-16 : Image des probabilités après 3 itérations.

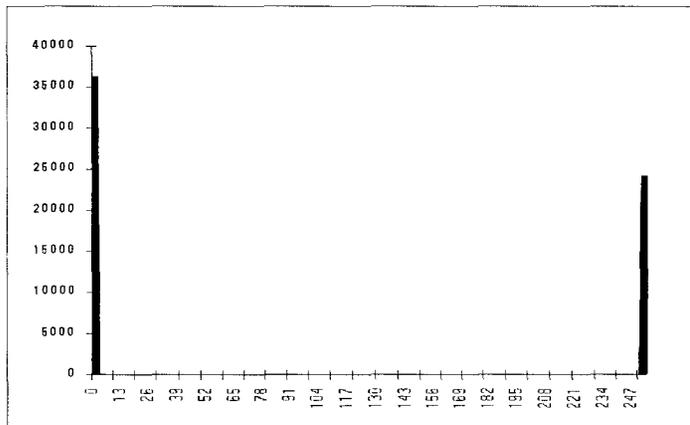


figure V-17 : Histogramme des probabilités visualisées sur la figure V-16.

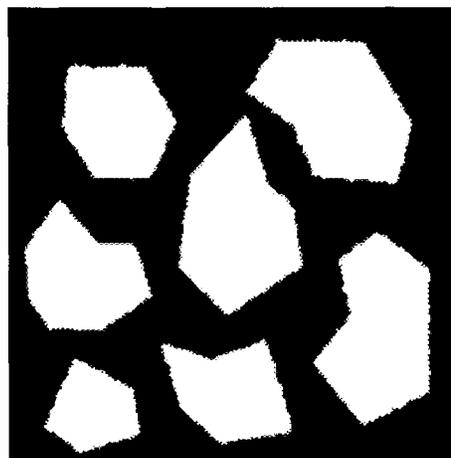


figure V-18 : Image des probabilités seuillée après 4 itérations.

Après quatre itérations, il apparaît très nettement la formation de deux pics situés en 0 et en 255, c'est-à-dire que chaque pixel a une très forte ou une très faible probabilité d'appartenir à la classe des pixels objets. La binarisation de ces probabilités ne pose donc aucun problème.

Les pixels blancs correspondent aux pixels de probabilité égale à un d'appartenir à la classe objet, ils correspondent donc aux objets. Les pixels noirs correspondent aux pixels de probabilité égale à zéro d'appartenir à la classe objet, ils correspondent donc au fond.

V.2.3. La relaxation appliquée à la détection de contours en couleur

Nous présentons maintenant une généralisation de cette méthode à la détection de contours à partir d'une image couleur. Deux méthodes en découlent. Dans un premier temps, nous considérons que les trois images trichromatiques sont indépendantes. Puis dans un deuxième temps, l'algorithme de relaxation les traite de manière simultanée.

V.2.3.1. Extraction des contours à partir des images trichromatiques dissociées.

Une image couleur est décomposée en trois images trichromatiques rouge, verte et bleue. Nous pouvons donc appliquer la méthode de Danker (méthode plus générale que celle d'Olejnik), conçue pour l'extraction des contours à partir d'une image en niveaux de gris, aux différentes images trichromatiques indépendamment les unes des autres. Ainsi, on détermine les contours dans chacune des trois images trichromatiques, puis on effectue la réunion des différents contours trouvés [ULT 95]. Cette méthode nécessite de mettre en place trois fois l'algorithme de relaxation (cf. figure V-19).

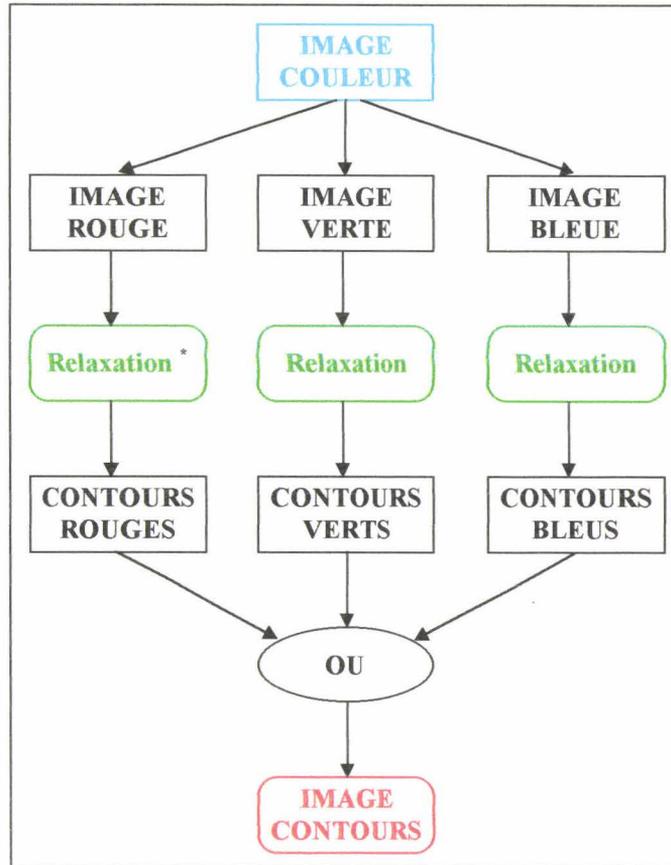


figure V-19 : Principe de la 1ère méthode.
* la relaxation est détaillée ci-dessous.

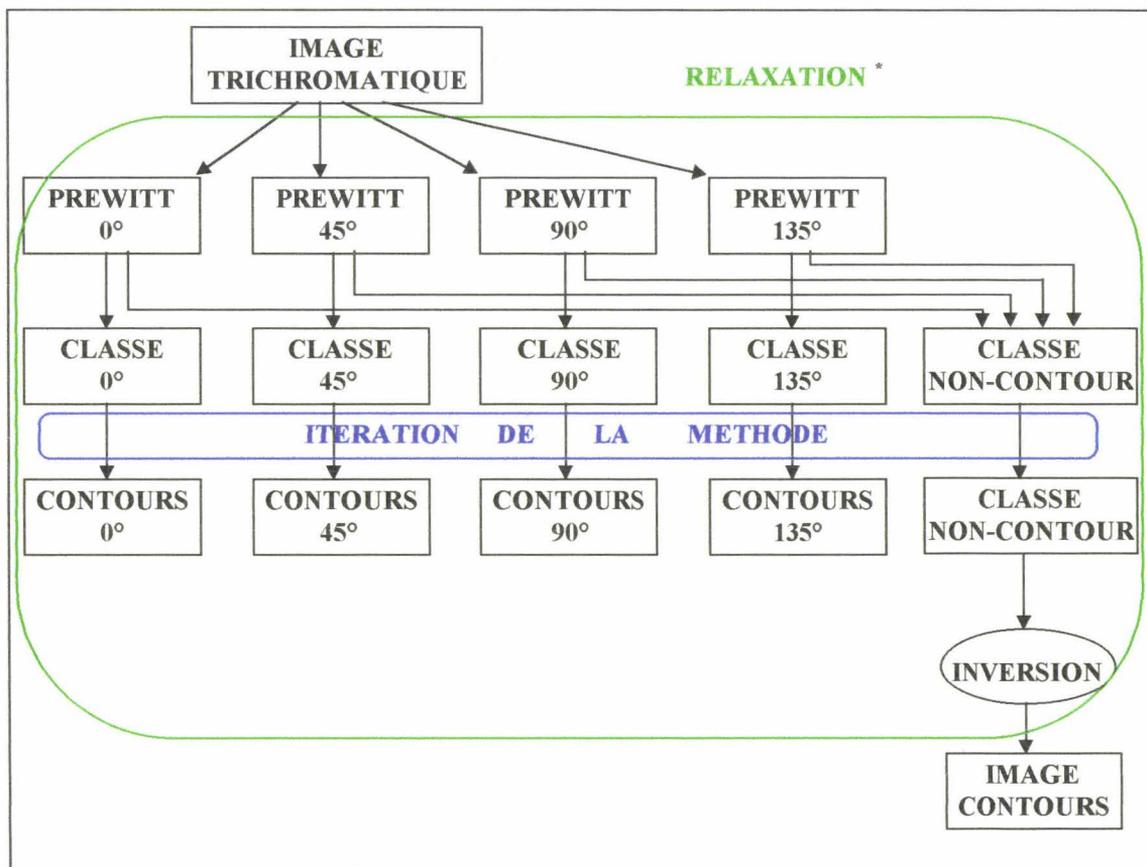


figure V-20 : Principe de relaxation appliqué à chacune des trois images trichromatiques.

Pour chaque image trichromatique, on calcule les quatre gradients directionnels grâce à l'opérateur de Prewitt. Ensuite, on évalue les probabilités initiales des cinq classes (4 classes contours selon quatre directions privilégiées et une classe non-contour). Après itération de la méthode de relaxation, on ne garde que l'image des probabilités de la classe non-contour. Les pixels ayant une très faible probabilité d'appartenir à la classe non-contour sont considérés comme représentant des pixels contours (cf. figure V-20).

V.2.3.2.Extraction des contours à partir de l'image couleur.

On considère qu'il existe une corrélation entre les trois images trichromatiques, ainsi l'algorithme de relaxation s'applique sur les trois images trichromatiques simultanément.

On définit alors un ensemble de quatre classes : trois classes contours, une image trichromatique et la classe non-contour. On applique un opérateur gradient tel que celui de Sobel sur chacune des trois images trichromatiques afin d'obtenir trois images gradients correspondant aux trois classes contours (il n'est plus possible d'utiliser un opérateur gradient directionnel tel que le Prewitt).

Cette méthode utilise l'algorithme de Danker, mais au lieu d'avoir quatre images gradients directionnels, on dispose de trois images gradients. Nous sommes obligé d'utiliser l'algorithme de Danker (par rapport à celui d'Olejnik) car on dispose de plus de deux classes.

A la fin des itérations de l'algorithme, on obtient l'image des contours à partir de l'image des probabilités de la classe non-contour (cf. figure V-21).

Cette deuxième méthode permet d'obtenir une réponse plus rapide que précédemment en n'effectuant qu'une seule fois l'algorithme de relaxation au lieu de trois et sur un nombre de classes plus faible (cf. tableau V-3).

Méthode	Nombre de classes	Nombre de mise en oeuvre de l'algorithme de relaxation
Les trois images trichromatiques considérées indépendamment	5	3
Les trois images trichromatiques traitées simultanément	4	1

tableau V-3 : Comparaison des deux méthodes exposées.

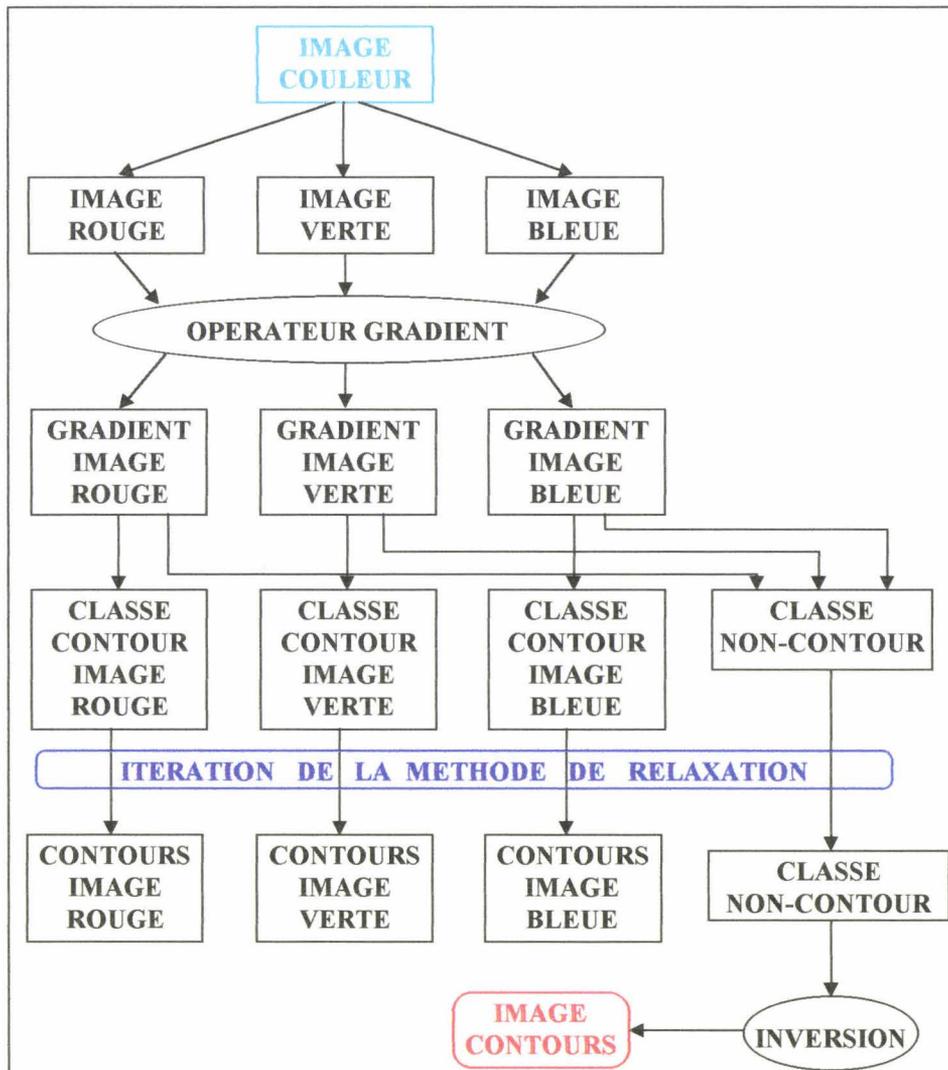


figure V-21 : Principe de la 2ème méthode.

V.2.4.Résultats

V.2.4.1.Extraction des contours à partir des images

trichromatiques considérées comme indépendantes.

Nous exposons les résultats de cette première méthode en l'appliquant à l'extraction des contours de l'image de mosaïque.

- figure V-22 : Décomposition de l'image couleur initiale en trois images R, V et B.
- figure V-23 : Images des gradients directionnels calculés par l'opérateur Prewitt appliqué sur l'image rouge.
- figure V-24 : Images des probabilités initiales des cinq classes contours calculés à partir des quatre images gradients (pour l'image rouge).
- Figure V-25 : Images des probabilités après plusieurs itérations de l'algorithme de relaxation des cinq classes.
- figure V-26: Images binaires des contours, résultats de la relaxation pour les trois images trichromatiques R, V et B de manière indépendante.
- figure V-27 : Réunion des contours des trois images précédentes pour former l'image binaire des contours de l'image couleur initiale.

En conclusion, cette méthode permet d'obtenir une image binaire des contours correcte, mais elle demande beaucoup de temps de calcul. Il faut effectuer trois fois l'algorithme de relaxation qui lui même opère sur cinq classes. A l'inverse, la seconde méthode proposée n'itère le processus de relaxation qu'une seule fois et sur quatre classes, d'où un gain de temps très important.

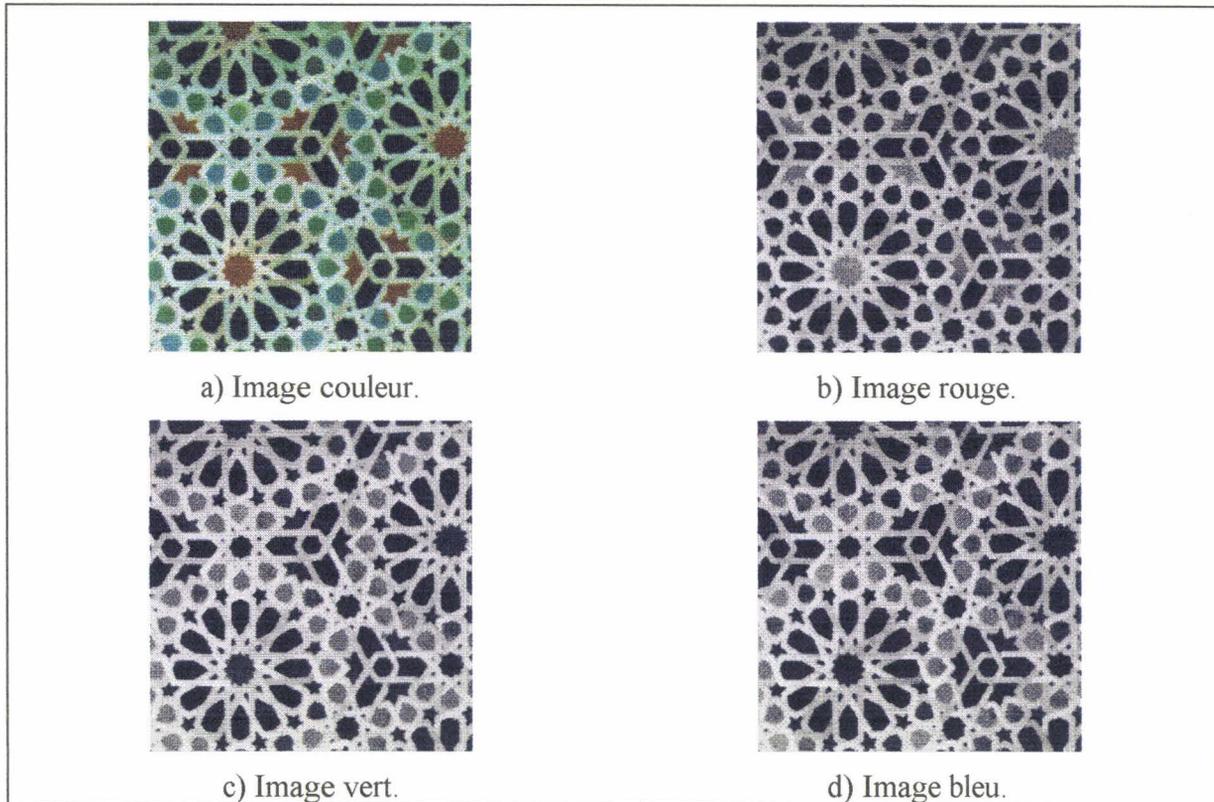


figure V-22 : Image initiale et sa décomposition RVB.

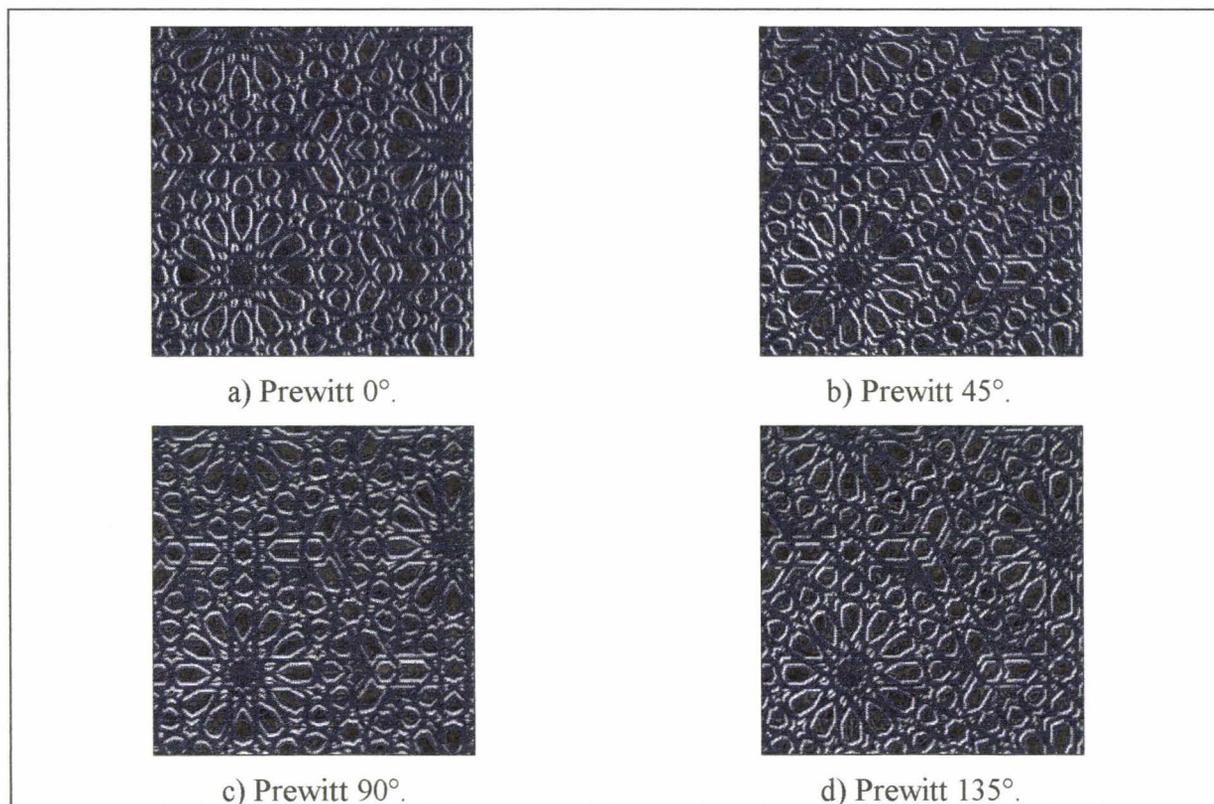


figure V-23 : Les quatre gradients directionnels calculés par l'opérateur Prewitt (Image rouge).

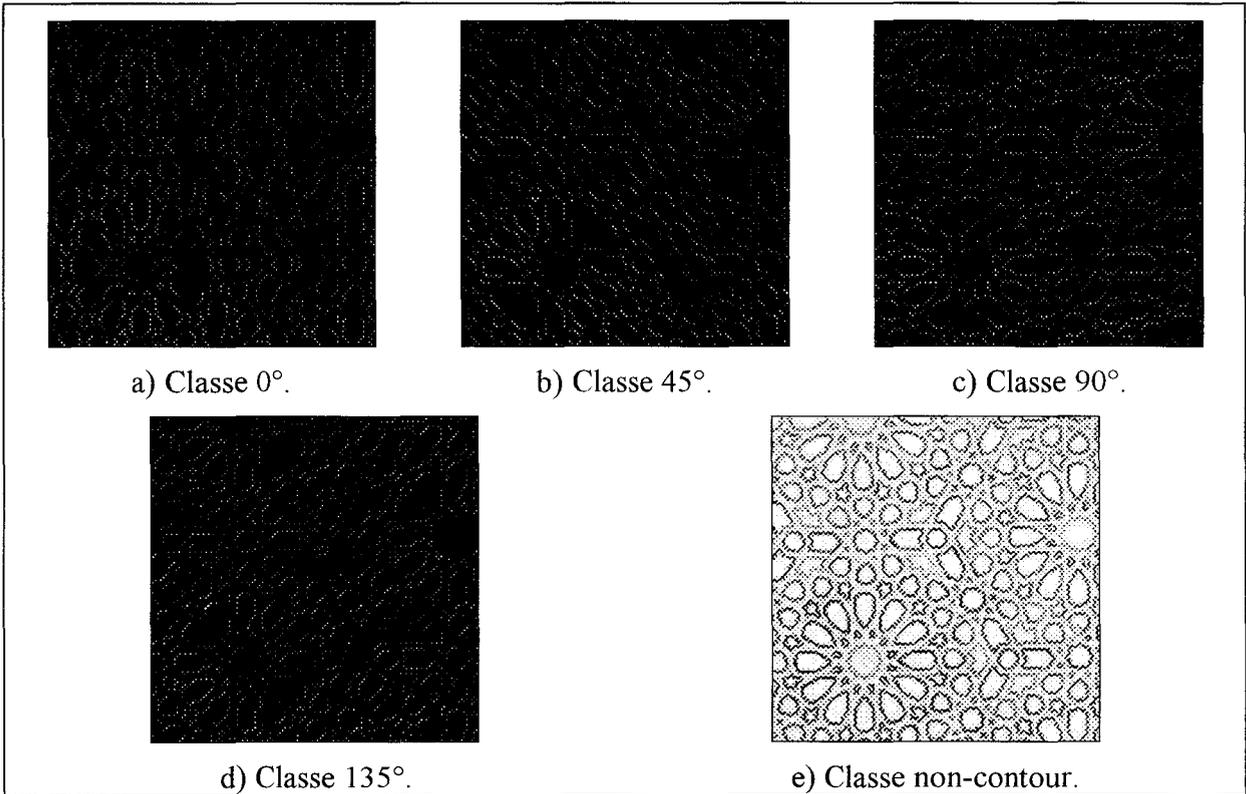


figure V-24 : Les probabilités initiales d'appartenir aux cinq classes (Image rouge).

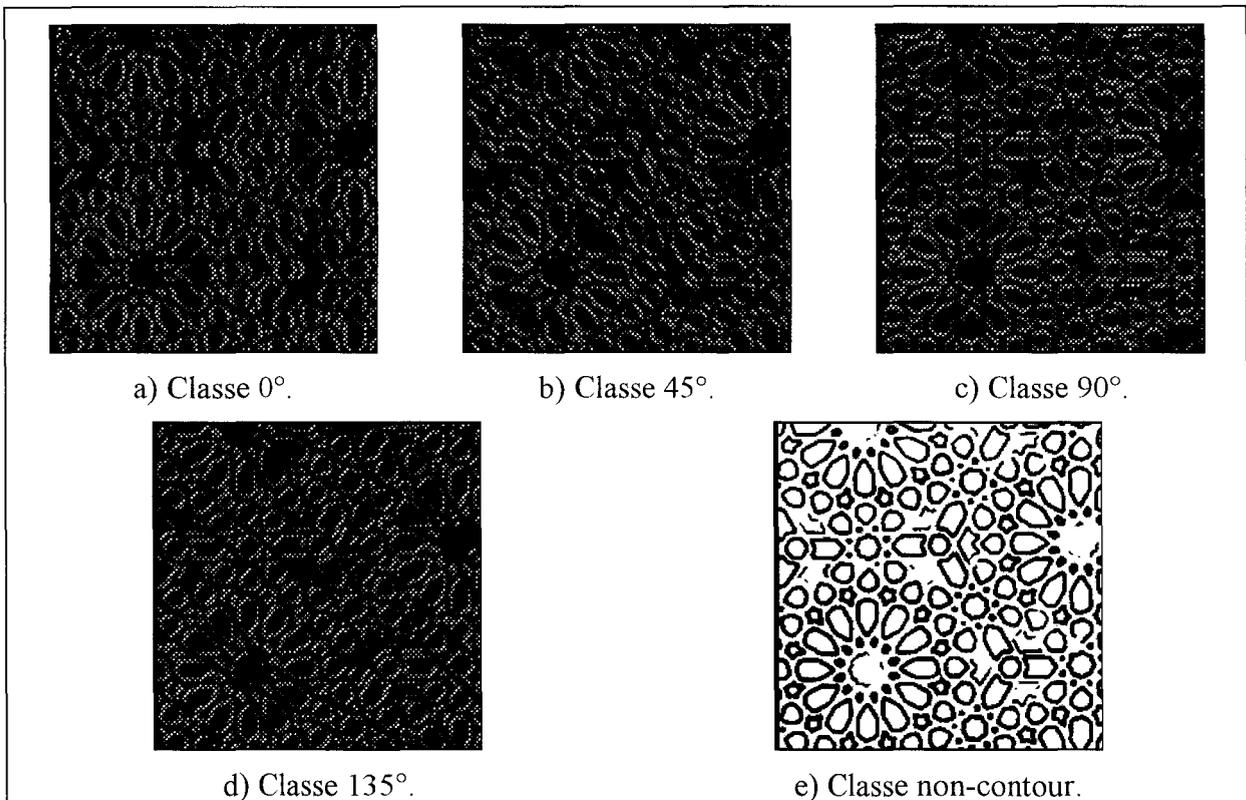


Figure V-25 : Les cinq classes après itération (Image rouge).

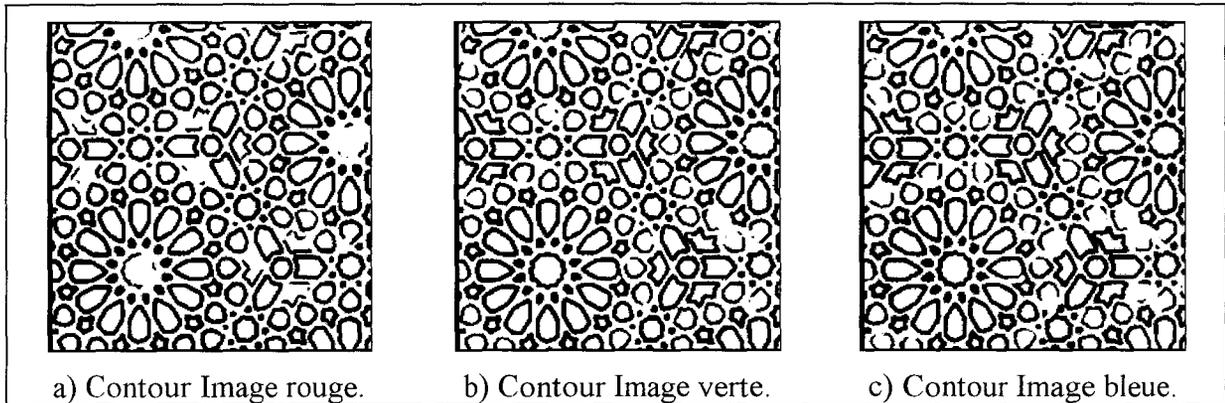


figure V-26 : Les images contours des trois images trichromatiques.

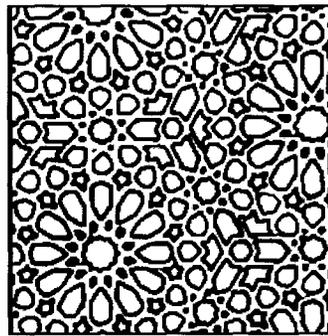


figure V-27 : Réunion des contours des trois images.

V.2.4.2.Extraction des contours à partir d'une image couleur.

Les figures suivantes illustrent cette méthode :

- figure V-28 : Décomposition en trois images trichromatiques rouge, verte et bleue de l'image couleur initiale.
- figure V-29 : Résultats du filtre gradient de Sobel sur les trois images trichromatiques RVB.
- figure V-30 : Images représentant les probabilités initiales des trois classes contours et de la classe non-contour définies à partir des trois images gradients.

Les coefficients de compatibilité peuvent être calculés de deux manières différentes. Peleg a montré que l'information mutuelle est plus efficace que le calcul par corrélation pour

extraire des contours à partir d'images en niveaux de gris. Nous appliquons ces deux méthodes afin de déterminer le meilleur mode de calcul pour l'extraction de contours en couleur.

- figure V-31 : Images des probabilités des quatre classes après itérations de la méthode en utilisant les coefficients de compatibilité calculés par corrélation donnés dans le tableau V-4.
- figure V-32 : Images des probabilités des quatre classes après itérations de la méthode en utilisant les coefficients de compatibilité calculés par l'information mutuelle donnés dans le tableau V-5.
- figure V-33a : Image binaire des contours obtenue par corrélation.
- figure V-33b : Image binaire des contours obtenue par l'information mutuelle.

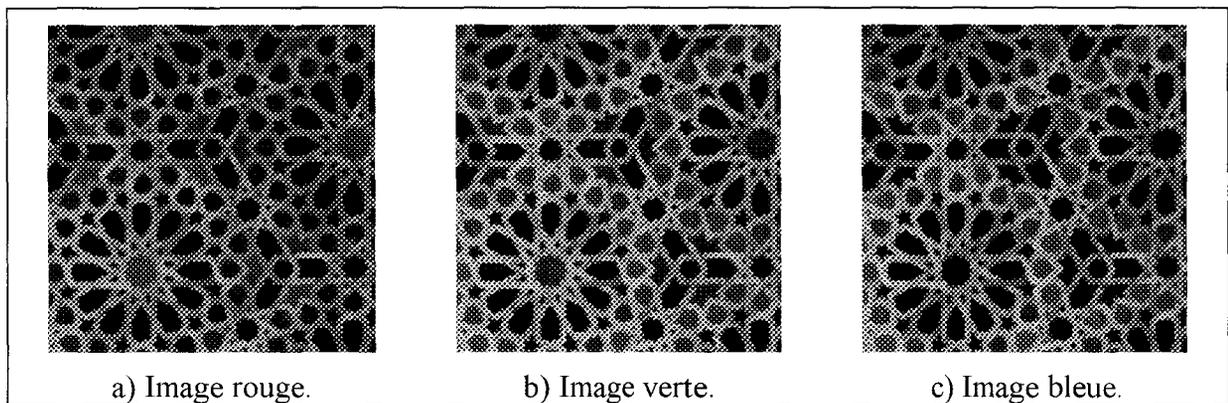


figure V-28 : Décomposition RVB de l'image couleur initiale.

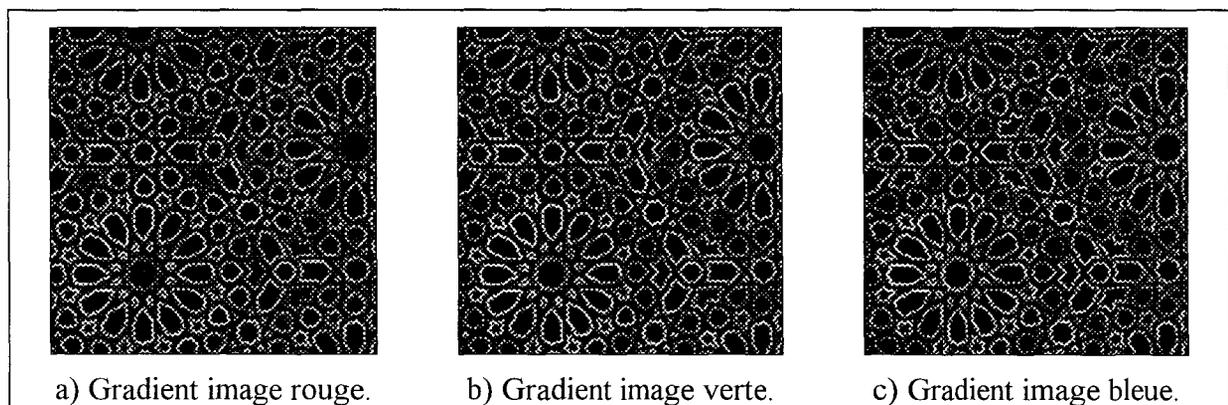


figure V-29 : Gradients des trois images RVB.

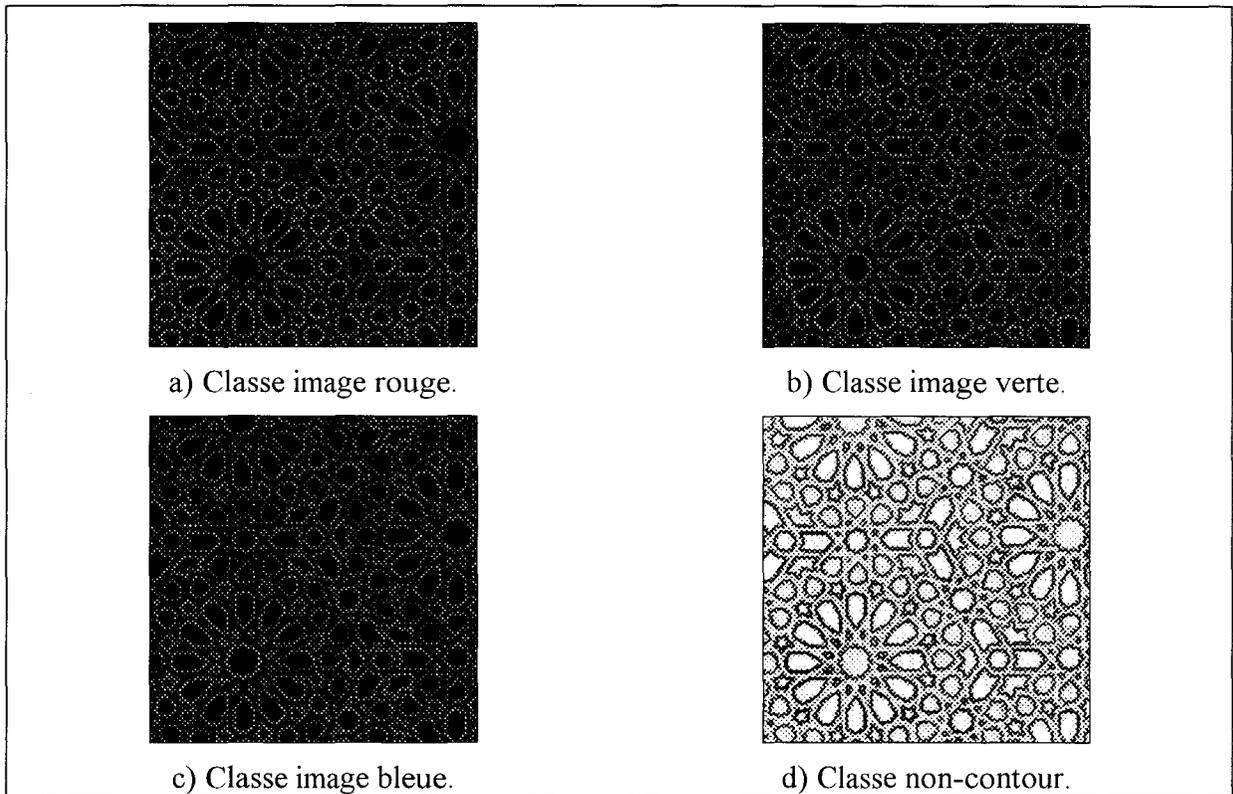


figure V-30 : Images des classes initiales.

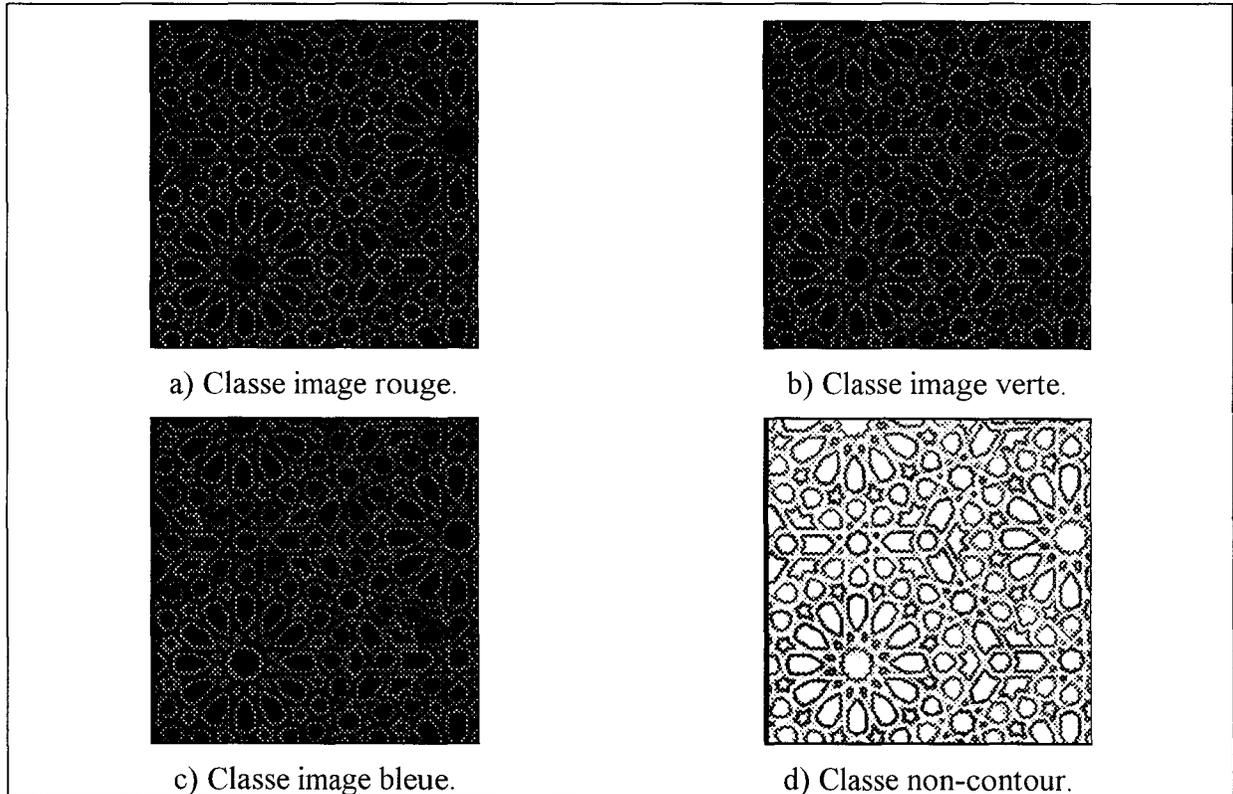


figure V-31 : Images des classes après itérations (Corrélation).

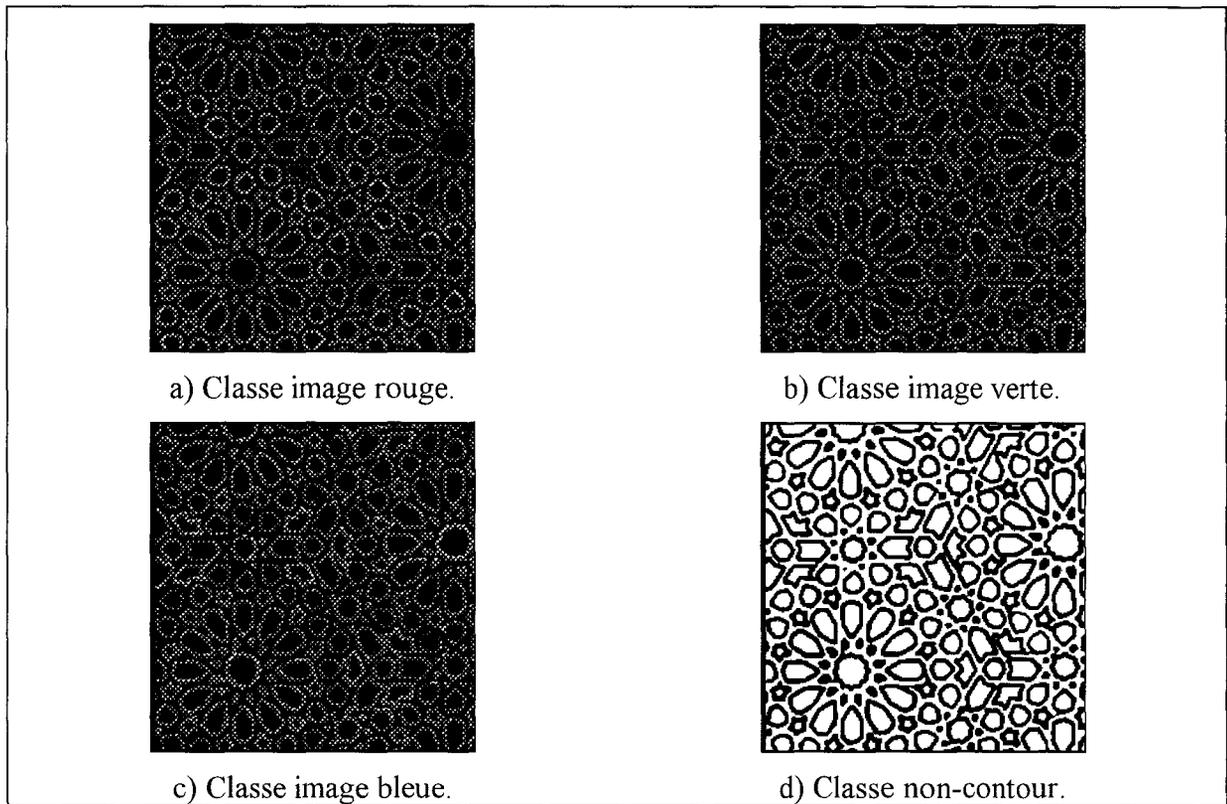


figure V-32 : Images des classes après itération (Information mutuelle).

		classe R	classe V	classe B	classe NC	
i = -1	j = -1	classe R	0.3102	0.2846	0.3234	-0.3142
		classe V	0.2988	0.3101	0.3502	-0.3279
		classe B	0.2341	0.2446	0.3099	-0.2695
		classe NC	-0.2897	-0.2882	-0.3371	0.3129
		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4	
i = 0	j = -1	classe R	0.3926	0.3606	0.4034	-0.3955
		classe V	0.3836	0.3970	0.4415	-0.4175
		classe B	0.3016	0.3110	0.3906	-0.3426
		classe NC	-0.3700	-0.3665	-0.4231	0.3963
		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4	
i = 1	j = -1	classe R	0.3128	0.2824	0.3157	-0.3118
		classe V	0.3054	0.3110	0.3473	-0.3296
		classe B	0.2398	0.2443	0.3068	-0.2704
		classe NC	-0.2948	-0.2876	-0.3324	0.3130
		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4	
i = -1	j = 0	classe R	0.3942	0.3753	0.3554	-0.3854
		classe V	0.3697	0.3964	0.3722	-0.3897
		classe B	0.3466	0.3702	0.3950	-0.3801
		classe NC	-0.3805	-0.3910	-0.3839	0.3955
		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4	
i = 0	j = 0	classe R	0.4968	0.4717	0.4427	-0.4830
		classe V	0.4717	0.5070	0.4699	-0.4955
		classe B	0.4427	0.4699	0.5023	-0.4833
		classe NC	-0.4830	-0.4955	-0.4833	0.5000
		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4	
i = 1	j = 0	classe R	0.3939	0.3697	0.3463	-0.3803
		classe V	0.3752	0.3965	0.3699	-0.3908
		classe B	0.3553	0.3723	0.3948	-0.3838
		classe NC	-0.3852	-0.3897	-0.3798	0.3953
		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4	
i = -1	j = 1	classe R	0.3134	0.3058	0.2402	-0.2953
		classe V	0.2824	0.3108	0.2442	-0.2875
		classe B	0.3164	0.3478	0.3072	-0.3330
		classe NC	-0.3123	-0.3298	-0.2707	0.3133
		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4	
i = 0	j = 1	classe R	0.3934	0.3842	0.3022	-0.3706
		classe V	0.3609	0.3971	0.3111	-0.3667
		classe B	0.4040	0.4419	0.3911	-0.4236
		classe NC	-0.3961	-0.4179	-0.3430	0.3967
		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4	
i = 1	j = 1	classe R	0.3104	0.2991	0.2341	-0.2899
		classe V	0.2846	0.3102	0.2443	-0.2881
		classe B	0.3237	0.3505	0.3100	-0.3374
		classe NC	-0.3144	-0.3281	-0.2695	0.3130

tableau V-4 : Coefficients de compatibilité calculés par corrélation.

		classe R	classe V	classe B	classe NC	
i = -1	j = -1	classe R	0.933524	0.881439	0.948610	-0.672723
		classe V	0.916300	0.955718	1.000000	-0.720462
		classe B	0.726287	0.763392	0.899871	-0.546893
		classe NC	-0.624991	-0.630158	-0.724953	0.256929
		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4	
i = 0	j = -1	classe R	1.000000	1.000000	1.000000	-0.894679
		classe V	1.000000	1.000000	1.000000	-0.976510
		classe B	0.897722	0.932087	1.000000	-0.728395
		classe NC	-0.832208	-0.834524	-0.954876	0.318207
		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4	
i = 1	j = -1	classe R	0.942352	0.879951	0.932971	-0.669873
		classe V	0.935222	0.961748	1.000000	-0.728241
		classe B	0.744093	0.766881	0.895158	-0.552036
		classe NC	-0.632002	-0.620473	-0.707112	0.254907
		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4	
i = -1	j = 0	classe R	1.000000	1.000000	1.000000	-0.866236
		classe V	1.000000	1.000000	1.000000	-0.894573
		classe B	1.000000	1.000000	1.000000	-0.827711
		classe NC	-0.858823	-0.906090	-0.843734	0.317366
		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4	
i = 0	j = 0	classe R	1.000000	1.000000	1.000000	-1.000000
		classe V	1.000000	1.000000	1.000000	-1.000000
		classe B	1.000000	1.000000	1.000000	-1.000000
		classe NC	-1.000000	-1.000000	-1.000000	0.392015
		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4	
i = 1	j = 0	classe R	1.000000	1.000000	1.000000	-0.855457
		classe V	1.000000	1.000000	1.000000	-0.901402
		classe B	1.000000	1.000000	1.000000	-0.841190
		classe NC	-0.865681	-0.893163	-0.826721	0.315317
		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4	
i = -1	j = 1	classe R	0.946965	0.937456	0.747396	-0.629411
		classe V	0.881144	0.960715	0.766963	-0.620507
		classe B	0.936893	1.000000	0.897732	-0.706551
		classe NC	-0.669584	-0.731499	-0.552913	0.254254
		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4	
i = 0	j = 1	classe R	1.000000	1.000000	0.903623	-0.829553
		classe V	1.000000	1.000000	0.935762	-0.833639
		classe B	1.000000	1.000000	1.000000	-0.953707
		classe NC	-0.892048	-0.976409	-0.727719	0.315736
		classe 1	classe 2	classe 3	classe 4	
i = 1	j = 1	classe R	0.942185	0.924700	0.734236	-0.619014
		classe V	0.889070	0.962697	0.769749	-0.624849
		classe B	0.956560	1.000000	0.906546	-0.720822
		classe NC	-0.669528	-0.718650	-0.545133	0.252126

tableau V-5 : Coefficients de compatibilité calculés par l'information mutuelle.

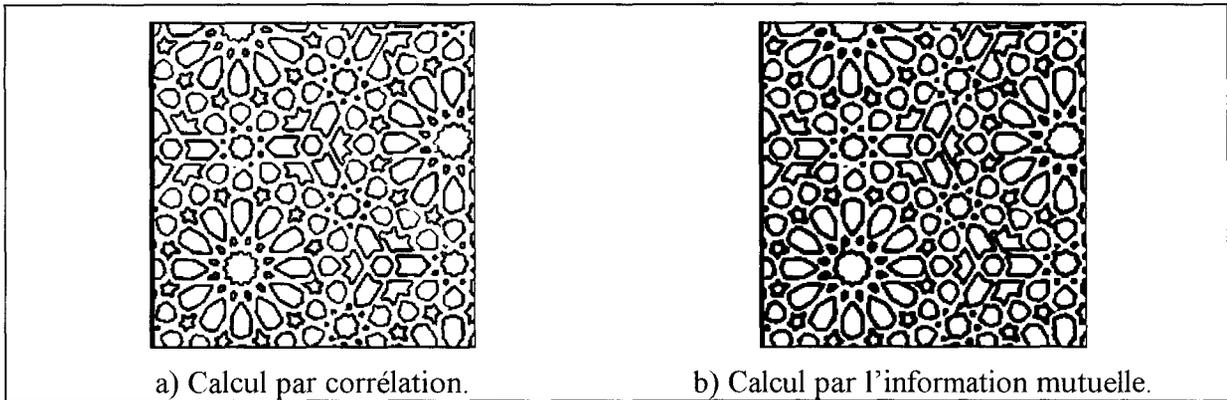


figure V-33 : Images binaires des contours.

On vérifie que l'on obtient de meilleurs résultats en utilisant l'information mutuelle pour le calcul des coefficients de compatibilité plutôt que la corrélation. Dans le cas du calcul par corrélation, les coefficients de compatibilité entre deux classes contours sont du même ordre de grandeur en valeur absolue que les coefficients de compatibilité entre une des classes contours et la classe non-contour. Dans le cas du calcul par information mutuelle, les coefficients de compatibilité entre deux classes contours sont toujours supérieurs en valeur absolue aux coefficients de compatibilité entre une des classes contours et la classe non-contour. Ceci explique qu'un pixel ayant une probabilité initiale moyenne d'être un pixel contour, verra sa probabilité diminuer dans le cas du calcul par corrélation, et au contraire, augmenter dans le cas du calcul par information mutuelle. Ainsi, plus de pixels contours seront extraits par l'information mutuelle que par la corrélation, donc l'image des contours sera meilleure et plus exploitable.

V.2.4.3. Influence des systèmes de représentation.

Il est également intéressant d'étudier l'influence des systèmes de représentation sur l'extraction des contours couleur. Nous utilisons la dernière méthode de relaxation exposée avec le calcul des coefficients de compatibilité par information mutuelle, en prenant les trois systèmes de représentation de la couleur suivants : système RVB, système $I_1 I_2 I_3$; et système Lab. Les résultats sont présentés sur la figure V-34.

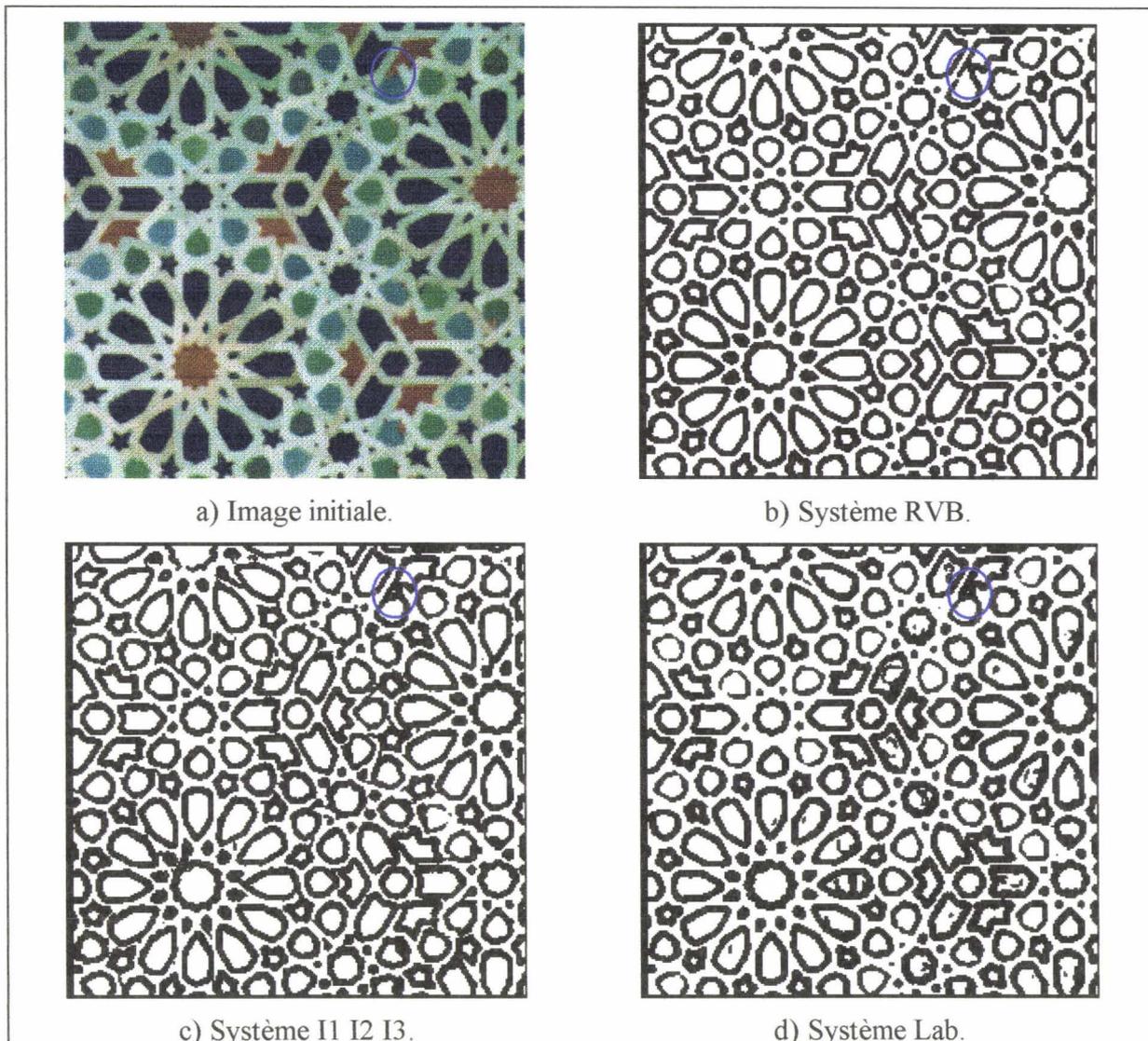


figure V-34 : Influence des systèmes de représentation.

Le système RVB semble être le système donnant les meilleurs résultats. Presque tous les contours sont présents. Les contours sont moins bien détectés pour les deux autres systèmes et des contours parasites apparaissent surtout pour le système Lab dans les pièces "noires". Par contre, dans le cas de la transition entre deux régions de même luminance mais de teintes différentes indiquée par l'ellipse bleue, le contour n'apparaît pas dans le système RVB, alors qu'il apparaît dans les systèmes I1 I2 I3 et Lab.

Ces conclusions ne concernent que cette image. En aucun cas, il n'est possible d'affirmer que le système RVB est le meilleur des systèmes de représentation. Pour une autre image, le système RVB pourrait être le pire de tous. Nous voulons attirer l'attention sur le choix du

système de représentation à utiliser. Il faudrait déterminer des critères à partir de l'image initiale pour savoir quel système utiliser avant de mettre en oeuvre la méthode de relaxation.

Dans ce sens, Ohta a fait une étude comparative des différents systèmes de représentation de la couleur en utilisant l'algorithme de segmentation de Ohlander et en l'appliquant à différentes scènes [OHT 80] [OHL 78].

V.3. Conclusion.

Dans ce chapitre, nous avons étudié le problème du seuillage d'une image gradient afin d'en extraire les contours. Les méthodes globales de binarisation ne donnant pas de résultats satisfaisants, nous utilisons des méthodes locales basées sur un étiquetage probabiliste qui sont robustes aux bruits.

Après avoir étudié le principe général de la relaxation, nous l'avons appliqué à la détection de contours pour des images en niveaux de gris, en utilisant et en améliorant les travaux de Danker et d'Olejnik. Connaissant bien le principe, nous avons ensuite généralisé la méthode de relaxation à la détection de contours pour des images couleur. Deux méthodes ont été proposées. L'une est dérivée de la méthode de Danker en appliquant sa méthode améliorée aux trois images trichromatiques composant une image couleur. L'autre méthode proposée s'applique directement sur l'image couleur. Cette méthode donne de bons résultats et se révèle plus que trois fois plus rapide que la première méthode proposée.

Nous avons mis en évidence l'influence du système de représentation des couleurs choisi sur le résultat de l'extraction des contours par relaxation. Le meilleur système peut être différent d'une image à une autre. Il faudrait trouver des critères qui permettent de trouver le système le mieux adapté avant d'effectuer la relaxation.

L'algorithme que nous proposons permet de retrouver les points de transition entre les régions homogènes qui sont considérés comme contours. Si nous effectuons une segmentation

à partir d'une des images contours, nous ne pourrions pas pour autant identifier les pièces de même couleur.

Grâce aux méthodes développées dans ce chapitre, nous connaissons à présent les pixels de transition qui, nous l'avons montré au chapitre IV perturbent la classification. Dans le chapitre suivant, nous proposons une méthode de segmentation par classification, dans le but de retrouver les pièces qui composent la mosaïque en traitant de manière spécifique les pixels contours présents dans les images.

V.4. Bibliographie.

- [COR 92] L. CORDEWENER, "Amélioration d'un processeur d'analyse de contours en mouvement destiné à un dispositif de détection de mobiles dans un carrefour. Amélioration de la détection des contours en mouvement dans une séquence dynamique d'images par étiquetage probabiliste itératif." Rapport de DEA, Université des Sciences et Technologies de Lille, Septembre 1992.
- [DAN 81] A. J. DANKER and A. ROSENFELD, "Blob detection by relaxation." IEEE Trans. Patt. Anal. and Machine Intell., Vol. PAMI-3, n°1, pp. 79-92, January 1981.
- [OHL 78] R. OHLANDER, K. PRICE and D. R. REDDY "Picture segmentation using a recursive region splitting method." Computer Graphics and Image Processing, n°8, pp. 313-333, 1978.
- [OHT 80] Y.-I. OHTA, T. KANADE, and T. SAKAI "Color information for region segmentation." Computer Graphics and Image Processing, Vol. 13, pp. 222-241, 1980.
- [OLE 88] S. OLEJNIK "Analyse de la convexité des fonctions de densité par des techniques d'étiquetage probabiliste itératif. Application en classification automatique." Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, Novembre 1988.
- [PEL 78] S. PELEG, and A. ROSENFELD, "Determining compatibility coefficients for curve enhancement relaxation processes." IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Vol. SMC-8, pp. 548-554, July 1978.

- [ROS 76] A. ROSENFELD, R. A. HUMMEL , and S .W. ZUCKER, "Scene labeling by relaxation operations." IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Vol. SMC-6, pp. 420-433, June 1976.
- [ULT 94] V. ULTRE, H. DELEPLANQUE, et J.-G. POSTAIRE, "Une nouvelle technique d'étiquetage probabiliste itératif pour l'extraction des contours des images multispectrales." AGI'94, Poitiers - Futuroscope, pp. 267-270, 2 et 3 Juin 1994.
- [ULT 95] V. ULTRE, L. MACAIRE, et H. DELEPLANQUE, "Détection de contours d'images couleur par étiquetage probabiliste." Revue d'Automatique et de Productique Appliquées (RAPA), Vol. 8 - n° 2-3, pp. 315-320, 1995.
- [ZUC 77] S. W. ZUCKER, R. A. HUMMEL, and A. ROSENFELD, "An application of relaxation labeling to line and curve enhancement." IEEE Trans. Comput., Vol. C-26, pp. 394-403, April 1977.

CHAPITRE VI

SEGMENTATION
D'UNE IMAGE DE
MOSAÏQUE PAR
CLASSIFICATION DES
PIXELS COLORÉS

VI. Segmentation d'une image de mosaïque par classification des pixels colorés.

Dans le chapitre III, nous avons étudié différentes méthodes de segmentation d'images couleur. Le chapitre IV nous a permis de soulever les problèmes liés à la segmentation d'une image de mosaïque grâce à une classification interactive des pixels des images couleur.

Avant de commencer ce chapitre, il nous semble important de reprendre une définition du chapitre IV. Dans ce mémoire, nous appelons les pixels représentant les pièces foncées, pixels "noirs". Leurs composantes trichromatiques ne sont pas égales à zéro. De même, nous appelons les pixels représentant les pièces claires, pixels "blancs". Leurs composantes trichromatiques ne sont pas égales à 255. On considère comme pixels "achromes", l'ensemble des pixels "blancs" et "noirs".

Deux problèmes majeurs sont apparus. Le premier est dû à la présence de pixels de transition entre régions homogènes. Le deuxième problème provient de la grande dispersion des points de la classe "blanche".

D'autre part, les variations de luminance entre des pixels représentant des régions de même nature sont responsables de la dispersion des composantes trichromatiques, donc de la couleur de pixels appartenant à des mêmes classes de couleur. Le système de représentation rvb normalisé ne prend en compte que l'information chrominance des pixels. Ce changement de système de représentation est une approche intéressante pour ne pas prendre en compte la dispersion des couleurs des pixels au sein d'une même classe due à ces variations de luminance. Mais suite à cette transformation, les composantes rvb normalisées des pixels "noirs" peuvent être identiques à celles des pixels appartenant à d'autres classes de couleur.

Dans le cas d'images de mosaïque, les méthodes de classification des pixels en fonction de leurs composantes trichromatiques ne sont donc efficaces que sur les pixels colorés (rouges, verts et bleus) provenant de régions homogènes.

Nous proposons donc d'extraire les pixels de transition et les pixels "achromes" afin de ne classer que les pixels colorés de l'image de mosaïque.

VI.1.Extraction des pixels de transition.

Lors de la classification interactive, la présence des pixels de transition entre deux régions homogènes pose des problèmes. Ces pixels sont représentés dans l'espace RVB par les points situés entre les images regroupant des points appartenant à des régions homogènes. On supprime donc les zones de transition en masquant l'image initiale (cf. figure VI-1a) par l'image binaire des contours obtenue par relaxation (cf. figure VI-1b), afin d'obtenir l'image de la figure VI-1c. Pour la visualisation des résultats sur la figure VI-1c, les pixels de transition supprimés sont représentés en noir ($R=V=B=0$) mais en fait, ils ne sont plus pris en compte dans les traitements ultérieurement appliqués à cette image.

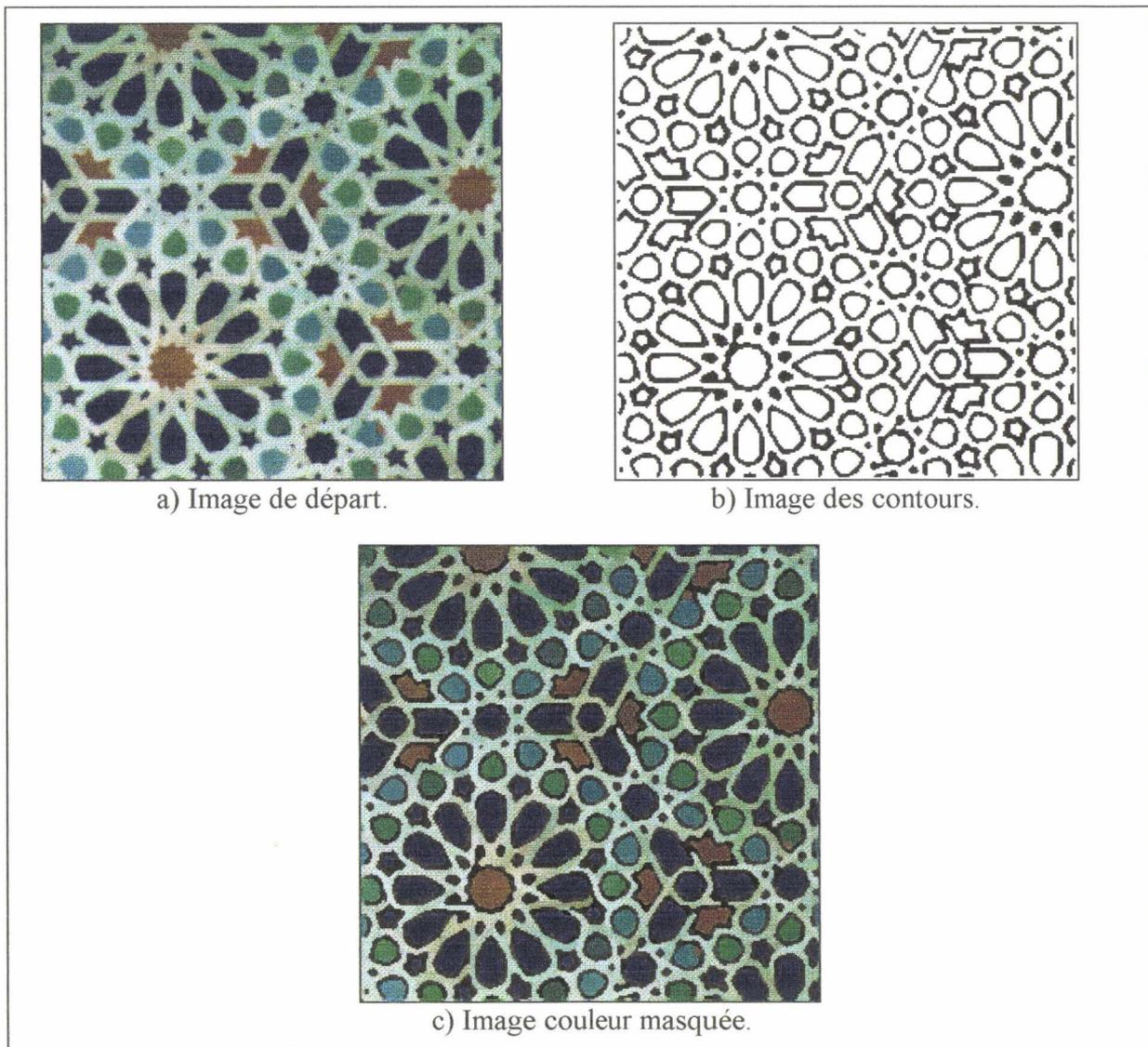


figure VI-1 : Suppression des pixels de transition.

VI.2.Extraction des pixels "achromes".

L'ensemble des pixels "achromes", correspondant à la classe de pixels "noirs" ou "blancs", pose un certain nombre de problèmes lors de la classification. Nous allons donc nous attacher à les éliminer avant la phase de classification.

Pour cela, nous allons rappeler les problèmes étudiés au chapitre IV, puis nous présenterons un algorithme de seuillage adaptatif global. Compte tenu des propriétés des pixels "achromes" et de cet algorithme, nous serons en mesure d'extraire les pixels "noirs" et les pixels "blancs".

VI.2.1. Les problèmes posés par les pixels "achromes".

Nous résumons ici les différents problèmes mis en évidence dans le chapitre IV paragraphe 6. et dus à la présence de pixels "achromes".

- Dans les images de mosaïque, la population des points de la classe "blanche" est très importante par rapport à celle des autres classes de points. L'étude de ces nuages montre que la classification est d'autant plus aisée à effectuer que les classes en présence présentent de faibles dispersions intra classes.
- Lors de la normalisation des couleurs, les pixels appartenant à la classe "noire" peuvent se confondre avec les pixels des autres classes. Il est donc nécessaire de repérer et d'extraire ces pixels avant d'effectuer tout changement de système de représentation.

VI.2.2. Principe d'extraction des pixels "achromes".

La méthode proposée permet de séparer les pixels achromes, "blancs" ou "noirs", des pixels colorés.

Les pixels "noirs" sont caractérisés par une luminance très faible. Il est donc possible, à partir de la seule information luminance, de séparer ces pixels "noirs" des autres pixels.

Nous caractérisons les pixels "blancs" par leur saturation. En effet, les pixels "blancs" ont une faible saturation, à l'inverse des pixels colorés. Mais l'interprétation des pixels de très faible luminance pose un problème dans l'image saturation quand on travaille dans l'espace de représentation L*a*b*. Si une de trois composantes R, V ou B d'un pixel est nulle, alors sa saturation est maximale. Si ses trois composantes sont égales, alors sa saturation est nulle. Les pixels de très faible luminance correspondant aux pixels "noirs", il est donc nécessaire de supprimer les pixels noirs avant de déterminer les pixels "blancs" par calcul de la saturation.

La méthode proposée est donc la suivante. A partir de l'image couleur initiale dont on extrait les contours, on calcule la luminance des pixels. Ensuite, on évalue l'histogramme de l'image luminance. On détecte le mode le plus important, qui dans le cas de la mosaïque correspond aux pixels "noirs". On peut ainsi extraire l'ensemble des pixels "noirs" par seuillage automatique des pixels de l'image luminance afin qu'ils ne posent aucun problème pour la saturation. De la même manière, on détermine les pixels "blancs" à partir de l'image saturation dont on détermine l'histogramme, afin d'isoler le mode le plus important. Dans le cas de l'image de mosaïque, ce mode correspond aux pixels de faible saturation, donc aux pixels "blancs". Cette méthode permet donc à la fois d'extraire les pixels "achromes" et de séparer les pixels "noirs" des pixels "blancs".

Nous proposons d'étudier maintenant un algorithme permettant de trouver un seuil qui sépare le mode le plus important des autres modes d'un histogramme.

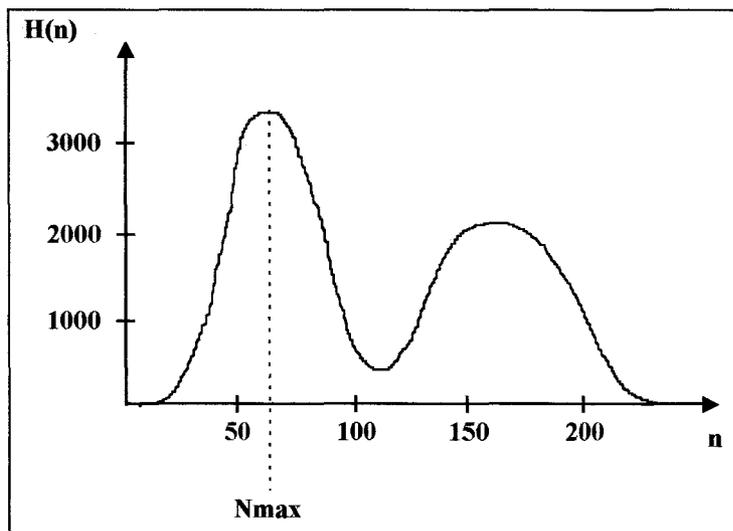
VI.2.3. Seuillage à partir d'un histogramme.

Nacer a proposé une méthode de seuillage adaptatif appelée : « max-min » [NAC 90]. Nous l'appliquons pour isoler les pixels "noirs" à partir de l'histogramme de l'image luminance et les pixels "blancs" à partir de l'histogramme de l'image saturation. Nous présentons la méthode dans le cas d'un histogramme bimodal.

Soient $H(n)$ un histogramme bimodal et N_{max} la valeur de n pour laquelle $H(n)$ est maximum (cf. figure VI-2).

$$\boxed{N_{max} \text{ est tel que } H(n) \leq H(N_{max}), \text{ avec } n \in [0, \dots, N_g], \\ \text{où } N_g \text{ est la valeur maximale présente dans l'image.}}$$

équation VI-1

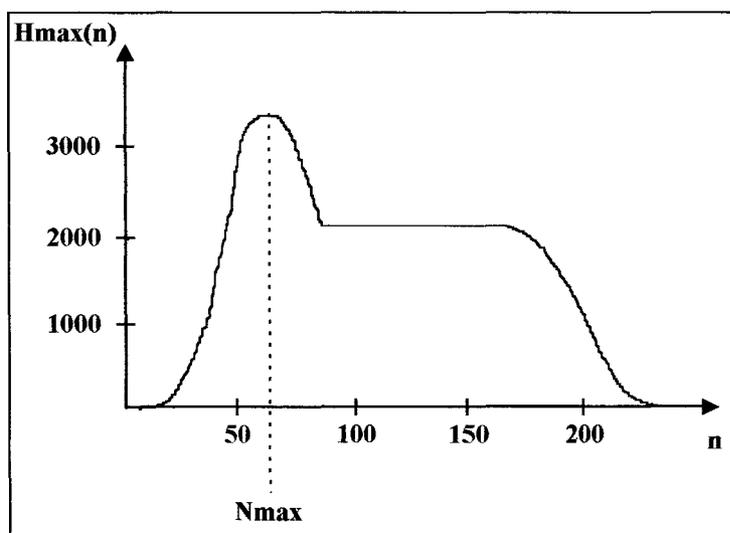
figure VI-2 : Histogramme bimodal $H(n)$.

On définit une fonction $H_{\max}(n)$ à partir de $H(n)$ et de N_{\max} de la façon suivante :

$$\begin{aligned} \text{pour } n \in [0, N_{\max}], \quad H_{\max}(n) &= \underset{u}{\text{MAX}} \{H(u), u \in [0, \dots, n]\} \\ \text{pour } n \in [N_{\max}, N_g], \quad H_{\max}(n) &= \underset{u}{\text{MAX}} \{H(u), u \in [n+1, \dots, N_g]\} \end{aligned}$$

équation VI-2

D'après la figure VI-2 et la figure VI-3, nous remarquons que les valeurs de $H_{\max}(n)$ sont toujours supérieures ou égales à celles de $H(n)$.

figure VI-3 : $H_{\max}(n)$ de l'histogramme $H(n)$.

Soit la fonction différence $H_{\text{dif}}(n)$ définie par :

$$H_{\text{dif}}(n) = H_{\max}(n) - H(n), \quad n \in [0, \dots, N_g]$$

équation VI-3

La position du maximum de $H_{dif}(n)$ correspond à la position du fond de la vallée la plus marquée de l'histogramme $H(n)$. Nous définissons ainsi le seuil S (cf. figure VI-4).

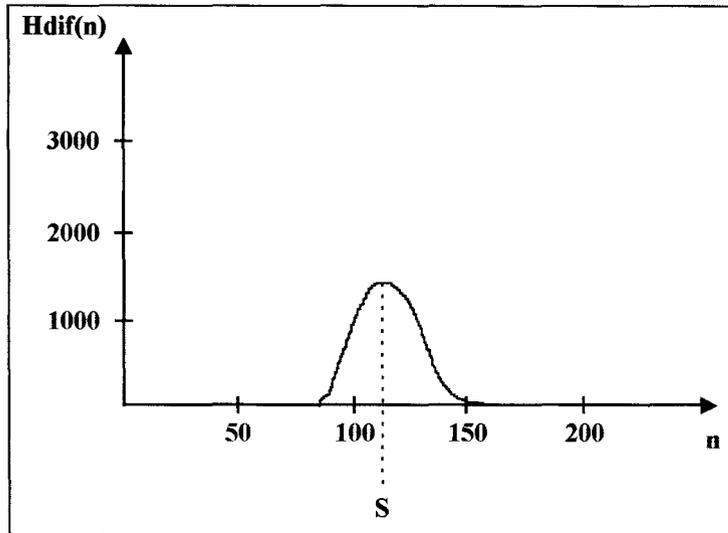


figure VI-4 : $H_{dif}(n)$ entre $H_{max}(n)$ et $H(n)$.

VI.2.4. Extraction des pixels "noirs".

La suppression des pixels "noirs" est basée sur la détermination des pixels de très faible luminance. A partir de l'image couleur dont on a extrait les contours (cf. figure VI-1c), nous calculons l'image luminance (cf. figure VI-5).

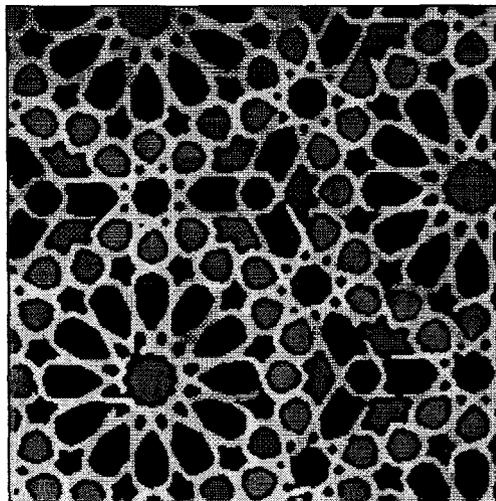


figure VI-5 : Image luminance de l'image couleur de la figure VI-1c.

Dans notre cas, nous disposons d'informations supplémentaires. D'une part, pour les images de mosaïque, les pixels "noirs" recherchés constituent le mode associé à la population la plus importante. Nous n'avons donc qu'une seule recherche de seuil à effectuer. N_{max}

correspond alors au sommet du mode des pixels "noirs", le mode de population la plus importante (cf. figure VI-6).

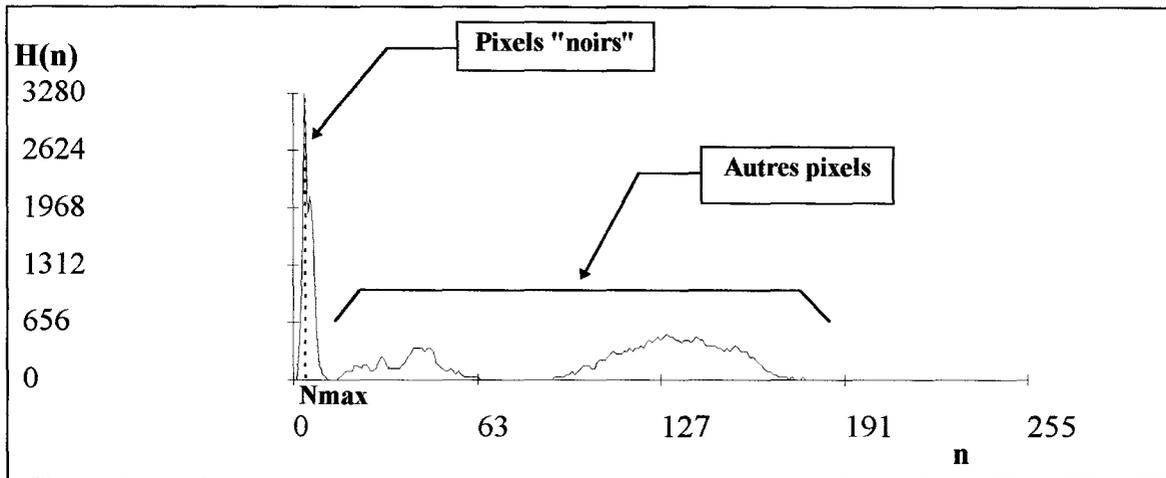


figure VI-6 : Histogramme de l'image luminance présentée figure VI-5.

Nous proposons de calculer $H_{max}(n)$ de manière différente de celle relative à l'équation VI-2, en utilisant l'équation suivante :

$$\text{pour } n \in [N_{max}, N_g] \text{ , alors } H_{max}(n) = H_{max}(N_{max})$$

équation VI-4

La connaissance supplémentaire du type d'image que nous traitons, nous permet dans notre cas de diminuer le temps de calcul (cf. figure VI-7). Dans le cas où nous aurions pas d'informations complémentaires, il faudrait appliquer entièrement la méthode de Nacer.

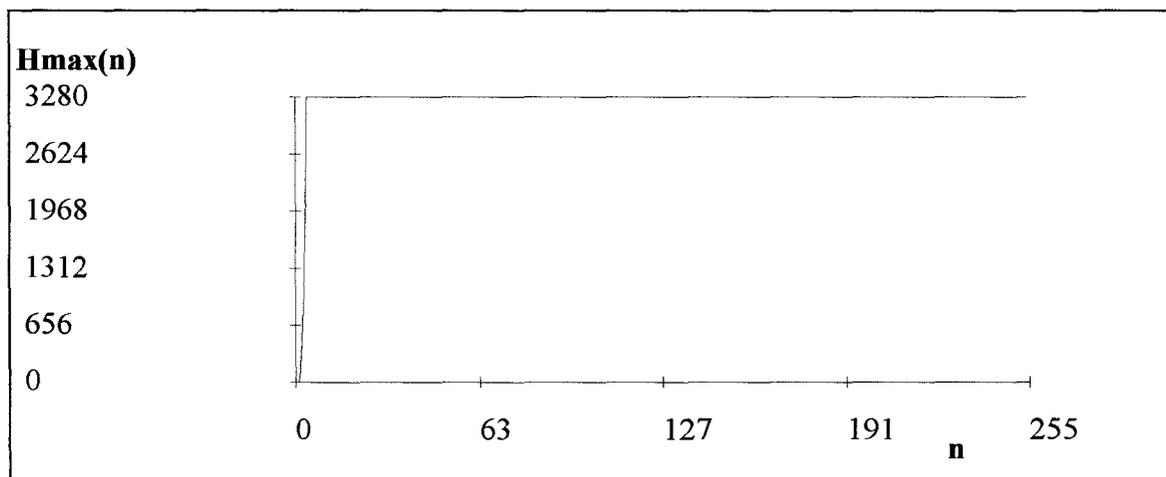


figure VI-7 : Histogramme $H_{max}(n)$.

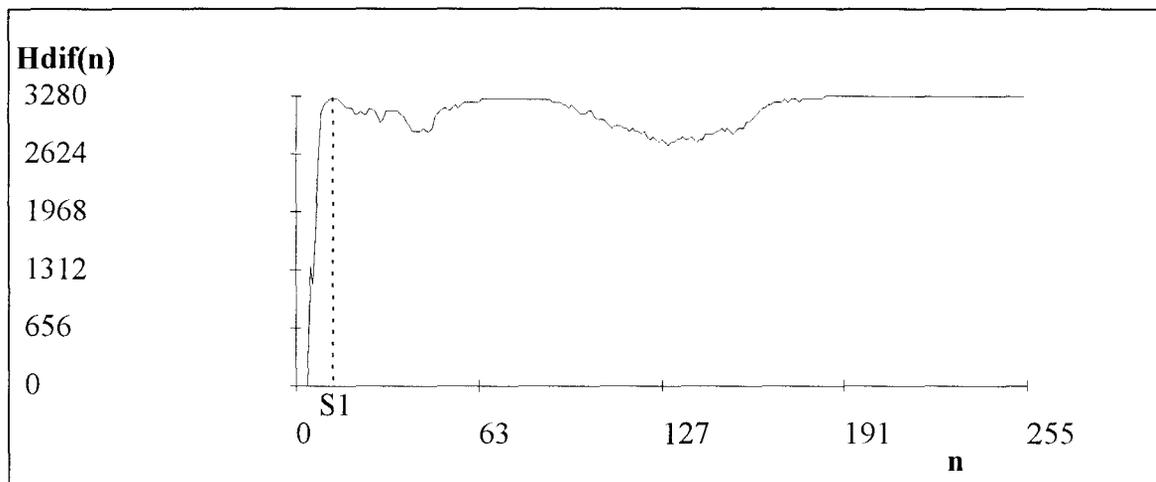


figure VI-8 : Hdif(n).

Par binarisation de l'image, avec le seuil $S1=14$ calculé à partir de l'histogramme de la figure VI-8, on obtient une image binaire représentant les pixels "noirs" (cf. figure VI-9).

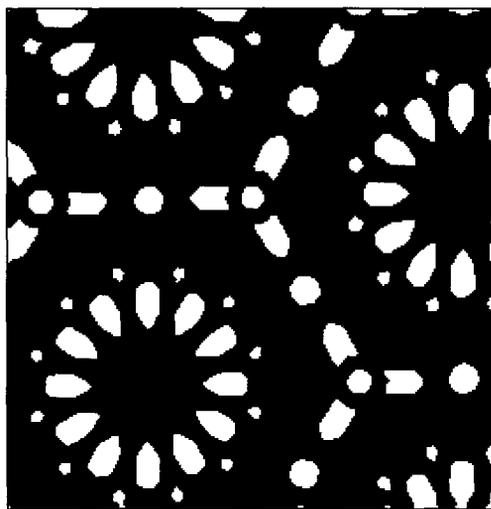


figure VI-9 : L'image des pixels "noirs".

L'interprétation de la saturation des pixels "noirs" posant des problèmes, nous supprimons ces pixels de l'image couleur avant d'en extraire les pixels "blancs" (cf. figure VI-10). Pour les besoins de la représentation, les pixels "noirs" et les pixels de transition qui ont été supprimés ont leurs composantes trichromatiques nulles dans l'image figure VI-10.

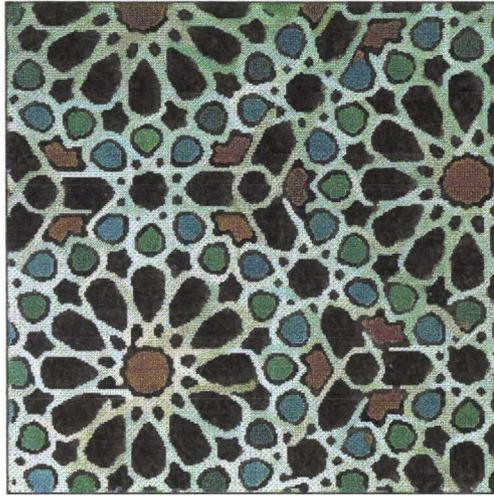


figure VI-10 : Image couleur sans les pixels "noirs" et sans les pixels de transition.

VI.2.5.Extraction des pixels "blancs".

L'extraction des pixels "blancs" est basée sur leur faible saturation. Nous calculons l'image saturation (cf. figure VI-11) de l'image couleur dont on a supprimé les zones de transition et les pixels "noirs" (cf. figure VI-10).

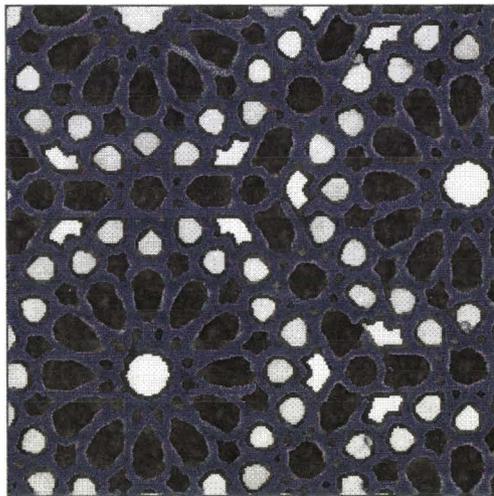


figure VI-11 : Image saturation de la figure VI-10.

Nous considérons que les pixels "blancs" constituent le mode le plus important de la distribution des valeurs de la saturation. De la même manière que précédemment, nous déterminons un seuil de binarisation S_2 afin d'extraire les pixels "blancs" recherchés.

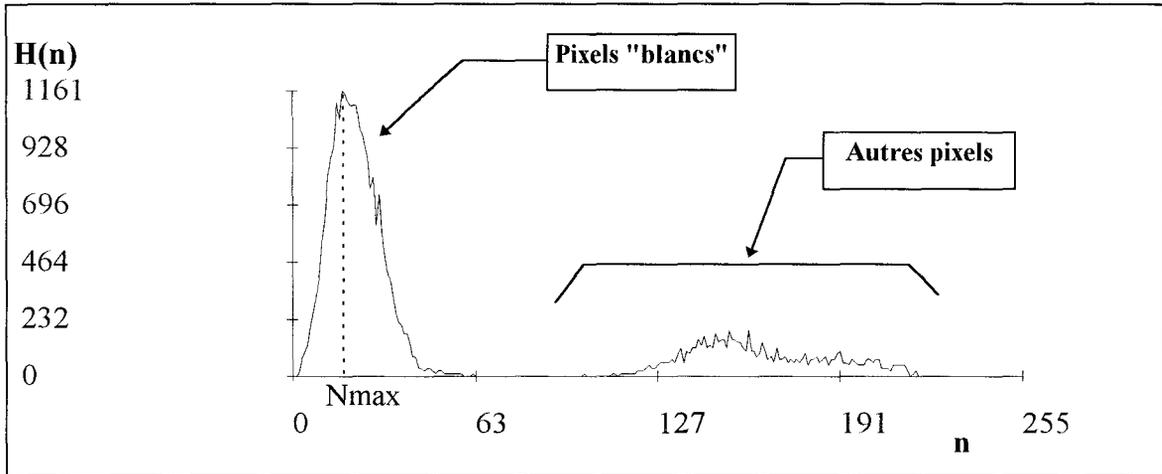
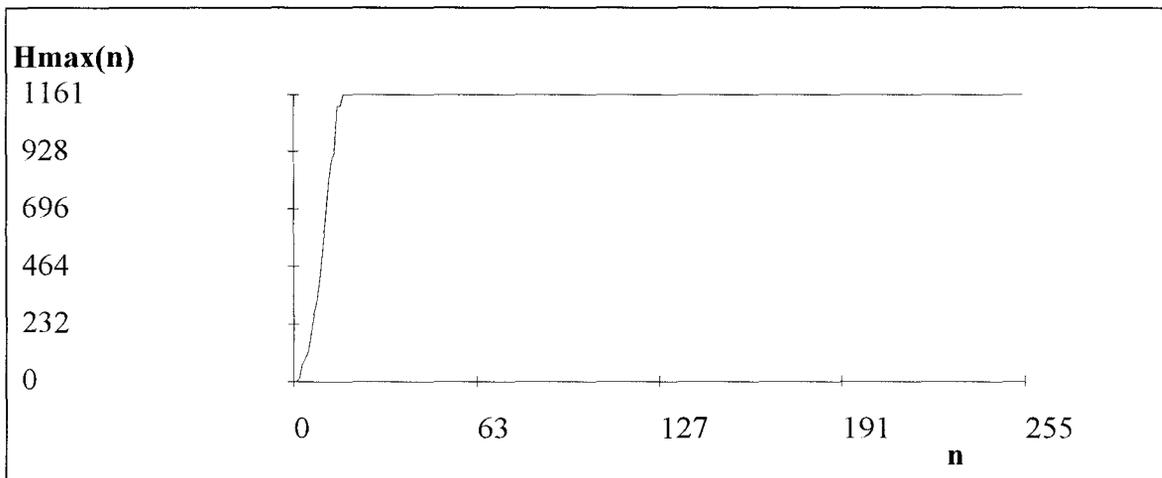
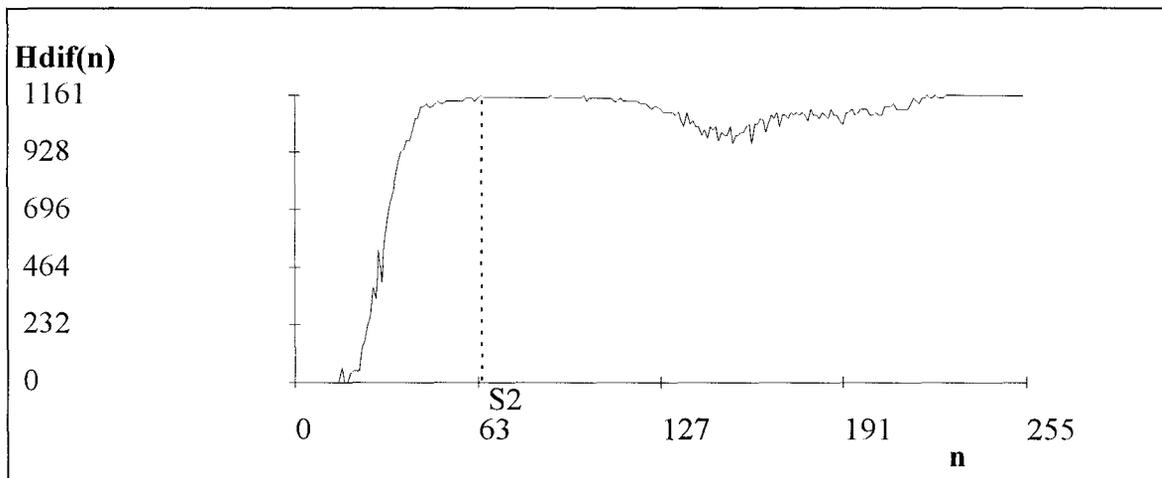


figure VI-12 : Histogramme de l'image saturation représentée figure VI-11.

figure VI-13 : $H_{\max}(n)$.figure VI-14 : $H_{\text{dif}}(n)$.

Par binarisation de l'image, avec un seuil $S_2=65$ calculé à partir de l'histogramme de la figure VI-14, on obtient une image binaire représentant les pixels "blancs" (cf. figure VI-15).

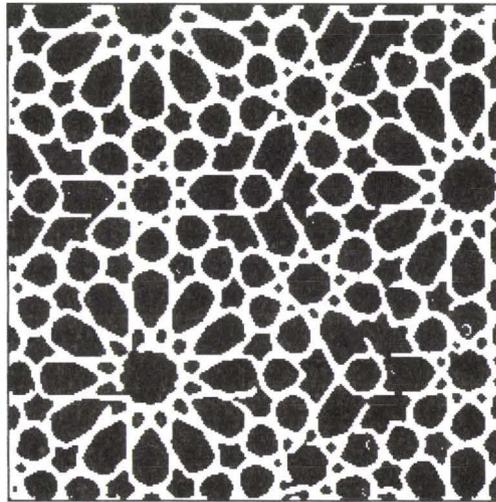


figure VI-15 : L'image des pixels "blancs".

Ayant trouvé les pixels "achromes", nous pouvons alors les masquer afin d'obtenir une image composée uniquement des pixels colorés (cf. figure VI-16). Dans cette image, pour les besoins de la visualisation, tous les pixels supprimés ont leurs composantes trichromatiques nulles.

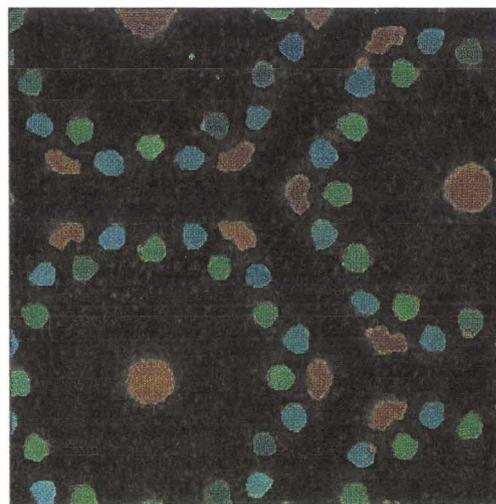


figure VI-16 : L'image des pixels colorés.

VI.3.Normalisation.

Les problèmes de la normalisation étant éliminés par l'extraction des pixels "achromes" et des pixels de transition, nous représentons l'image des pixels colorés de la figure VI-16 selon le système rvg normalisé afin de s'affranchir des écarts de luminance (cf. figure VI-17). Il

est à noter que les coordonnées rvb normalisées ne sont calculées que pour les pixels colorés.

Les pixels supprimés gardent leurs composantes trichromatiques nulles.

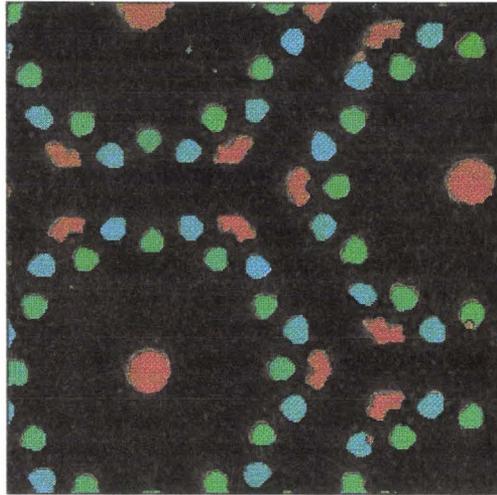


figure VI-17 : L'image des pixels colorés en rvb normalisé.

Nous pouvons vérifier d'après les images de la figure VI-16 et de la figure VI-17 que les différences de composantes trichromatiques entre des pixels colorés appartenant à une même classe sont dues à des écarts de luminance. Les composantes rvb normalisées, notées rvb, sont calculées à partir des composantes R, V, et B de la manière suivante :

$$r = R / (R + V + B) \qquad v = V / (R + V + B) \qquad b = B / (R + V + B)$$

Les composantes normalisées r, v, et b sont comprises entre 0 et 1. Nous les multiplions par 255 afin d'obtenir les composantes r', v', et b' codées entre 0 et 255. Par exemple : R=35,

$$V=16, B=5, \text{ alors } r' = r \times 255 = \frac{35}{35+16+5} \times 255.$$

	Système RVB	Système rvb normalisé
Pixel rouge foncé	R=35 V=16 B=5	r'=159 v'=72 b'=22
Pixel rouge clair	R=68 V=33 B=6	r'=160 v'=77 b'=16
Pixel vert foncé	R=7 V= 31 B=26	r'=27 v'=123 b'=103
Pixel vert clair	R=28 V=79 B=71	r'=40 v'=113 b'=101

tableau VI-1 : Couleur de pixels dans les systèmes RVB et rvb normalisé.

D'après l'exemple donné par le tableau VI-1, deux pixels appartenant à la même classe de couleur peuvent avoir des coordonnées très différentes dans le système RVB, et des coordonnées proches dans le système rvb normalisé.

VI.4. Classification des pixels colorés.

Les pixels "achromes" et les pixels de transition étant extraits, nous nous attachons à classer de manière interactive les pixels colorés à partir de l'image de mosaïque en couleurs rvb normalisées, en utilisant le logiciel MAP présenté au chapitre IV. Dans le cas présent, MAP ne permet pas de mieux représenter les nuages de points que la visualisation du plan de chromaticité rv (cf. Figure VI-18), car les données sont situées dans un même plan. Nous utilisons ce logiciel car de par sa convivialité, il nous permet d'effectuer aisément une classification.

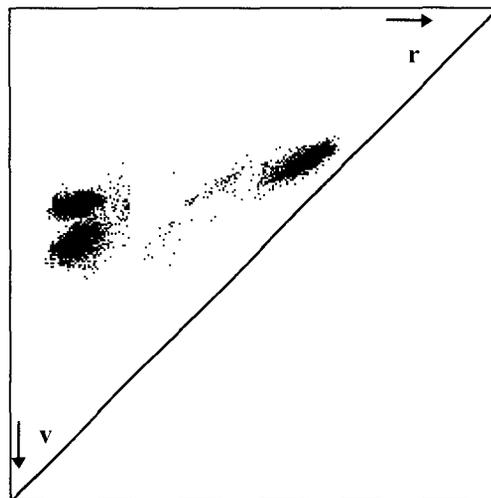


Figure VI-18 : Représentation rv de figure VI-17.

VI.4.1. Les pixels colorés.

D'après la figure VI-19, nous constatons qu'il existe un plan de projection selon lequel les pixels colorés forment trois classes qui sont bien séparées. On retrouve très bien la même disposition des nuages que dans le plan de chromaticité (cf. Figure VI-18). Chaque classe

présente une forte densité et une faible dispersion. La classification ne pose donc aucun problème. Nous pouvons alors classer les pixels de manière interactive avec le logiciel MAP.

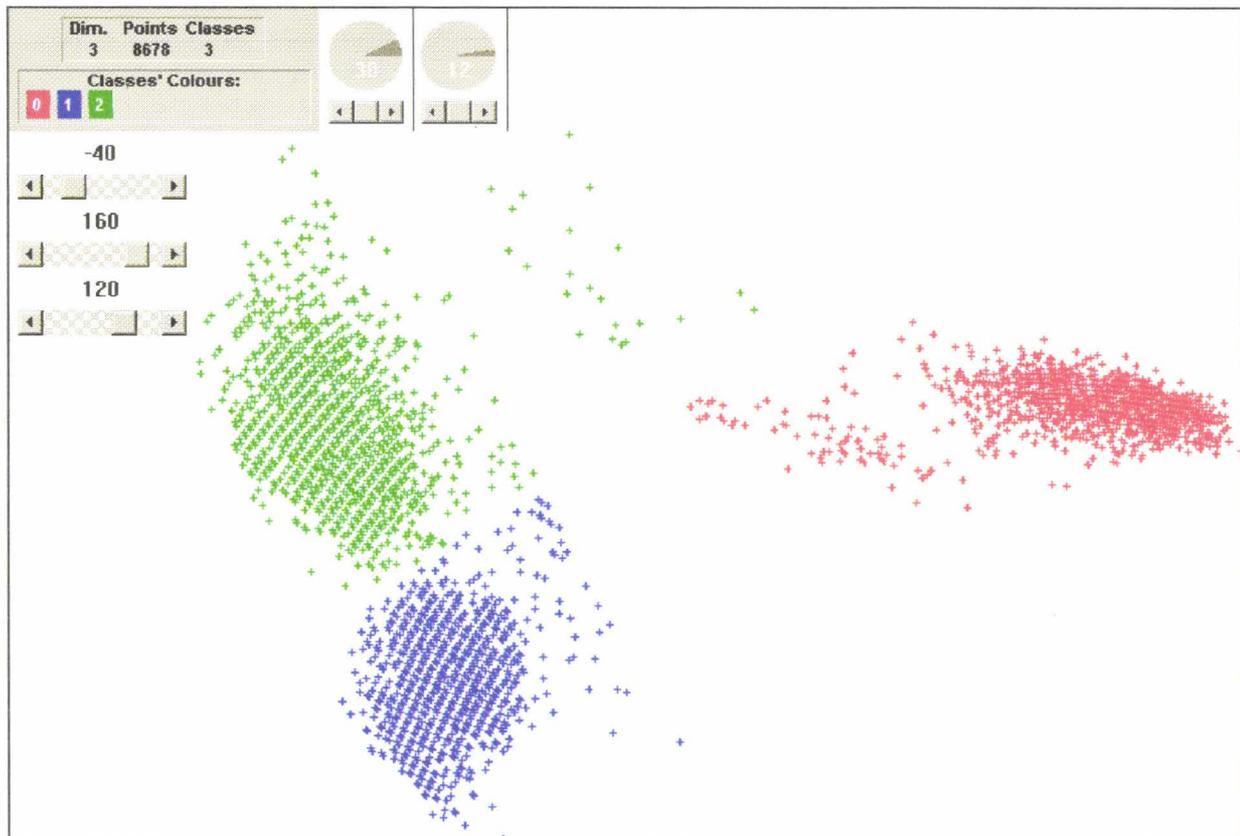


figure VI-19 : Classification des pixels colorés.

Après classification, nous construisons une image, où chaque pixel classé parmi une des classes couleur est matérialisé par une couleur correspondant à cette classe (cf. figure VI-20).

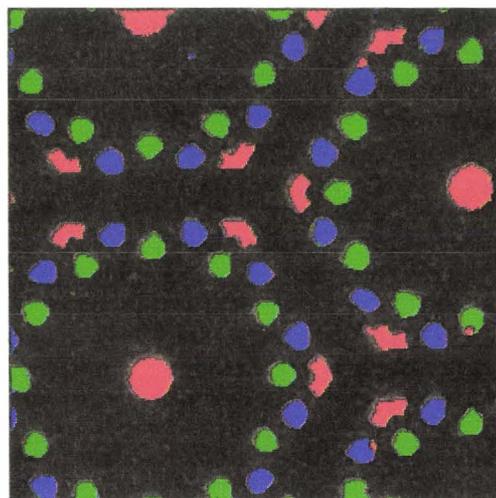


figure VI-20 : Image des pixels colorés classés.

VI.4.2.L'ensemble des classes.

Chacun des pixels est maintenant assigné à l'une des classes. Nous pouvons construire une image représentant l'ensemble des six classes en présence (cf. figure VI-21b). Trois classes correspondent aux pixels colorés rouges, verts et bleus, deux autres aux pixels "noirs" et "blancs". La dernière classe, représentée en gris, contient les pixels de transition entre les différentes régions homogènes. Ces pixels devront par la suite être affectés à l'une des cinq autres classes.

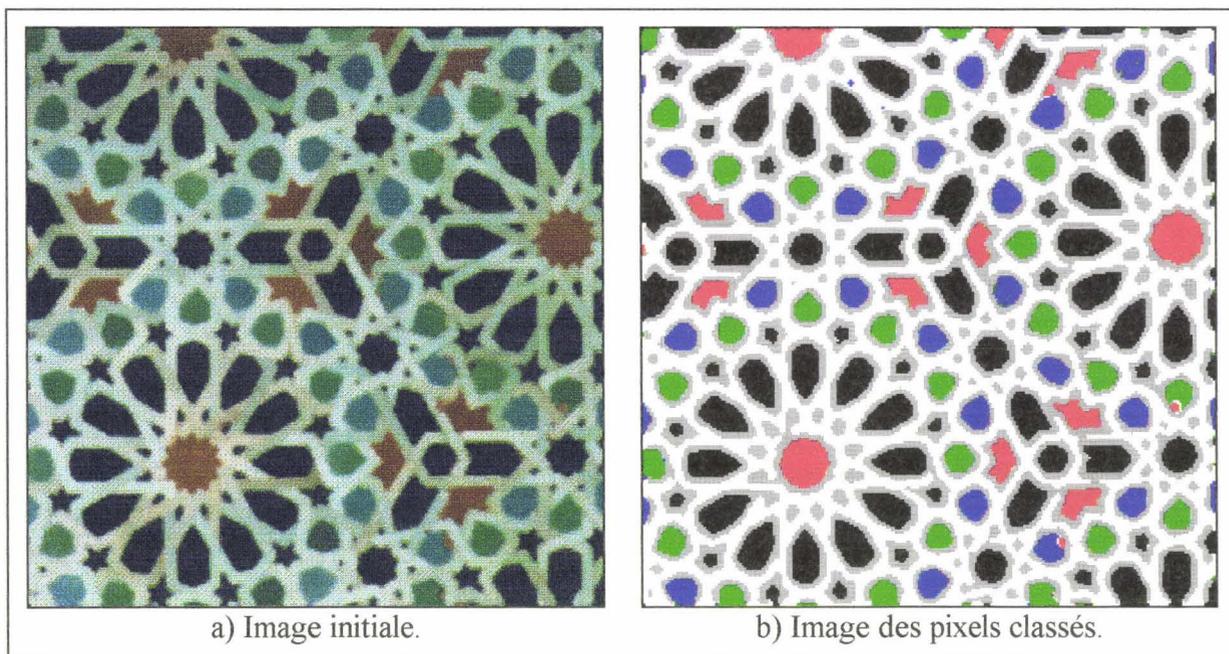


figure VI-21 : Image des pixels classés.

En comparant la figure VI-21a à la figure VI-21b, nous vérifions que les pixels de l'image initiale sont correctement classés. Néanmoins, on remarque que les pixels représentant les pièces "noires" de très petite taille sont classés parmi les pixels de transition. Pour résoudre ce problème, nous proposons d'augmenter la résolution de l'image afin de disposer d'un nombre plus important de pixels représentant ces pièces.

VI.5. Conclusion.

Cette méthode a été conçue pour classer les pixels d'une image de mosaïque, mais peut être étendue à d'autres images couleur [ULT 95]. Elle peut être entièrement automatique en utilisant une méthode de classification automatique adaptée [DUD 73].

Nous rappelons brièvement l'ensemble des étapes nécessaires pour aboutir à cette classification des pixels (cf. figure VI-22).

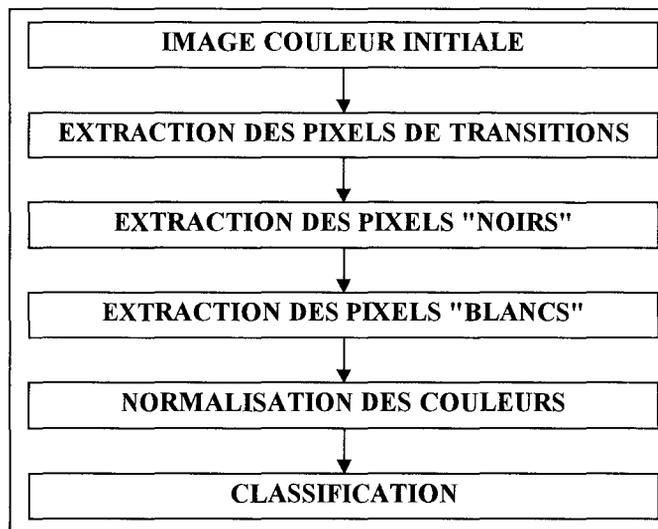


figure VI-22 : Les différentes étapes de la méthode.

Toutefois, deux étapes sont encore à effectuer avant que l'analyse de l'image soit réellement terminée. Une des classes correspond aux pixels de transition qui ont été extraits. La première étape consiste à reclasser ces pixels dans les cinq autres classes en fonction de leur couleur initiale et de leur environnement. Nous présentons une solution à ce problème dans le chapitre suivant. Ensuite, une analyse de connexité doit être effectuée afin d'obtenir une image constituée des différentes régions homogènes.

VI.6. Bibliographie.

[DUD 73] R. O. DUDA and P. E. HART, "Pattern classification and scene analysis." Wiley, New York, 1973.

- [NAC 90] T. NACER, "Segmentation des images microscopiques." Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, 1990.
- [ULT 95] V. ULTRE, F. ESSON, H. DELEPLANQUE, "Prétraitements des images couleur en vue de la segmentation par classification des pixels. Application à l'analyse d'images de mosaïques." Mediterranean Conf. Electronics and Automatic. Grenoble, pp. 73-78, September 13-15, 1995.

CHAPITRE VII

RECONSTRUCTION DES RÉGIONS À PARTIR DES CLASSES DE PIXELS

VII.Reconstruction des régions à partir des classes **de pixels.**

Dans le chapitre VI, nous avons exposé une méthode permettant d'obtenir une image où chaque pixel a été classé selon ses composantes trichromatiques. Mais, les pixels considérés comme des pixels de transition entre deux régions homogènes ont dû être éliminés. Ils n'ont pas été assignés aux classes de couleur. Il semble important de parvenir à les affecter à une région, ceci afin que chaque pixel de l'image initiale appartienne à une région homogène de l'image.

Dans notre cas, et d'après les contraintes de l'application, à savoir le découpage par jet d'eau haute pression des pièces de la mosaïque, il est nécessaire d'isoler les pièces les unes par rapport aux autres. Pour atteindre cet objectif, l'image résultat du traitement doit être segmentée en plusieurs régions homogènes, où chaque région représente une pièce de la mosaïque.

Luong, dans une présentation des travaux actuels sur la couleur, a relevé qu'il n'existe aucune méthode de localisation des contours à partir d'une image couleur [LUO 91]. Nous proposons alors une méthode originale qui consiste à affecter les pixels de transition entre des régions homogènes en fonction de leurs composantes trichromatiques et de leur environnement.

La segmentation finale se déroule en deux parties. Dans la première partie, nous proposons une méthode d'analyse de connexité. Cette analyse de connexité est effectuée à partir de l'image des pixels classés obtenue à la fin du chapitre précédent. Le but est de définir non plus des classes de couleur, mais des régions homogènes, où chaque pixel aura pour

composantes R, V et B les composantes moyennes de la région à laquelle il appartient. Puis dans la deuxième partie, à partir de l'image des régions constituées, nous étudions comment affecter les pixels de transition aux différentes régions homogènes de l'image.

Ainsi, nous obtenons une image segmentée en régions homogènes individualisées. Nous présentons des résultats sur des images de mosaïque dans la troisième partie de ce chapitre.

VII.1.Méthode d'analyse de connexité.

De nombreux travaux traitent de l'analyse de connexité sur des images en niveaux de gris ou sur des images binaires. Ils utilisent la notion de segments afin de reconstruire les régions [DUF 90] [DAZ 87] [MAC 93]. Nous reprenons ces algorithmes et les généralisons à l'analyse d'images couleur.

Pour décrire notre méthode, il est important de définir un certain nombre de termes :

- Segment S_i : l'ensemble des pixels voisins d'une même ligne et de mêmes composantes trichromatiques. Les caractéristiques du segment sont {le numéro de la ligne : y , le début du segment : x_{min} , la fin du segment : x_{max} , ses composantes trichromatiques : R, V, B}.
- Connexité entre deux segments : deux segments S_i et S_j sont connexes s'ils ont les mêmes composantes trichromatiques et s'ils respectent une des configurations géométriques suivante :

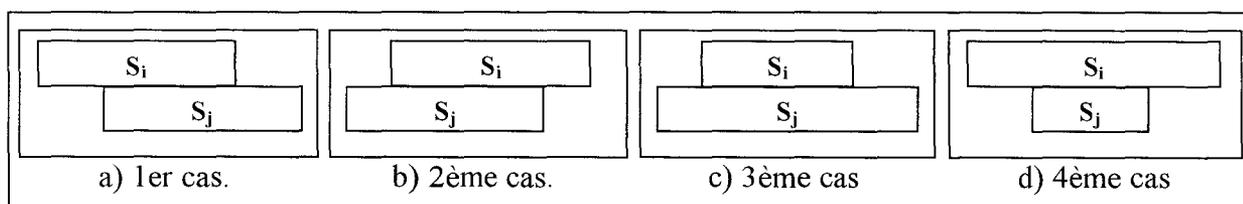


figure VII-1 : Connexité entre deux segments.

- Région X_i : un ensemble des segments connexes.
- Etiquette : numéro affecté à un segment.

- Table de fusion : définit les liens entre les étiquettes lors de la fusion entre différents segments. L'initialisation de la table se fait en définissant le lien de chaque étiquette avec elle-même.
- Table de coloriage : table permettant le regroupement en régions des segments connexes déterminés lors de la deuxième phase de l'algorithme.

La méthode utilisée possède l'avantage de ne demander que deux balayages de l'image. Lors du premier balayage de l'image, on effectue les opérations suivantes pour chaque ligne :

- Détermination des segments de la ligne courante.
- Analyse de la connexité des segments de la ligne courante avec les segments de la ligne précédente. Si un segment de la ligne courante n'est connexe à aucun segment de la ligne précédente, on lui affecte une nouvelle étiquette, et on incrémente le nombre d'étiquettes. Si le segment est connexe à un seul autre segment de la ligne précédente, on lui affecte l'étiquette de ce segment. Si le segment de la ligne courante est connexe à plusieurs segments de la ligne précédente, c'est-à-dire qu'il fusionne plusieurs segments, alors on lui affecte la plus petite étiquette (c'est-à-dire de numéro le plus faible) des segments de la ligne précédente et on définit le ou les lien(s) dans la table de fusion entre les étiquettes des segments connexes. La figure VII-2 illustre la fusion des segments S_1 et S_3 par l'intermédiaire du segment S_4 . Dans la table de fusion, on établit le lien entre les étiquettes 1 et 3.

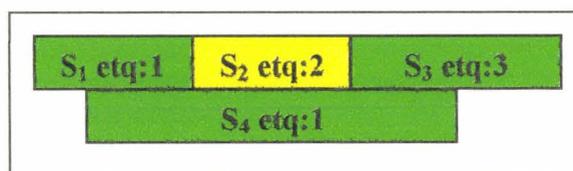


figure VII-2 : Exemple de fusion de segments.

Le premier balayage de l'image terminé, on définit la table de coloriage à partir de la table de fusion. On recherche, pour chaque étiquette, quelle est l'étiquette la plus petite avec

laquelle elle est liée. Voici un exemple de construction de la table de coloriage à partir de la table de fusion donnée par le tableau VII-1.

n° étiqu.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Lien	1	2	1	1	2	4	3	5	6	5	8	10

tableau VII-1

Prenons le cas de l'étiquette n°12. Elle est liée à l'étiquette n°10, elle même liée à l'étiquette n°5. On poursuit la recherche jusqu'à ce que l'étiquette et le lien ont le même numéro.

$$12 \rightarrow 10 \rightarrow 5 \rightarrow 2 \rightarrow 2.$$

Dans la table de coloriage, on indiquera que l'étiquette la plus petite avec laquelle est liée l'étiquette n°12, est l'étiquette n°2 (cf. tableau VII-2). Dans cet exemple, il existe deux régions homogènes.

n° étiqu.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Lien	1	2	1	1	2	1	1	2	1	2	2	2

tableau VII-2

Le deuxième balayage de l'image est la phase de coloriage. On réétiquette les segments à partir de la table de coloriage. A ce stade, l'ensemble des segments possédant la même étiquette forme une région homogène.

Suite à cette analyse de connexité, nous calculons les composantes trichromatiques moyennes (mR_{X_i} , mV_{X_i} , mB_{X_i}) de chaque région X_i à partir de l'image couleur initiale. Puis, nous créons une image où chaque pixel a pour composantes trichromatiques, les composantes trichromatiques moyennes (mR_{X_i} , mV_{X_i} , mB_{X_i}) de la région X_i à laquelle il appartient.

Pour valider cet algorithme, nous l'appliquons à l'image de mosaïque. L'image de départ utilisée pour l'analyse de connexité correspond à l'image constituée des pixels classés selon la méthode proposée au chapitre V (cf. figure VII-3). A la fin de la deuxième phase de l'analyse de connexité, l'ensemble des segments avec la même étiquette forme une région homogène. Il

est possible de calculer, pour chaque région, les composantes trichromatiques moyennes à partir de l'image initiale (cf. figure VII-4). On affecte ensuite, à chaque pixel, les composantes trichromatiques moyennes de la région à laquelle il appartient (cf. figure VII-5).

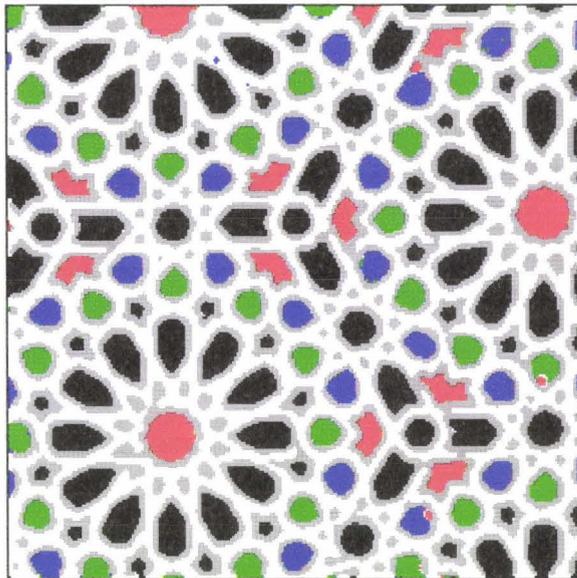


figure VII-3 : Image des pixels classés.

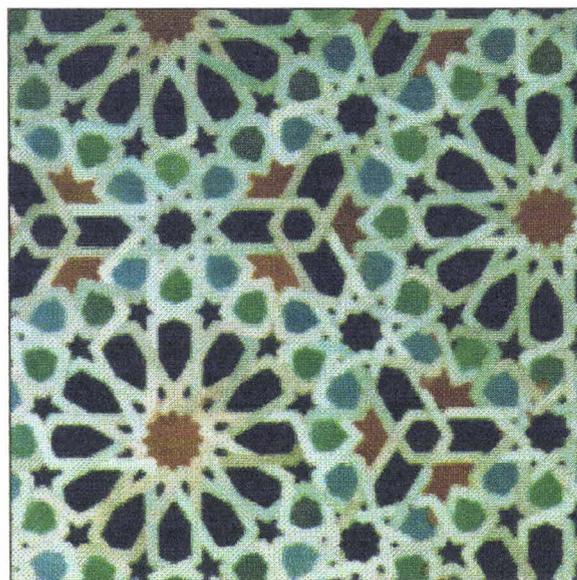


figure VII-4 : Image initiale.

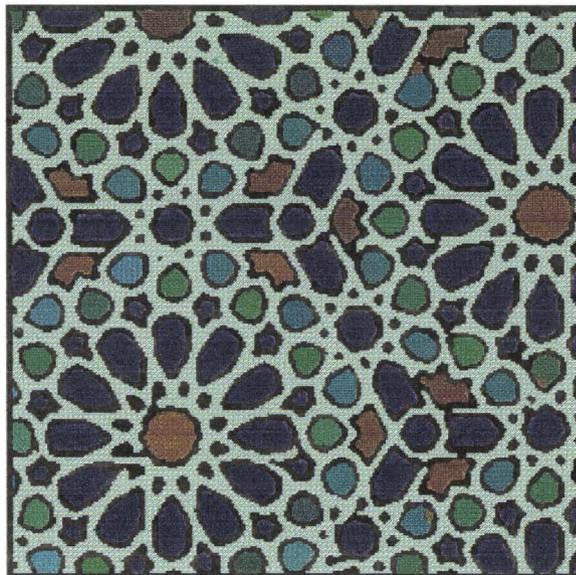


figure VII-5 : Image des régions homogènes.

VII.2. Affectation des pixels de transition aux régions.

VII.2.1. Définition du problème.

Nous disposons d'une image du type de celle de la figure VII-5 dans laquelle les pixels forment des régions homogènes. Les pixels de transition ont été supprimés dès le début de la procédure (cf. chapitre V.1.). Il s'agit maintenant de les affecter aux différentes régions en fonction de leurs composantes trichromatiques et de leur environnement.

Étudions deux cas pour illustrer la problématique de l'affectation d'un pixel de transition à une région homogène.

La figure VII-6 présente le cas de pixels situés entre deux régions homogènes. Un pixel de transition entre la région "blanche" et la région "noire" peut avoir comme composante dominante le vert. Il ne faut pas pour autant l'affecter à une région verte même si ses composantes trichromatiques sont proches des composantes trichromatiques d'une région verte. Ce pixel sera affecté soit à la région "noire", soit à la région "blanche". L'affectation d'un pixel de transition dépend à la fois de ses composantes trichromatiques et de son environnement.

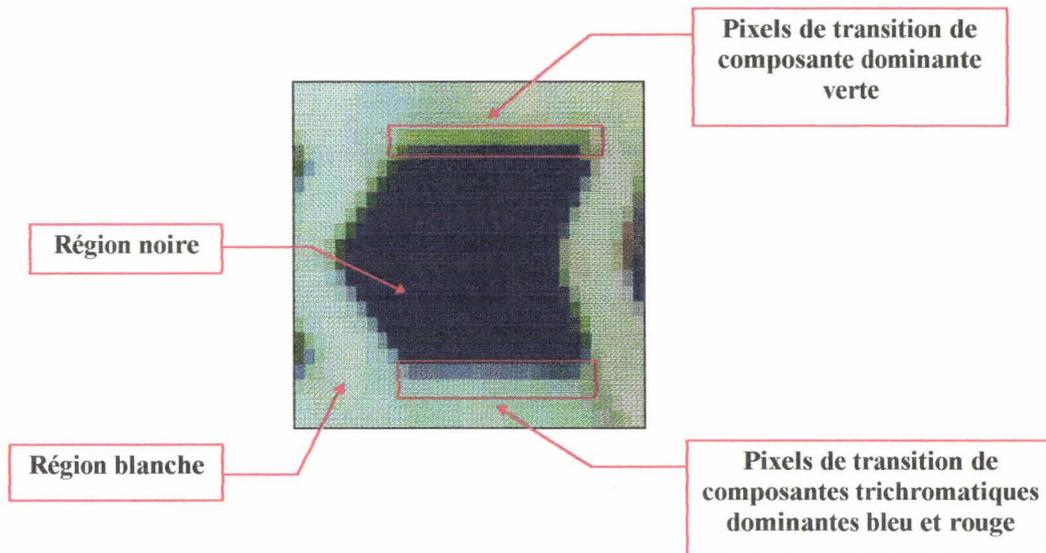


figure VII-6 : Etude de la couleur des pixels de transition.

Un pixel situé dans la zone de transition n'est pas forcément entre deux régions homogènes, comme l'indique la figure VII-7. Le pixel indiqué par la flèche peut être affecté à l'une des régions bleue, rouge ou blanche.

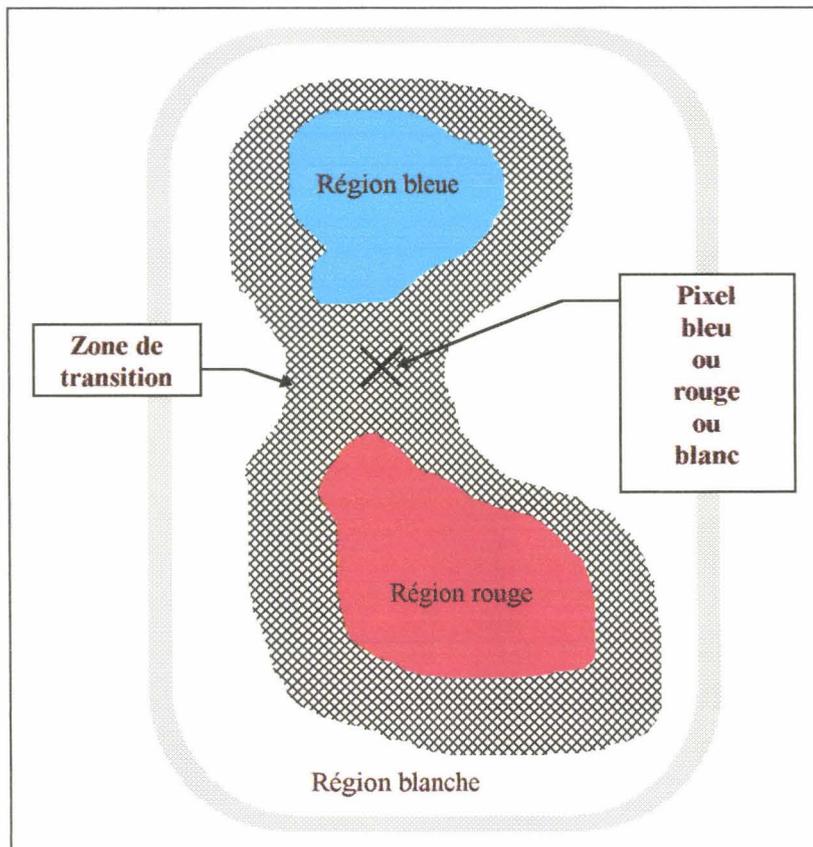


figure VII-7 : Etude de l'environnement des pixels de transition.

Nous proposons une première solution. On dit que deux pixels a et b de transition sont connexes, s'il est possible d'établir un chemin constitué de pixels de transition voisins entre les deux pixels a et b. Un ensemble de pixels de transition est connexe à une région si au moins un pixel de transition est voisin avec un pixel de la région. La solution peut être d'affecter un pixel de transition uniquement aux régions connexes à ce pixel. Dans l'exemple illustré par la figure VII-7, le pixel de transition étudié ne pourrait être affecté qu'aux régions bleue, rouge ou blanche, car seules ces régions sont connexes au pixel. Mais dans le cas de la mire (cf. figure VII-8), toutes les régions sont connexes à l'ensemble des pixels de transition. Dans ce cas, cette solution n'est pas applicable.

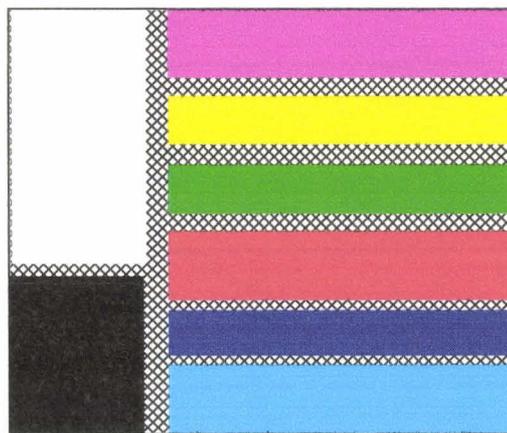


figure VII-8 : Région homogènes et pixels de transition dans une mire.

Nous proposons d'employer la notion de distance entre le pixel de transition à affecter et les régions homogènes voisines. Plusieurs problèmes se posent. D'une part, comment calculer la distance entre un pixel de transition et une région homogène ? D'autre part, à partir de quelle distance un pixel étudié est considéré comme étant trop éloigné d'une région pour qu'il ne puisse plus faire partie de cette région ?

VII.2.2. Affectation d'un pixel de transition à une région.

Les étapes successives de la méthode proposée sont :

- Balayage de l'image par une fenêtre 5*5. Le pixel de transition P à affecter se situe au centre de la fenêtre.

- Recherche de l'ensemble RH des différentes régions homogènes RH_i présentes dans la fenêtre (si l'ensemble des pixels de la fenêtre sont des pixels de transition, on passe au pixel suivant).

$$RH = \{RH_1, \dots, RH_n\}$$

équation VII-1

- Calcul des différentes distances euclidiennes, entre les composantes trichromatiques du pixel étudié (au centre de la fenêtre) et les composantes trichromatiques moyennes des régions homogènes RH_i . Soit un point P de composantes trichromatiques $\{R_p; V_p; B_p\}$ et une région RH_i de composantes trichromatiques moyennes $\{R_i; V_i; B_i\}$. La distance euclidienne couleur $d(P, RH_i)$ est définie par l'équation suivante :

$$d(P, RH_i) = (R_p - R_i)^2 + (V_p - V_i)^2 + (B_p - B_i)^2$$

équation VII-2

- Affectation au pixel étudié P de la couleur dont la distance $d(P, RH_i)$ précédemment calculée est la plus faible.

$$\text{Soit } RH_i \text{ tel que } d(P, RH_i) = \text{Min}_{k=1}^n (d(P, RH_k))$$

$$R_p = R_i, \quad V_p = V_i, \quad B_p = B_i$$

équation VII-3

- Itération de la méthode jusqu'à ce que l'ensemble des pixels de transition soit traité.

Cette méthode permet d'éviter de calculer les distances spatiales entre le pixel étudié et les régions voisines. Seules les régions présentes dans la fenêtre 5*5 jouent un rôle dans le choix d'affectation du pixel étudié (cf. figure VII-9).

Le choix de la taille 5*5 de la fenêtre réside dans le fait qu'elle permet d'apporter suffisamment d'information sur l'environnement (contrairement à une fenêtre de taille 3*3) et nécessite moins de calculs qu'une taille 7*7.

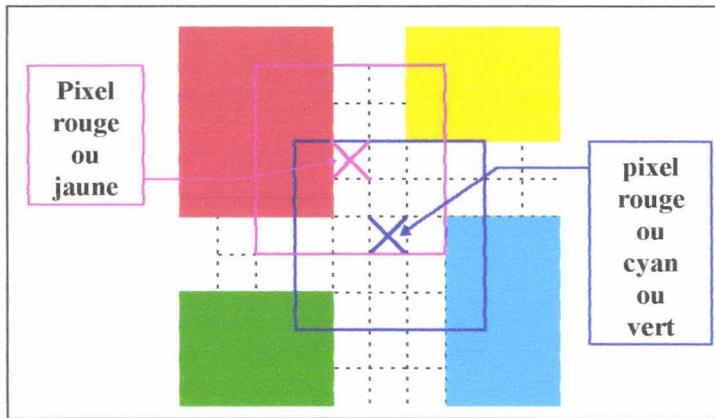


figure VII-9 : Exemple d'affectation.

VII.3.Résultats

La méthode d'analyse de connexité précédemment expliquée pour une image des pixels classés, nous permet de déterminer les régions homogènes. La connaissance des régions permet d'affecter les pixels de transition aux différentes régions et ainsi d'obtenir l'image finale segmentée (cf. figure VII-10). Les pièces sont bien définies, mais il faut néanmoins noter la disparition des régions de très petites tailles qui sont entièrement masquées par l'opération de suppression des pixels de transition. Dès lors, elles ne peuvent être reconstruites.

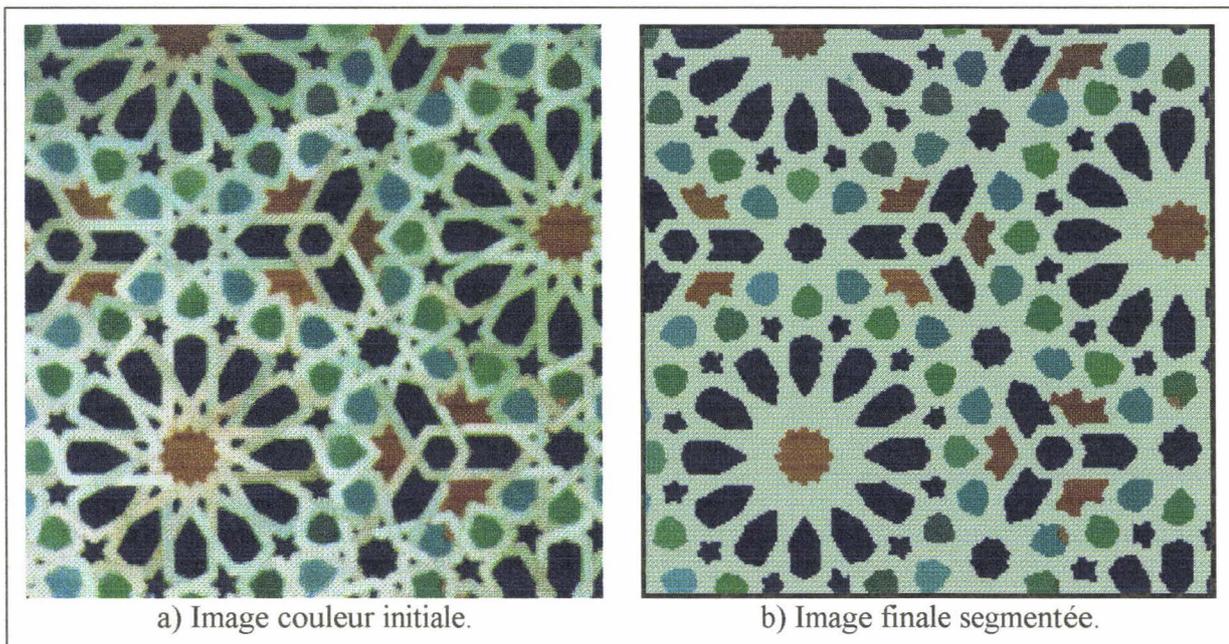


figure VII-10 : Segmentation finale.

Il est difficile de quantifier le taux d'erreurs de la méthode que nous avons présentée. Nous nous proposons de nous focaliser sur certaines zones de l'image difficiles à segmenter (cf. tableau VII-3).

Il est à noter que ces zones difficiles à segmenter correspondent à des parties détériorées de la mosaïques. La présence de pixels considérés comme étant "blancs" entre les deux régions de pixels colorés perturbe la segmentation.

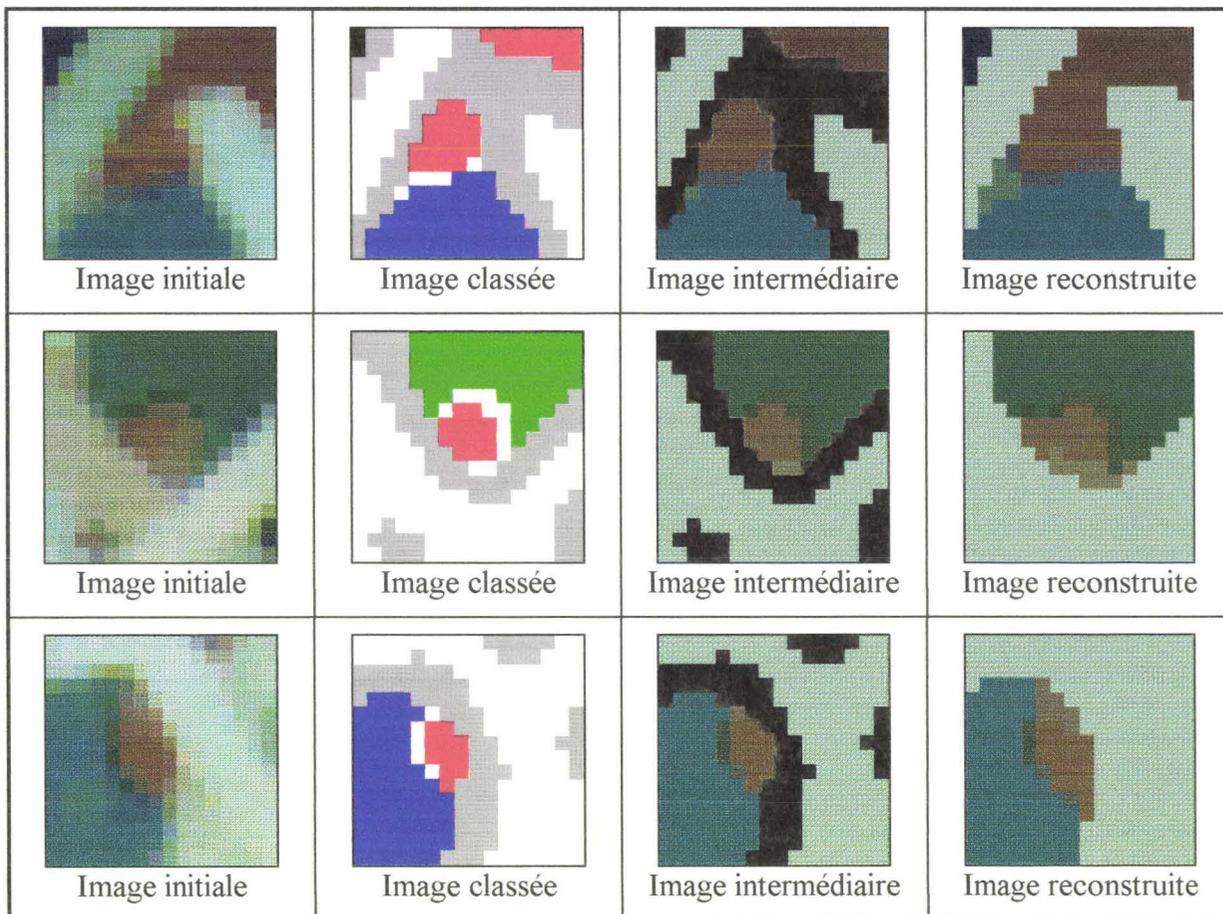


tableau VII-3

Nous présentons d'autres résultats à partir d'une autre image de mosaïque (cf. figure VII-11). Les images suivantes correspondent respectivement à l'image initiale, l'image des contours, l'image des pixels "noirs", l'image des pixels "blancs", l'image des pixels colorés dans le système rvg normalisé, l'image classée, l'image après analyse de connexité, et l'image finale segmentée.

Toutes les pièces sont parfaitement individualisées, car chacune d'elles est composée d'un nombre suffisant de pixels. De part la mauvaise qualité de l'image initiale, seulement quelques

pixels sont mal classés par notre méthode. En observant cette image, on s'aperçoit qu'il est difficile d'affecter à chacune des pièces une couleur. En effet, les certaines pièces vertes et "noires" sont difficilement discernables, de part la mauvaise qualité de l'image.



figure VII-11 : Image initiale.

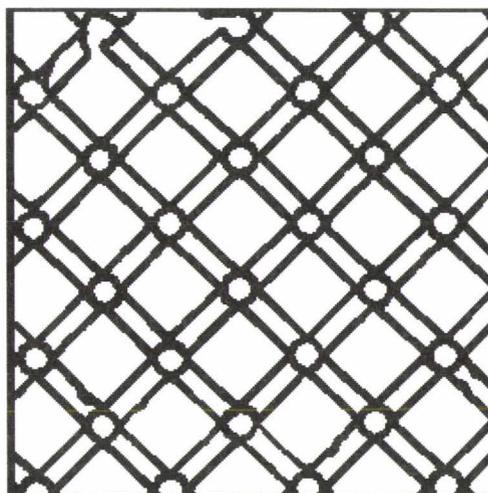


figure VII-12 : Image des contours.

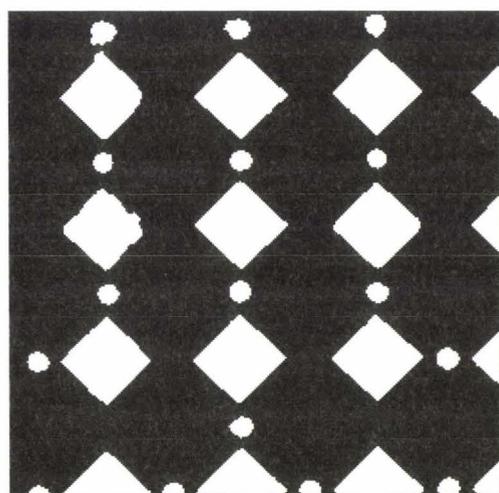


figure VII-13 :Image des pixels "noirs".

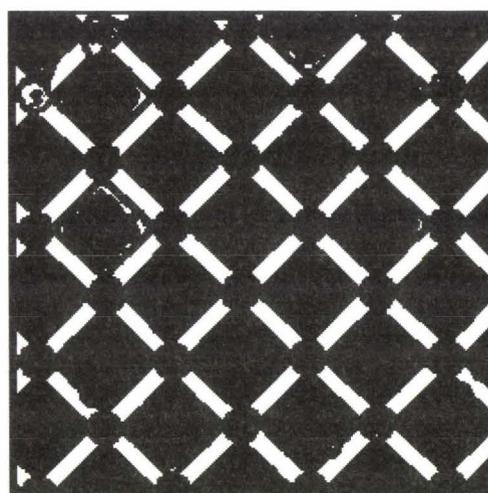


figure VII-14 : Image des pixels "blancs".



figure VII-15 : Images de pixels colorés en couleurs normalisées.

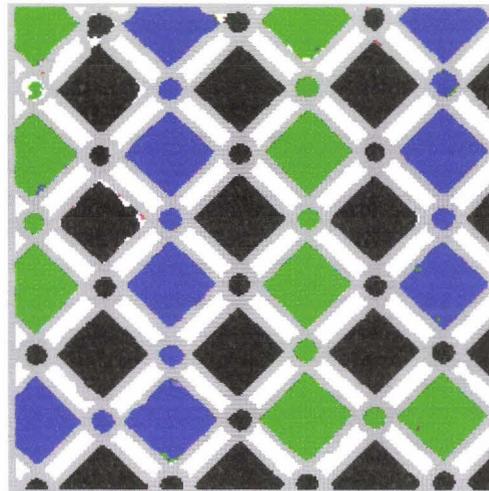


figure VII-16 : Image des pixels classés.

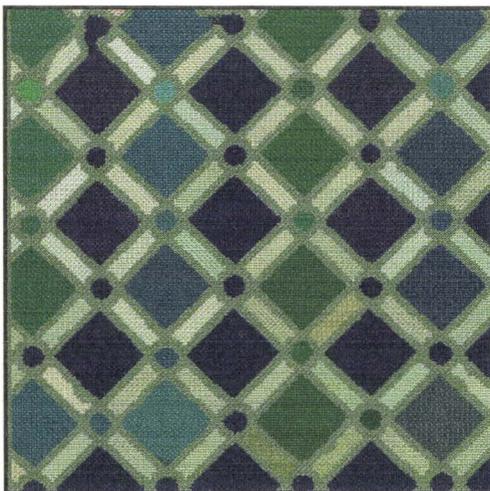


figure VII-17 : Image après analyse de connexité.



figure VII-18 : Image finale segmentée.

VII.4.Conclusion.

De nombreux traitements ont dus être utilisés afin de segmenter le mieux possible l'image de mosaïque : Gradient couleur ; Relaxation ; Utilisation de divers systèmes de représentation des couleurs ; Seuillage adaptatif d'histogramme ; Classification interactive ; Analyse de connexité ; Affectation des pixels de transition aux régions. On obtient finalement des résultats très satisfaisants, les pièces sont à la fois bien extraites et elles sont correctement classées en fonction de leurs composantes trichromatiques.

VII.5. Bibliographie

- [DAZ 87] J.P. DAZELLE, "Contribution à la conception d'un système de vision pour le contrôle de matériaux continus en défilement. Application à l'optimisation de la découpe en temps réel de bandes de bois contenant des défauts." Thèse de docteur-ingénieur, Université de Caen, 29 Septembre 1987.
- [DUF 90] A. DUFLOT, "Le contrôle qualité dans la production de verres plans." Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, 1990.
- [LUO 91] Q.-T. LUONG "La couleur en vision par ordinateur : une revue." Traitement du Signal. Vol. 8, n° 1, 1991.
- [MAC 93] L. MACAIRE, "Inspection d'états de surfaces métalliques par vision linéaire. Application au contrôle qualité continu en sidérurgie." Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, 20 Janvier 1993.

CONCLUSION

CONCLUSION

Dans ce travail, nous nous sommes attachés à la segmentation d'images en couleur de mosaïques de l'art hispano-mauresque de la ville de Fés au Maroc. Cette thèse est la première phase d'un projet ambitieux de reconstitution ces décors muraux par découpe haute pression de carreaux de céramiques.

Dans le premier chapitre de ce mémoire, nous avons exposé les notions fondamentales nécessaires pour comprendre ce qu'est physiquement la couleur, expliquer la manière dont nous la percevons et comment la représenter mathématiquement. Le deuxième chapitre est consacré à la présentation de la chaîne d'acquisition des images mises à notre disposition, à savoir les différentes phases séparant la prise de vue photographique de l'image numérisée de mosaïque. Dans ce chapitre, nous avons montré, par des exemples, comment les réglages des paramètres d'acquisition influent sur la qualité des images acquises. Dans le chapitre suivant, nous avons exposé les méthodes de segmentation couleur existantes. L'approche intuitive, qui consiste à classer les pixels d'une image en fonction de leurs composantes trichromatiques, ne donne pas de résultats satisfaisants pour des images d'apparence pourtant simple. Nous avons donc étudié la structure des nuages des points à classer en utilisant un logiciel interactif pouvant les visualiser. Le chapitre IV nous a ainsi permis d'identifier les problèmes à résoudre pour classer de manière satisfaisante les pixels en fonction de leurs composantes trichromatiques. Le problème de classification le plus important résultant de la présence de pixels de transition, situés aux frontières séparant les régions de couleur homogène, nous nous sommes attachés à éliminer temporairement ces pixels avant d'effectuer la classification. Mais, pour atteindre cet objectif, nous avons mis en évidence l'insuffisance des méthodes existantes

pour l'extraction des contours couleur. Nous proposons donc, au cinquième chapitre, une méthode originale basée sur les techniques de relaxation. Nous développons ensuite des méthodes pour résoudre les autres problèmes de classification associés à la présence des pixels "achromes". Le chapitre VI présente finalement une approche pour classer les pixels colorés qui débouche, dans le chapitre VII, sur la phase finale de segmentation en proposant une méthode d'analyse de connexité en couleur afin de former des régions homogènes. Une méthode d'affectation des pixels de transition qui ont été supprimés lors des précédents traitements, parachève la procédure. Nous donnons enfin des résultats prouvant l'intérêt de la méthode proposée pour l'analyse d'images de mosaïque.

Le type d'images utilisé bien que d'apparence simple pour l'homme, se révèle donc complexe à étudier et pose de nombreux problèmes de segmentation.

La segmentation des images de mosaïques en couleur, afin de déterminer l'ensemble des pièces pour les reproduire par découpe jet d'eau haute pression, constitue une excellente application. Malgré l'usure du temps, les différents éléments des mosaïques murales devront être parfaitement individualisés en vue de leur reproduction.

L'idée sous-jacente à cette thèse est d'effectuer la découpe de pièces de mosaïque de manière industrielle par jet d'eau haute pression. Ce moyen de découpe permettra de lier productivité et précision. Le principe de la découpe par jet d'eau haute pression est basé sur l'érosion de la matière. Notre travail apporte une première contribution à ce projet ambitieux. Il a consisté à étudier l'apport de l'analyse d'image couleur pour la reproduction de mosaïque. L'objectif du travail à venir sera de déterminer précisément la géométrie de chaque pièce composant la mosaïque par vision artificielle, afin d'envoyer ultérieurement à une commande numérique les informations utiles pour la découpe des pièces à partir de carreaux de couleur de la couleur désirée.



Au cours des différents traitements utilisés dans cette thèse, il nous est apparu que certains aspects pouvaient être améliorés.

L'amélioration de la qualité de l'image numérisée ne pourra que contribuer à une meilleure efficacité des algorithmes que nous avons proposés dans cette thèse. Plus précisément, dans le cadre de ce projet, il nous semblerait judicieux de supprimer certaines étapes de la chaîne d'acquisition d'une image de mosaïque. L'acquisition d'une image couleur numérisée sur le site archéologique serait la meilleure solution, de telle sorte que tous les paramètres d'acquisition pourraient être maîtrisés, en particulier au niveau de la balance des blancs et au niveau des transformations géométriques.

Ensuite, lors de la phase de classification, nous avons uniquement utilisé les composantes trichromatiques des pixels. Dans le système de représentation des couleurs, nous ne connaissons pas le nombre de pixels représentés par un même point. Il serait intéressant d'étudier si la prise en compte de cette information, dans une quatrième dimension, peut aider la classification.

Au niveau de la relaxation, plusieurs éléments peuvent être améliorés, notamment pour le calcul des coefficients de compatibilité (par exemple : calcul par apprentissage ; etc.), ainsi que la méthode de relaxation elle-même (par exemple en utilisant : un nombre de classes différent ; un filtre gradient différent ; un autre calcul des probabilités initiales ; etc.). Les méthodes d'étiquetage sont utilisées pour la détection des contours. Il serait très original d'utiliser ces techniques pour la segmentation en régions, en uniformisant les composantes couleur des pixels en fonction des pixels voisins. Ainsi, après une série d'itérations, il ne subsisterait plus que quelques couleurs dans l'image correspondant aux couleurs des régions homogènes.