

## Quantification couleur et analyse d'image

---

### *Color Quantization and Image Analysis*

par Alain TRÉMEAU, Bernard LAGET

Laboratoire Traitement du Signal et Instrumentation URA 842  
Site GIAT Industries  
3, rue Javelin Pagnon – BP 505  
F-42007 Saint-Étienne cedex 01

#### Résumé

L'objectif de cet article est de faire une synthèse sur les multiples aspects et techniques de quantification couleur développés en analyse d'image. Cette synthèse s'avère d'autant plus nécessaire que cette voie de recherche est en plein essor et que de multiples techniques peuvent être utilisées. Cet article propose également plusieurs critères et paramètres d'étude, fondés sur l'analyse visuelle, afin d'améliorer les méthodes de quantification couleur existantes ou de définir de nouvelles méthodes plus pertinentes.

**Mots clés :** Couleur, quantification vectorielle, quantification scalaire, espaces couleur, analyse d'histogramme, couleurs représentatives, pré-quantification couleur, partitionnement uniforme, partitionnement adaptatif, visualisation, renforcement de la qualité image, traitement d'image.

#### Abstract

*The aim of this paper is to provide an up-to-date review of the numerous aspects and technics of color quantization used in image analysis. This synthesis is all the more necessary that this field of study is in high expansion. In this article, we also propose several criteria and study parameters linked to visual analysis in order to improve the existing color quantization methods or to define new more accurate methods.*

**Key words :** *Vectorial quantization, scalar quantization, color spaces, histogram analysis, color descriptors, color pre-quantization, uniform clustering, adaptative clustering, display, image processing.*

## 1. Introduction

La quantification est une opération qui transpose un signal continu dans le domaine d'une représentation discrète. Deux types de traitements correspondent à cette opération en analyse d'image. Le premier d'entre eux correspond à l'étape de Numérisation des données images. Généralement cette étape donne lieu à une représentation de l'image traitée aussi fine que l'image elle-même. La seconde correspond à une étape de Compression, son objectif est de représenter à un moindre coût l'information pertinente sous-jacente à l'image étudiée. Sans vouloir revenir sur toutes les techniques de compression usuellement utilisées, nous développerons dans cet article les quelques critères de base qui leur sont associés. Selon Léger [51, 1987], la quantification se résume donc à deux étapes : la Numérisation et la Compression. Quoique ce terme puisse prêter à confusion il est néanmoins utilisé dans le cadre de l'analyse d'image. Son utilisation provient de la terminologie anglaise *quantization* usuellement utilisée.

L'objectif de cet article est de faire une synthèse sur les multiples aspects et techniques de quantification couleur qui ont été proposés. Cette synthèse s'avère d'autant plus nécessaire que cette

voie de recherche est en plein essor et que de multiples techniques peuvent être utilisées. A cet égard nous développerons succinctement toutes les approches relevées dans la littérature, ainsi que les points de vue qui s'y rattachent. De même nous présenterons plusieurs algorithmes de référence communément utilisés en quantification couleur. Mis à part quelques références semble-t-il incontournables, la plupart des travaux de recherche sont en général très peu référencés. Pourtant, les références bibliographiques et les travaux de recherche dignes d'intérêt ne manquent pas. Parmi les différentes « synthèses » bibliographiques effectuées seule celle menée par Wu [24, 1992] semble suffisamment intéressante pour bien appréhender la quantification couleur. Néanmoins celle-ci aborde la quantification couleur sous le seul aspect du partitionnement de l'espace couleur. Nous proposons donc d'aller plus loin dans ce type de synthèse en considérant cette fois-ci tous les aspects et toutes les approches liés à la quantification couleur. Au vu de ces différentes approches, nous formulerons plusieurs hypothèses de travail à partir desquelles nous repositionnerons la quantification couleur dans le contexte de l'analyse d'image. Pour être en phase avec le jugement visuel humain, cette analyse d'image devra faire appel à certains critères liés à la perception visuelle. Nous nous placerons donc dans ce cadre d'étude.

Pour peu que les images étudiées soient spatialement constituées de zones couleur relativement homogènes, on peut obtenir grâce à la quantification couleur un partitionnement de ces images. La quantification peut donc être utilisée comme un pré traitement à une phase de segmentation ou de croissance de région. A cet égard, certains des aspects développés dans cet article pourront être réutilisés dans le cadre de tels traitements.

Cet article est organisé autour de six parties. La première partie repositionne le problème de la quantification couleur dans le cadre de l'analyse d'image au sens visuel du terme. Cette partie souligne les difficultés que l'on peut rencontrer quant il s'agit de définir la notion de couleur représentative. Plusieurs éléments d'analyse sont introduits dans cette partie afin de caractériser les couleurs représentatives, ceux-ci concernent essentiellement l'information couleur et sa répartition spatiale sur le plan image. Nous reviendrons sur chacune de ces notions dans les paragraphes suivants. Dans un premier temps nous traiterons du problème de la couleur en tant que composante tridimensionnelle, ce qui revient à poser le problème de la quantification vectorielle par rapport à la quantification scalaire. A ce titre nous verrons dans le § 3 que la quantification vectorielle donne des résultats plus probants que la quantification scalaire. Nous analyserons donc quelles sont les méthodes proposées pour réaliser cette quantification. Parmi les différentes approches proposées nous verrons dans le § 4 que la décomposition uniforme est souvent utilisée, notamment pour établir une pré quantification sommaire. Nous traiterons alors dans le § 5 du problème de la décomposition uniforme par rapport au partitionnement adaptatif. Nous verrons alors pourquoi le partitionnement adaptatif est plus approprié pour établir une quantification plus efficace, et comment celui-ci peut-il être mis en œuvre. Plusieurs méthodes seront alors proposées. Vient alors le problème de la visualisation des images quantifiées et des différentes techniques pour améliorer le résultat de cette visualisation. Ce qui revient à poser le problème de savoir comment traiter l'information spatio-couleur. Après avoir recensé les différentes approches proposées, nous verrons dans le § 6 quels sont les critères et les paramètres qui interviennent dans ce problème. Nous proposerons alors dans le § 7 une solution qui répond au problème posé à savoir comment établir une quantification couleur plus efficace au sens de la perception visuelle via une meilleur prise en compte de l'information spatio-couleur.

## 2. La quantification couleur

### 2.1. LES COULEURS ACCESSIBLES

- **Vision numérique.** En règle générale les images couleur sont codées selon 3 canaux  $R, G, B$  avec une échelle de valeur de 8 bits par canaux soit 256 niveaux de radiométrie. Par synthèse additive on peut ainsi réaliser  $2^{24}$  couleurs soit près de 16 millions de couleurs différentes (Figure 1).

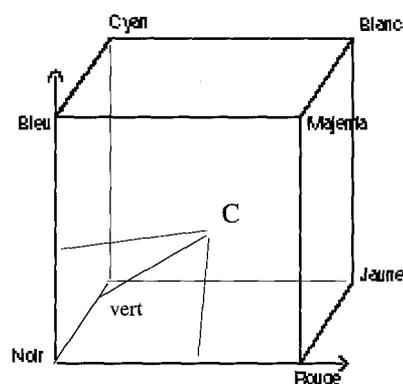


Figure 1. – Cube des couleurs associé à l'espace de représentation RGB.

- **Vision humaine.** Plusieurs études neurophysiologiques ont établies que le pouvoir discriminant du système visuel était sujet à de fortes variations tant par rapport au niveau de luminance des couleurs étudiées que de leur tonalité ou de leur saturation (Kowaliski [59, 1990]). Suivant une estimation de Wright, il semble qu'au plus 150 teintes puissent être visuellement distinguées dans le spectre visible, auxquelles il faut ajouter les pourpres soit une centaine de teintes supplémentaires. Par rapport à la luminance ou à la saturation le nombre d'échelons est bien plus faible (40 pour le premier et 35 pour le second). On estime donc de façon très approximative que le système visuel humain peut distinguer au plus 350.000 couleurs (Rogers [63, 1985]).

- **Vision numérique / Vision humaine.** Il semble donc que le codage sur 8 bits soit excessif puisqu'il permet d'établir 16 millions de couleurs différentes là où seulement 350.000 sont perceptibles. Par contre, ce codage est suffisamment fin pour reproduire par synthèse additive une échelle de sensibilité qui recouvre les seuils différentiels de perception (Figures 2 et 3).

A l'inverse un codage sur 6 bits par canaux (soit 64 niveaux de radiométrie) permet la reproduction de  $2^{18}$  couleurs (soit près de 260.000 couleurs différentes). Ce qui réduit certes le nombre de couleurs accessibles mais accentue le pas entre deux couleurs consécutives. D'où un écart couleur qui se situe au delà du seuil différentiel de perception.

Dès lors dans l'élaboration d'un codage numérique nous sommes confronté à deux aspects contradictoires :

- soit nous ajustons le nombre de couleurs accessibles au nombre de couleurs perceptibles.
- soit nous ajustons le pas du codage au seuil différentiel de perception.

A moins d'établir un codage adaptatif qui tienne compte des différentes sensibilités liées à la vision des couleurs, il semble que ces deux aspects soient incompatibles. Pour respecter la sensibilité visuelle, il convient d'adopter par excès un codage de 8 bits par canaux.

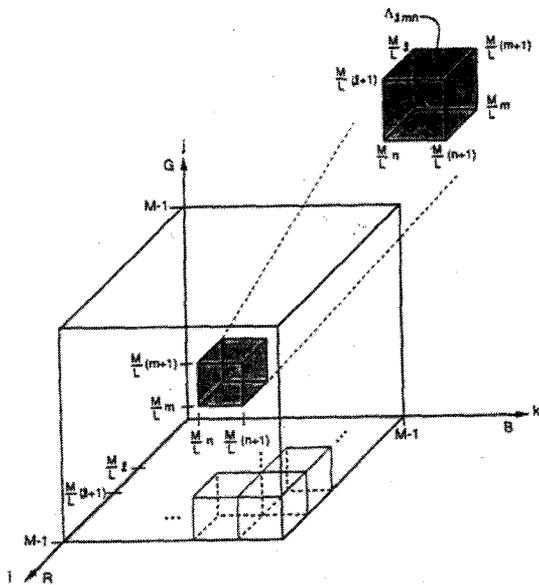


Figure 2. – Représentation discrète de l'espace des couleurs RGB en  $L^3$  sous-cubes de taille identique, selon un pas de discrétisation de  $L$  bits par canaux ( $L < 8$ ). (soit  $M = 2^L$  niveaux de radiométrie par canaux). (D'après Gentile [5] 1990).

Soit  $d = M/L$  le pas de discrétisation qui sépare deux couleurs consécutives.

## 2.2. 256 COULEURS REPRÉSENTATIVES

Par définition, la quantification est un processus qui sélectionne, à partir d'une image donnée un sous ensemble de couleurs représentatives. A partir de ce sous ensemble on peut alors visualiser l'image traitée sans observer de dégradations entre l'image liée à la quantification et l'image originale (Heckbert [8, 1982]).

La recherche des couleurs représentatives passe donc avant tout par une minimisation des dégradations potentielles. En règle générale cet objectif est quelque peu biaisé du fait de contraintes matérielles ou algorithmiques.

- En effet, la plupart des systèmes de visualisation utilisent un seul plan image de 8 bits, ce qui fait qu'au plus 256 couleurs peuvent être visualisées simultanément. Cette visualisation nécessite la mise en place d'une LUT couleur (Look Up Table) caractéristique de l'image traitée (Figure 4).

Pour satisfaire cette contrainte, la quantification doit donc retenir de l'image analysée que ses 256 couleurs les plus représentatives. Pour certaines images ce seuil de 256 couleurs représentatives n'est pas suffisant; il peut être la source d'erreurs de quantification supplémentaires. Il convient donc d'établir un processus de quantification qui tout en respectant cette contrainte minimise les dégradations visuelles.

- La majorité des processus de quantification cherche à atteindre cet objectif.

Pour se faire, ils ont retenus comme critère la minimisation de l'erreur quadratique moyenne (SSE mesure).

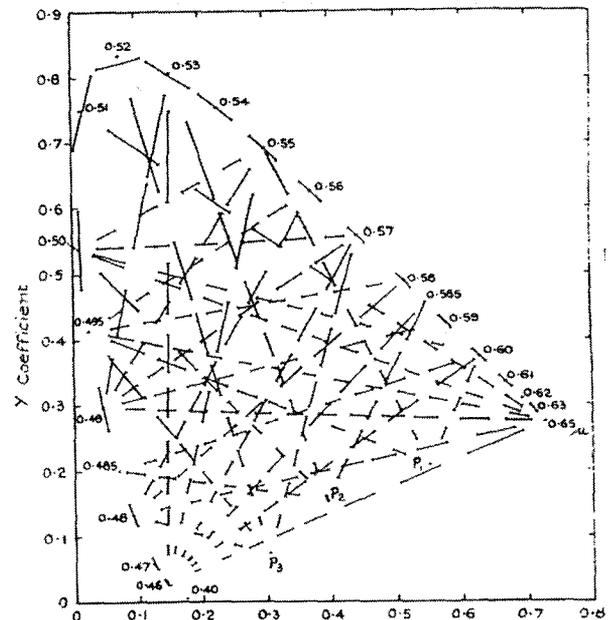
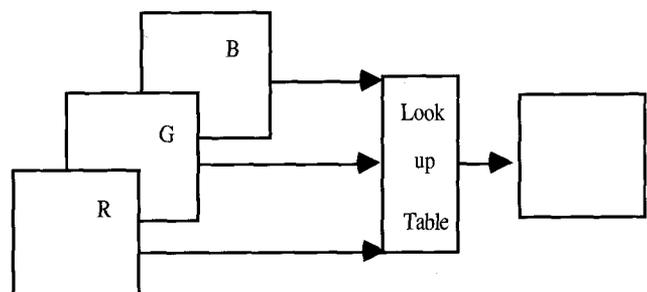


Figure 3. – Différences de couleur justes perceptibles selon Wright [23] 1941. (Dans le diagramme CIE XYZ 1931).

Soit  $d_p$  la distance qui sépare deux couleurs consécutives au sens de la différenciation perceptuelle.

Alors si  $d \leq d_p$  le pas de discrétisation est plus fin que le seuil de différenciation visuelle.

Si non  $d > d_p$  le pas de discrétisation est plus étendu que le seuil de différenciation visuelle.



visualisation couleur à partir des 3 plans image.

visualisation en fausses couleur selon 1 plan image.

Figure 4. – Conversion d'une image couleur en une image labélisée en fausses couleurs. Cette conversion est élaborée à partir d'une table d'adressage pré-définie.

Avec :

$$SSE = \frac{1}{(\text{card } P)^2} \sum_{(x,y) \in P} \|h(x,y) - q(x,y)\|^2$$

où  $h$  représente l'image analysée et  $q$  l'image quantifiée.

Cette mesure calcule l'erreur quadratique moyenne, point à point, pour l'ensemble des pixels du plan image  $P$ .

Sans vouloir établir une liste exhaustive des algorithmes de quantification qui proposent de minimiser cette erreur quadratique moyenne, on peut toutefois souligner à titre indicatif les travaux

de Heckbert [8, 1982], Watanabe [22, 1988], Wan [21, 1990], ou Orchard [17, 1991], qui ont tous pour point commun la minimisation de cette erreur quadratique moyenne. Ces travaux ont donné lieu à plusieurs familles d'algorithmes tels :

– the **LBG algorithm** introduit par Linde [11, 1980], ou sa version optimisée (Orchard [17, 1991], Feng [30, 1991]), qui est basé sur un modèle probabiliste et un processus auto-convergent qui progressivement recentre chacune des couleurs étudiées autour d'un sous ensemble donné de couleurs représentatives.

Cet algorithme est en fait une extension du **fixed-point algorithm** introduit par Lloyd [39, 1982], lequel algorithme conduit à un optimum local de l'erreur quadratique moyenne. Chaque couleur est ainsi affectée à la couleur de référence qui lui est le plus proche. D'où un partitionnement en classes de l'espace couleur qui projeté sur l'histogramme des fréquences correspond à un partitionnement en zones d'influence (cf. § 2.4).

Cet algorithme a été récemment repris par Feng [30, 1991] afin de tenir compte des interconnexions couleurs entre pixels adjacents et des redondances couleurs relevées dans l'ensemble des couleurs représentatives.

Tout comme the **K-means algorithm** [21, 1990] ce processus nécessite une connaissance a priori des couleurs représentatives. A partir d'un ensemble des couleurs données il affine cet ensemble jusqu'à minimiser l'erreur quadratique moyenne. Ces algorithmes correspondent donc plutôt à des processus intervenant a posteriori.

– the **popularity algorithm** [8, 1982], fondé sur un seuillage de l'histogramme des fréquences des couleurs les plus représentées sur l'image traitée.

Plusieurs algorithmes s'inscrivent dans la continuité de cette approche, soient ils seuillent itérativement l'histogramme en deux classes en fonction de la couleur la plus représentée, soient ils seuillent en deux classes en équilibrant leur population respective (the **median cut algorithm** [8, 1982]), soient ils seuillent en deux classes en minimisant la variance intra-classe sur chacune des classes constituées (the **variance based algorithm** [21, 1990]).

Tous ces algorithmes satisfont le même objectif, seule leur technique opératoire diffère. Ils conduisent tous à un optimum plus ou moins proche de l'optimum local. Tant et si bien que l'on ne mesure plus la performance de ces algorithmes en termes de « qualité perceptuelle » des images résultantes, mais plutôt en termes de temps de traitement.

### 2.3. LES COULEURS REPRÉSENTATIVES

• Du point de vue de la perception visuelle ce seuil de 256 couleurs représentatives est purement arbitraire. En fonction des images étudiées, nous pouvons être confronté à un nombre de couleurs représentatives :

– tantôt plus élevé, d'où un accroissement des erreurs de quantification,

– tantôt plus faible, d'où une redondance de couleurs représentatives.

D'où une certaine contradiction entre le fait de vouloir retenir seulement 256 couleurs de référence et le fait de vouloir minimiser les erreurs de quantification.

Plutôt que de retenir un seuil arbitraire sur le nombre de couleurs représentatives associées à une image, on peut privilégier la recherche d'un seuil perceptuel (Figures 5 à 7).

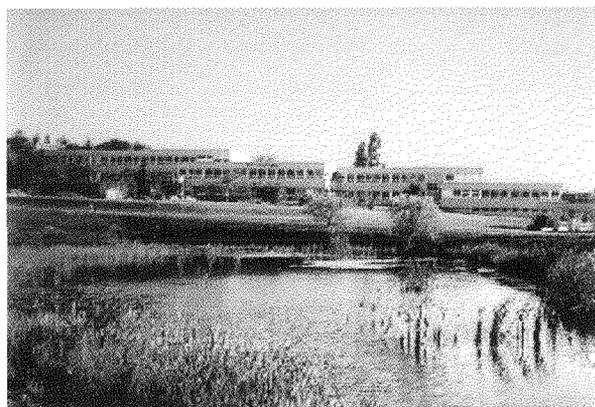


Figure 5. – Image originale.

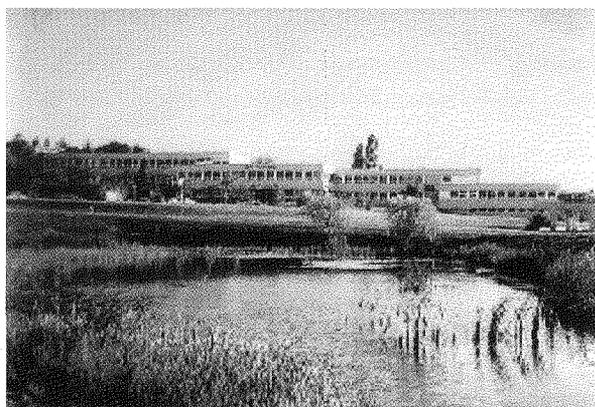


Figure 6. – Image quantifiée en ne retenant que 256 couleurs représentatives.

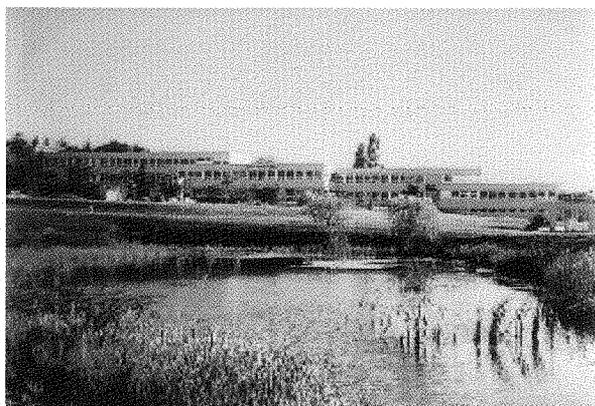


Figure 7. – Image quantifiée en 376 couleurs. Le nombre de couleurs représentatives est étroitement lié à la notion de classe couleur indifférenciable.

Basé sur la notion de zone couleur indifférenciable (MacAdam [13, 1942]) (Figure 8), ce seuil délimite la zone couleur couverte par chacune des couleurs représentatives (Figure 9).

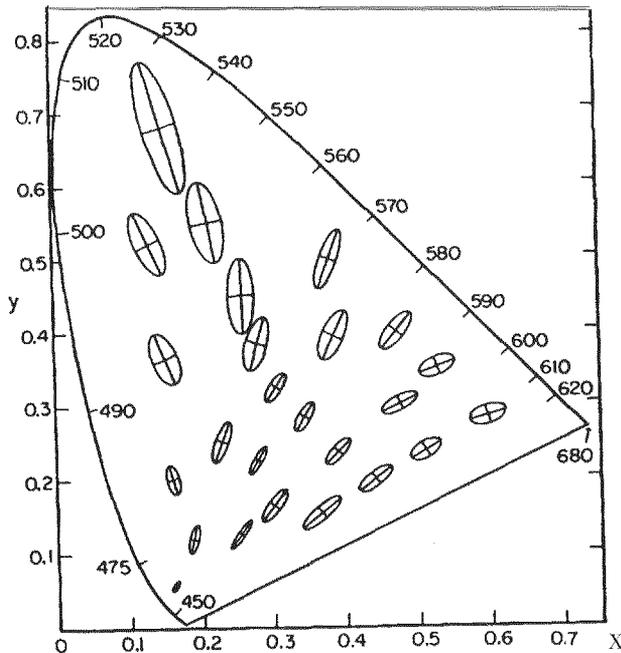
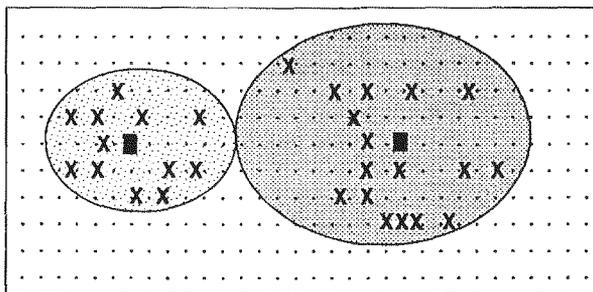


Figure 8. – Zones couleurs indifférenciables selon MacAdam [13] 1942, pour 25 couleurs de référence.

(Ellipses d'appariement couleur agrandies 10 fois, représentation dans le diagramme chromatique CIE XYZ 1931)

Soit  $d_p$  le diamètre maximal qui sépare deux couleurs issues d'une même zone couleur. Ce diamètre maximal correspond à la longueur du grand axe de l'ellipse étudiée, il est défini à partir du critère d'indifférenciation perceptuelle.



- x couleurs regroupées dans les classes couleur
- couleurs représentatives des classes étudiées
- zones couleurs regroupant plusieurs couleurs relativement homogènes, lesquelles couleurs forment entre elles une classe couleur.

Figure 9. – Zone couleur associée à une classe couleur. (Représentation discrète d'une partie de l'espace couleur).

• En effet, pour qu'une couleur soit perceptuellement représentative d'un ensemble de couleurs donné il faut que cette couleur soit colorimétriquement proche de chacun des éléments de cet ensemble.

Tant que l'ensemble des zones couleurs définies ne satisfait pas à la notion de zone couleur indifférenciable, il faut scinder chacune des zones les plus étendues, ce qui revient à définir de nouvelles couleurs représentatives. Cette démarche peut être mise en œuvre par une technique hiérarchique de décomposition arborescente.

La notion de seuil perceptuel ne porte donc pas sur le nombre de couleurs représentatives mais sur l'étendue des zones couleurs représentées par ces couleurs.

• En fait nous sommes conduits à définir deux seuils :

– l'un lié à la notion de différence couleur juste perceptible pour mesurer l'écart couleur qui sépare deux couleurs données dans l'espace couleur considéré.

– l'autre lié à la notion de contraste spatio-couleur juste perceptible pour mesurer l'écart couleur qui sépare deux couleurs spatialement proches.

En effet la sensibilité visuelle est plus ou moins fine suivant que l'on compare deux couleurs données indépendamment ou non de leur champs environnant. Cette comparaison peut s'effectuer soit dans l'espace des couleurs, soit au niveau de la représentation image. Dans un cas elle tient compte uniquement de l'écart couleur qui sépare les deux couleurs étudiées, tandis que dans l'autre cas elle doit également tenir compte du contexte spatio-colorimétrique dans lequel s'inscrivent ces couleurs. Plusieurs études liées à l'analyse d'image ou à la neurophysiologie ont établi que cette sensibilité visuelle était d'autant plus fine quand on faisait abstraction de l'environnement couleur dans lequel s'effectuait la comparaison.

En conclusion, un ensemble de couleur donné ne peut être représenté par une seule couleur représentative que si l'écart colorimétrique maximal qui sépare cette couleur de l'ensemble des couleurs étudiées est en deçà du seuil perceptuel spécifié. Au delà de ce seuil la couleur retenue n'est plus suffisamment homogène par rapport à l'ensemble étudié, celui-ci ne peut donc pas être représenté par cette couleur à moins d'obtenir des dégradations visuelles particulièrement sensibles au niveau des couleurs les plus éloignées (Figures 10 à 12).



Figure 10. – Image originale.

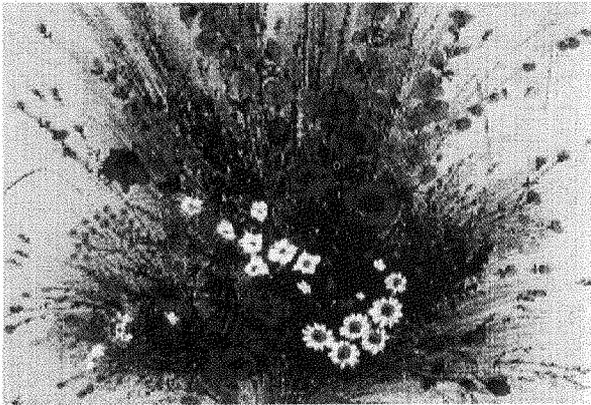


Figure 11. – Image quantifiée en tolérant des écarts couleurs situés au delà du seuil perceptuel de différenciation couleur.



Figure 12. – Image quantifiée avec des écarts couleurs ne dépassant pas le seuil perceptuel de différenciation couleur.

La représentativité d'une couleur, par rapport à une image donnée, dépend non seulement de la distribution couleur associée à la représentation couleur de l'image analysée, mais également de la distribution spatiale de ces couleurs sur le plan image. La notion de couleur représentative est donc étroitement liée à la notion de représentation spatiochromimétrique (Figure 13).

La majorité des algorithmes de quantification définissent la représentativité d'une couleur en fonction de la distribution couleur associée à la zone couleur qu'elle représente, et de sa fréquence d'apparition sur le plan spatial. Sans véritablement tenir compte de la distribution spatiochromimétrique, cette approche permet néanmoins de pondérer la représentativité d'une couleur en fonction de sa fréquence d'apparition sur le plan image. Actuellement aucun critère ne prend réellement en compte l'aspect spatiochromimétrique, pourtant celui-ci joue un rôle prépondérant dans la perception des couleurs (Wu [24, 1992]). Cet aspect est d'autant plus difficile à traiter qu'il fait appel à des notions neurophysiologiques relativement complexes à définir.

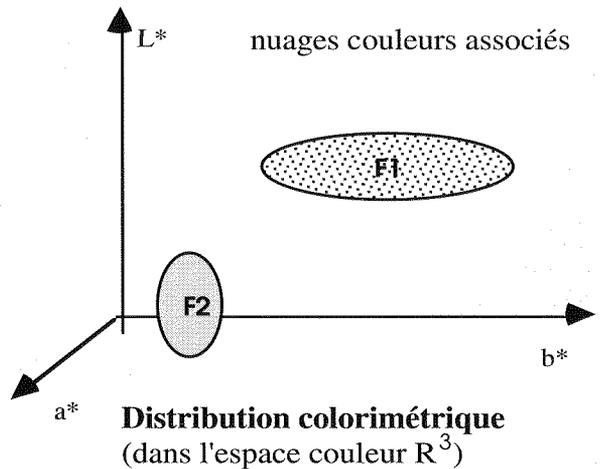
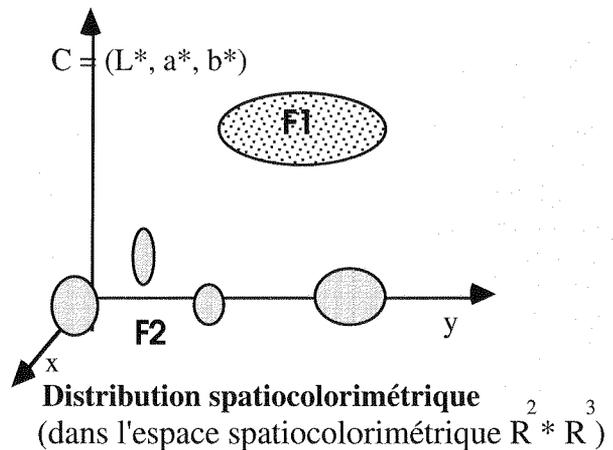
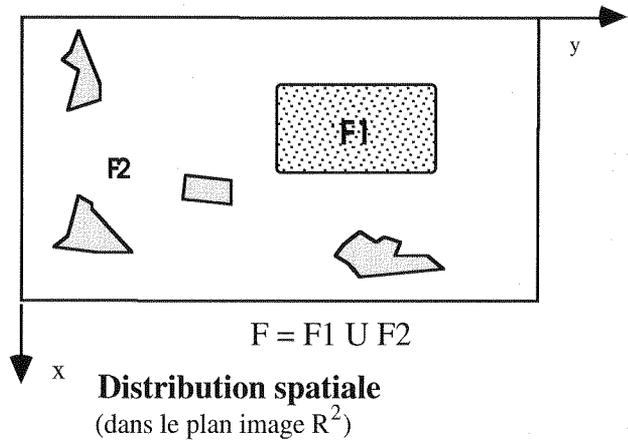


Figure 13. – Distribution spatiale, spatiochromimétrique et chromimétrique associées à une image.

#### 2.4. CARACTÉRISATION DES COULEURS REPRÉSENTATIVES

- La plupart des processus de quantification couleur font appel à des techniques de seuillage sur histogramme pour caractériser les couleurs représentatives. Parmi ces techniques on relève deux approches :

– soit l'espace couleur est considéré comme une représentation tridimensionnelle à part entière, auquel cas le seuillage a lieu dans l'espace de représentation 3D,

– soit l'espace couleur est considéré comme la superposition de 3 sous espaces  $R, G, B$ , auquel cas il faut combiner le résultat des 3 seuillages 1D ou seuiller itérativement dans l'espace de représentation 1D le plus porteur d'information.

Plusieurs algorithmes, liés au seuillage sur histogramme, ont été proposés pour effectuer la quantification couleur. Ceux-ci diffèrent en fonction des paramètres d'étude et des critères liés au seuillage.

Ainsi :

– *the popularity algorithm* proposé par Heckbert [8, 1982], puis repris par Braudaway [27, 1986], définit l'ensemble des couleurs représentatives comme étant l'ensemble des couleurs de plus forte fréquence pour l'histogramme 3D.

– *the median cut algorithm* proposé par Heckbert [8, 1982], établit un seuillage sur histogramme en deux classes, à partir de la médiane, en fonction du sous espace 1D de plus forte dispersion. Dans la continuité de cette approche *the variance-based algorithm* proposé par Wan [21, 1990], ainsi que tous les algorithmes qui s'en rapprochent (Wu [24, 1992]), établit également un seuillage en fonction du sous espace 1D de plus forte dispersion. En fonction des critères retenus le seuillage effectué donne lieu à des résultats sensiblement différents, tantôt les critères d'étude sont liés à la moyenne ou à la médiane, tantôt à la variance ou aux inerties, ou bien encore à une équipartition des effectifs selon chacune des classes.

• En règle générale, on convient que les couleurs dites représentatives correspondent aux pics les plus marqués sur l'histogramme des fréquences. La notion de pic caractéristique est usuellement définie en fonction de critères liés à la hauteur et à l'étendue de celui-ci.

Suivant une étude menée par Tominaga [19, 1992] plusieurs paramètres concourent à la notion de pic émergent. Néanmoins celui-ci base essentiellement son raisonnement sur la notion d'émergence absolue alors que l'émergence est avant tout relative (Figure 14).

L'émergence relative est une notion d'autant plus difficile à analyser qu'elle se confond au bruit de fond qui se superpose à

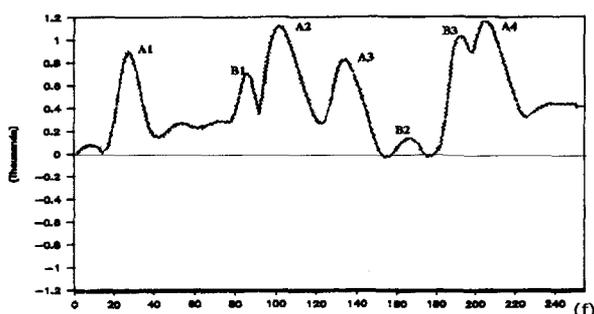


Figure 14. – Pics émergents associés à l'histogramme des fréquences.

l'histogramme étudié, mais également à l'aspect texturé des image étudiées (Figures 15 à 17).

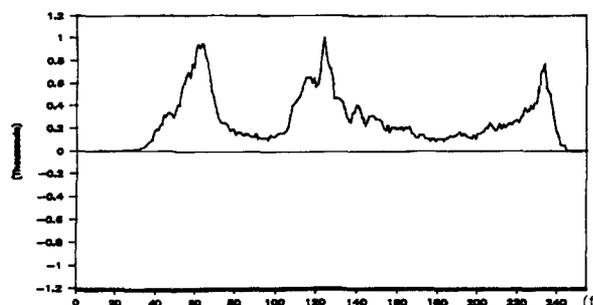


Figure 15. – Exemple d'histogramme bruité.

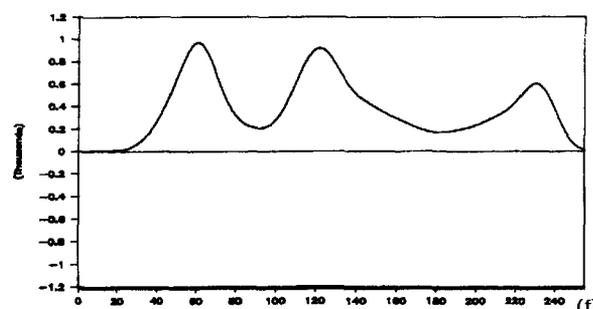


Figure 16. – Histogramme correspondant débruité par une opération de type filtrage Gaussien (D'après Lim [10] 1990).

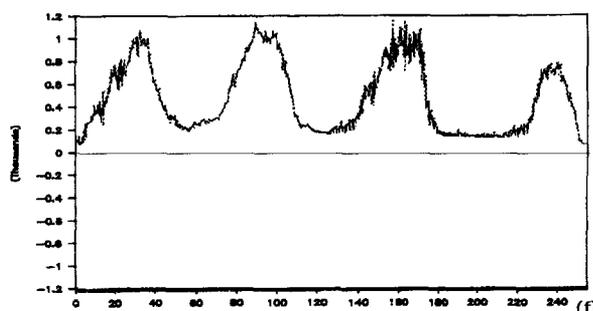


Figure 17. – Exemple d'histogramme bruité.

On peut cependant noter que la plupart des approches liées au seuillage sur histogramme fondent leur analyse sur la seule notion d'émergence globale. Celles-ci se réfèrent notamment aux travaux de Ohlander [15, 1975]. Parmi les approches les plus récentes notons les travaux de Celenk [2, 1990] qui propose un algorithme itératif de segmentation lié au seuillage sur histogramme pour lequel à chaque itération on « soustrait » de l'histogramme étudié l'ensemble des éléments correspondant au pic le plus représentatif. Ainsi progressivement chacun des pics les plus représentatifs est mis en valeur, par valeur d'importance, tout en évitant les problèmes liés au chevauchement des zones d'influence entre pics consécutifs.

• La notion de couleur représentative est également liée à la notion de zone d'influence. En effet à chaque couleur représentative correspond :

- non seulement un pic lié à la fréquence d'apparition de la couleur qui s'en rapproche le plus,
- mais également une zone d'influence qui délimite l'ensemble des couleurs qui sont relativement proches de cette couleur de référence. Cet ensemble correspond à la zone de l'histogramme située de part et d'autre du pic spécifié (Figure 18).

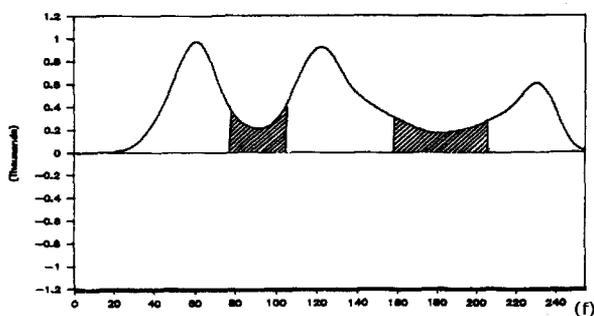


Figure 18. – Pics émergents, zones d'influence (en forme de montagne) et zones d'incertitude (en forme de vallée), par rapport à l'histogramme des fréquences.

Il est souvent plus difficile de caractériser la zone d'influence associé à un pic qu'un pic lui-même. D'autant plus quand il s'agit de délimiter deux zones d'influence consécutives quand celles-ci ont tendance à se chevaucher, d'où la notion de zone d'incertitude. Il est pourtant essentiel de délimiter chacune des zones d'influence afin d'établir quelles sont les couleurs qui peuvent être représentées par une couleur donnée.

En règle générale la notion de zone d'influence est définie en fonction d'un critère de proximité couleur aux couleurs de références précédemment établies. Chaque couleur est ainsi affectée à la couleur de référence qui lui est le plus proche. D'où un partitionnement en zones d'influence essentiellement lié à la détection des pics représentatifs, alors qu'il faudrait plutôt s'attacher à caractériser plus finement les zones d'influence en fonction de leur environnement local.

• Dans certains cas d'étude les zones d'influence se chevauchent les unes aux autres tant et si bien qu'il est particulièrement difficile de les différencier. Ces zones de chevauchement sont alors appelées zones d'incertitude. Ces zones d'incertitude sont d'autant plus difficile à analyser qu'il n'existe pas de critère mathématique bien défini pour les caractériser (Diday [57, 1982]). Tout au plus peut-on obtenir un optimum local en ce sens où on obtient un partitionnement des zones d'influence instable en fonction de la moindre perturbation des données. Des erreurs d'affectation peuvent alors survenir tant au niveau des zones d'influence que des zones d'incertitude, ce qui à terme peut générer des erreurs de quantification. Plusieurs algorithmes ont

tentés de minimiser ces incertitudes locales, de façon à obtenir des processus plus stables.

Parmi ceux-ci notons :

– *the fuzzy c-means algorithm*, proposé par Lim [10, 1990] dans le cadre de la segmentation couleur<sup>1</sup>. Cet algorithme effectue un seuillage sur histogramme en considérant :

- d'une part une version lissée de cet histogramme, afin d'éliminer le bruit de fond qui se superpose à celui-ci,
- d'autre part les dérivées à l'ordre 1 et 2 de cet histogramme lissé, afin de tenir compte de la forme de cet histogramme pour minimiser les erreurs d'affectation qui peuvent survenir au niveau des zones d'incertitude.

En conclusion, on peut observer que les techniques de seuillage sur histogramme se heurtent à deux difficultés : d'une part la caractérisation des pics représentatifs, d'autre part la caractérisation de leur zone d'influence. Ramenées au domaine de la quantification couleur, ces difficultés laissent place aux problèmes de la définition des couleurs représentatives et des classes couleur qui leur correspondent au niveau de l'image étudiée. Nous verrons dans les paragraphes suivants que quelle que soit la méthodologie d'approche, par seuillage sur histogramme ou par partition en classes, on se heurte globalement aux mêmes problèmes. Avant d'aborder cet aspect, il nous semble important de revenir sur la notion d'espace de représentation, dans la mesure où cette notion prévaut dans le choix des techniques de quantification à mettre en œuvre.

### 3. La quantification vectorielle

#### 3.1. DIMENSION DE L'ESPACE DE REPRÉSENTATION

• Par définition on associe à l'espace des couleurs une représentation tridimensionnelle. Cette représentation est souvent constituée autour du système d'axes *RGB*, ou du système d'axes

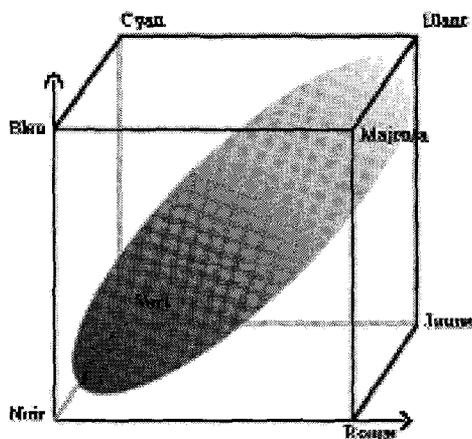
1. Dans son article Lim [10 1990] souligne les nombreux inconvénients liés au seuillage sur histogramme. Pour parer à ces inconvénients il propose plusieurs solutions, notamment grâce :

- à un lissage de l'histogramme pour éliminer le bruit local,
- à un ajustement du seuil de décomposition en fonction du caractère homogène de la zone d'étude,
- à un processus correctif de type nuées dynamiques qui intervient a posteriori pour recentrer les classes et minimiser les erreurs d'affectation liées aux zones d'incertitude.

Grâce à cela il a pu définir un processus hiérarchique, lié à un seuillage sur histogramme, suivi d'une croissance de région, qui établit une segmentation d'image assez pertinente. De la même façon on peut utiliser ce processus hiérarchique en quantification couleur.

LTS<sup>2</sup>. D'autres représentations représentent également l'espace des couleurs selon un système d'axes constitué d'un axe de luminance perpendiculaire à un plan représentant la chromacité. Quoiqu'il en soit, le fait que l'espace de représentation soit tridimensionnel induit indirectement des temps de traitement relativement coûteux mais également des allocations mémoires assez lourdes.

Plusieurs recherches ont été menées afin de représenter l'espace couleur à partir de sous espaces de dimension moindre 2D ou 1D. Selon Ohta, il semble que l'espace couleur doit être considéré comme une entité 3D (Ohta [16, 1980]). En fait, il semble que dans la plupart des images traitées la dimension liée à la luminance prévaut sur les deux autres (Houle [33, 1986], Wu [24, 1992]) (Figure 19). Autrement dit, ce seul axe semble suffisamment discriminant pour contenir tout ou partie de l'information pertinente portée par une image. Toute analyse basée sur cette seule information pourra donc se satisfaire de ce seul axe d'étude. Par contre, dès que l'on aborde le domaine de la chromacité il faut considérer au moins le deuxième axe, voire même dans certains cas d'étude le troisième axe. Ce résultat apparaît également dans une étude menée par Ocadiz-Luna [52, 1985].



**Figure 19. – Représentation couleur associée à une image.**  
L'axe de plus fort pouvoir discriminant correspond à l'axe de luminance (lequel axe se superpose à la diagonale du cube RGB).

A moins d'avoir une connaissance a priori, sur les images étudiées, nous devons par défaut considérer que leur espace de représentation est 3D. Par contre, si on peut établir qu'un sous espace de

2. D'autres recherches, telles celles menées par Kurz [37, 19833] ou Gentile [5, 1990], ont également proposé d'utiliser les espaces couleurs  $L^*u^*v^*$  ou  $L^*a^*b^*$ , ceux-ci modélisant mieux la perception visuelle. En effet, dans de tels espaces la formulation des écarts couleur correspond à la perception visuelle et est uniformément calculée en tous points de l'espace couleur. Cet aspect est d'autant plus important que sa non-prise en compte peut entraîner des distorsions au niveau des regroupements couleur, lesquelles distorsions n'apparaissent pas dans le calcul de l'erreur de quantification mais sont néanmoins visuellement perceptibles (Wu [24, 1992]).

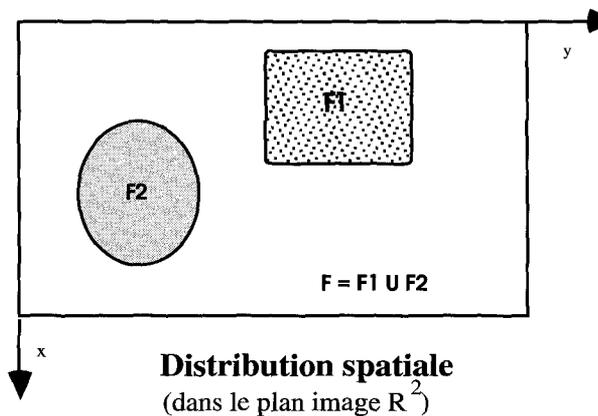
dimension moindre suffit à l'étude de ces images, nous pourrions sans perte d'information traiter ces images en fonction de ce seul sous-espace.

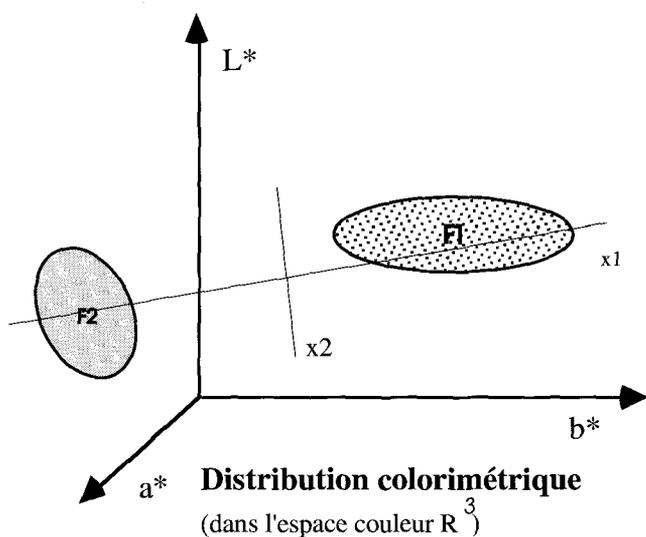
- **Axe discriminant.** L'axe de plus fort pouvoir discriminant correspond en général à celui de plus grande variance. En fait, il n'y a pas de corrélation établie entre le pouvoir discriminant d'un axe et la valeur de la variance. Autrement dit, ce n'est pas parce que un axe a une très faible variance qu'il a nécessairement un faible pouvoir discriminant. Au contraire, dans certains cas d'analyse il peut s'avérer que l'information recherchée soit uniquement discriminée par ce seul axe d'étude. Ce résultat a été vérifié expérimentalement par Ohta [16, 1980], puis par Tomimaga [19, 1992].

### 3.2. INDÉPENDANCE DES AXES DE L'ESPACE DE REPRÉSENTATION

- Les espaces couleur ne présentent pas tous des systèmes d'axes indépendants (Ohta [16, 1980]). Pour obtenir un tel système d'axe, nous pouvons faire appel aux transformations de type Karhunen-Loève. En effet ces transformations permettent d'établir, à partir d'un système d'axe donné, un nouveau système d'axes pour lequel chacun des axes peut être traité indépendamment des autres (Figure 20).

Les nouveaux axes ainsi mis en valeur correspondent aux vecteurs propres, de plus grande variance, associés à la représentation couleur étudiée. Par construction ce nouveau système d'axe assure une meilleure discrimination de l'information couleur, en ce sens où il assure une répartition optimale de l'information sur chacun des axes (Savoji [18, 1985]). L'intérêt d'une telle transformation est qu'elle permet d'étudier l'espace couleur, non pas comme une représentation 3D, mais comme 3 représentations 1D. D'une image à l'autre, d'une phase à l'autre d'un processus de traitement d'image, la représentation couleur associée à une image évolue. Pour chacune de ces représentations, nous devons donc recalculer





Système d'axes  $L^* a^* b^*$  initialement considéré. Nouveau système d'axes  $X_1 X_2 X_3$  obtenu par la transformation de Karhunen-Loève.

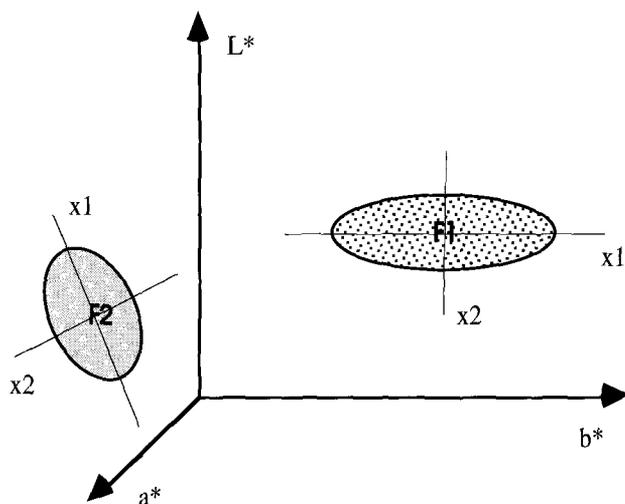


Figure 20. – Espaces de représentations associés à chacune des composantes, suite à une transformation de type Karhunen-Loève..

la transformation de type Karhunen-Loève qui lui correspond, afin d'obtenir le nouveau système d'axe recherché, ce qui augmente très nettement les temps de traitement d'une image. En conséquence de quoi, ce que l'on gagne en terme de répartition des données, on le perd en terme de temps de traitement.

- On peut néanmoins observer que d'une image à l'autre les nouveaux systèmes d'axes constitués se superposent relativement bien. Ce résultat a été obtenu par Ohta sur un jeu de 8 images, en considérant plus de 100 caractéristiques couleurs (Ohta [16, 1980]). Il nécessiterait néanmoins d'être validé sur un jeu d'images plus complet. Ce nouveau système d'axes noté  $I'_1 I'_2 I'_3$  et défini une fois pour toute, indépendamment des images analysées et de leur représentation couleur. Il n'y a donc pas lieu de recalculer systématiquement la transformation qui établit ce système d'axes, ce qui diminue d'autant les temps de traitement. Sans

obtenir une indépendance « parfaite » des axes constituées, ceux-ci sont suffisamment indépendant pour pouvoir être analysé individuellement.

- Trois types d'approche semblent prévaloir dans le domaine de la quantification couleur, celles-ci ont donné lieu à des :

- Algorithmes de quantification opérant dans l'espace 3D, tels ceux proposés par Heckbert [8, 1982] (*the popularity algorithm*) ou par Fletcher [4, 1991] (*the merge and box algorithm*). La majorité de ces algorithmes considère l'espace couleur, non pas comme une entité 3D à part entière, mais comme un ensemble de sous-espaces 3D adjacents les uns aux autres (cf. Figure 2). Ces sous-espaces induisent des temps de traitement et des allocations mémoires plus réduits que ceux qu'il faudrait mettre en œuvre pour traiter globalement l'espace 3D. C'est pourquoi la plupart des processus de traitement d'image ne considèrent pas l'espace couleur dans sa globalité mais partitionnent celui-ci en sous-espaces de moindre taille. D'autant plus que les techniques de partitionnement utilisées sont relativement simples à implémenter et rapides en temps de traitement (cf. § 5.1). Il n'en demeure pas moins que les processus de quantification qui s'appliquent à ces sous-espaces 3D nécessitent des développements algorithmiques plus complexes que ceux utilisés pour traiter les espaces de dimension moindre. D'autant plus si l'on recherche à obtenir une qualité d'image suffisamment fine pour ne pas laisser place à des dégradations visuelles entre l'image analysée et l'image quantifiée. A cet égard, il apparaît que les processus opérant dans 3 espaces 1D donnent une qualité visuelle, pour les images quantifiées, suffisamment probante pour ne pas avoir nécessairement besoin de recourir aux processus opérant dans l'espace 3D (Wu [24, 1992]).

- Algorithmes de quantification opérant dans 3 espaces 1D, tels ceux proposés par Jain [34, 1972], par Heckbert [8, 1982] ou par Goldberg [7, 1991]. Ces algorithmes effectuent dans un premier temps une quantification uniforme sur chacun des axes pris individuellement, puis dans un second temps fusionne ces données en une seule représentation couleur 3D. Ce qui revient à effectuer un partitionnement uniforme de l'espace 3D en sous-espaces régulièrement répartis (cf. Figure 2). Parmi les différents travaux de recherche portant sur cet aspect, la publication de Gentile [5, 1990] est sans aucun doute la plus poussée qui soit. D'autres approches proposent d'étendre le champ d'investigation, des méthodes de quantification en niveaux de gris, à l'étude des images couleur, en effectuant cette quantification individuellement sur chacun des axes. Par synthèse additive on obtient alors une quantification couleur des images analysées. Une telle approche n'a de sens qu'à partir du moment où le système d'axes considéré est constitué d'axes indépendants, sinon celle-ci induit une perte d'information qui peut s'avérer préjudiciable à l'image résultante. Pour éviter cet inconvénient Feng [30, 1991] a mis en œuvre un processus de quantification qui à la fois tient compte des 3 axes pris individuellement, mais également des corrélations entre ces différents axes pris 2 à 2.

– Algorithmes de quantification opérant sur le, ou les axes, de plus grand pouvoir discriminant, tels ceux proposés par Orchard [17, 1991] (*binary tree algorithm*), par Watanabe [22, 1988], Wan [21, 1990], ou Balasubramanian [1, 1991] (ces trois derniers proposent chacun un processus fondé sur le *variance-based algorithm*). Ces algorithmes opèrent dans l'espace 3D, en fonction de l'axe 1D de plus fort pouvoir discriminant. Ils partitionnent l'espace de représentation, en sous-espaces 3D de moindre taille, en considérant uniquement l'axe de représentation le plus porteur d'information. Grâce à un tel procédé il n'y a plus lieu de définir un critère de quantification 3D mais simplement un critère 1D. Cette méthode est d'autant plus intéressante à implémenter qu'elle réduit considérablement les temps de traitement sans pour autant générer de dégradations visuelles au niveau de l'image quantifiée. En effet, l'espace de travail reste l'espace de représentation 3D, il n'y a donc pas de perte d'informations. De plus, si effectivement les temps de traitement sont alourdis par les calculs liés aux axes de plus fort pouvoir discriminant, ceux-ci sont largement compensés par les gains de temps liés à une quantification 1D par rapport à une quantification 3D.

En conclusion, on peut concevoir une quantification couleur dans un espace de représentation de dimension 1D, à condition de con-



Figure 21. – Image originale.

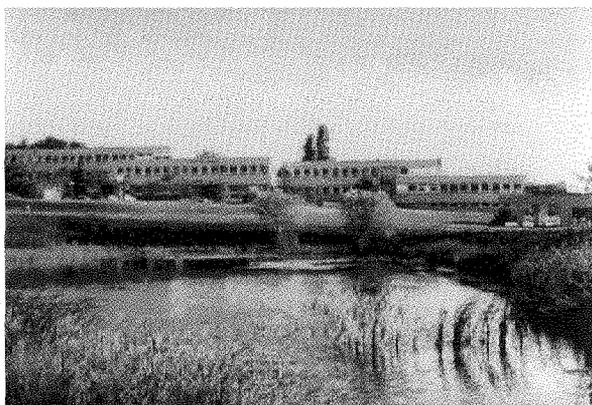


Figure 22. – Image quantifiée selon les 3 axes RGB pris indépendamment.

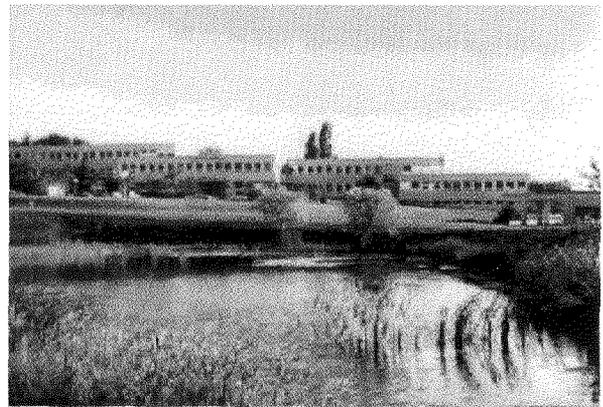


Figure 23. – Image quantifiée selon l'axe R, G ou B de plus grand pouvoir discriminant.

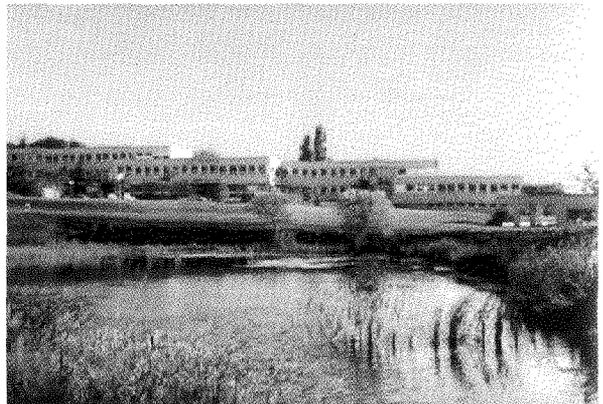


Figure 24. – Image quantifiée en considérant l'espace RGB dans son aspect 3D.

sidérer d'une part les corrélations qui existent entre les différents axes et d'autre part de prendre en compte le poids respectif de chacun de ces axes dans la discrimination des données couleur. Cette approche est d'autant plus intéressante à implémenter qu'elle permet d'établir des processus de quantification couleur relativement performant tant en temps de traitement qu'en qualité visuelle des images résultantes. Pour illustrer nos propos, reprenons quelques unes des approches précédemment citées et comparons les résultats obtenus sur une image donnée (Figures 21 à 24).

Continuons notre argumentation en considérant conjointement cette fois-ci des aspects liés à la théorie de l'information et des aspects liés à la théorie de la perception.

- Selon la théorie de Shannon la performance d'un quantificateur vectoriel (3D dans le cas présent) est toujours supérieure à celle d'un quantificateur scalaire (1D), même si les variables quantifiées conjointement sont indépendantes. En fait, selon Leger [51, 1987], un quantificateur  $N$ -dimensionnel est plus performant, au sens d'une meilleure discrimination, qu'un quantificateur opérant dans  $N$  espaces monodimensionnels.

• D'un point de vue perceptuel, l'interprétation des couleurs s'effectue en terme de luminance, teinte et saturation. Ces informations sont issues des cônes rouge, vert et bleu et transmises au cerveau via trois canaux indépendants. Toutefois les données transmises sont étroitement corrélées. Il est donc difficile d'analyser en terme de luminance, teinte et saturation toute variation de l'une ou de l'autre de ces composantes (travaux de Bartleson, 1977, cf. Wyszecki & Stiles [64, 1982]). L'espace couleur doit donc être considéré comme une entité 3D.

Qu'il s'agisse de la théorie de l'information ou de la théorie de la perception, l'espace couleur doit être considéré comme une entité tridimensionnelle à part entière.

## 4. La pré-quantification

Nous allons maintenant revenir sur les différentes approches qui ont été proposées pour résoudre le problème de la quantification couleur. Parmi celles-ci deux types d'approches semblent prévaloir, le seuillage sur histogramme et le partitionnement en classes. Compte tenu de nos propos précédent, il semble que ces approches n'aient de sens qu'à partir du moment où elles s'appliquent à l'espace couleur 3D à part entière, ou à des sous-espaces de dimension moindre sous contrainte de respecter certaines conditions d'étude liées à la distribution des couleurs dans cet espace. Autrement dit, nous en revenons toujours à l'étude de l'espace 3D, ou à des sous-ensembles de cet espace de même dimensions mais de tailles moindre.

Certaines approches ont saisi tout l'intérêt que l'on pouvait avoir à généraliser l'étude de l'espace couleur à l'étude des sous-espaces 3D qui le composent, d'autant plus si ceux-ci sont arbitrairement répartis de façon uniforme. Une telle approche conduit en effet à établir un processus de pré quantification relativement simple et rapide et suffisamment efficace pour pré-quantifier grossièrement la représentation couleur analysée.

### 4.1. PRÉ-QUANTIFICATION PAR DÉCOMPOSITION UNIFORME

Le codage des images couleur s'effectue généralement selon les 3 canaux *RGB*, en considérant une échelle de valeur de 8 bits par canaux (soit 256 niveaux de radiométrie). Suivant une étude de Heckbert [8, 1982], on peut diminuer de 8 à 5 bits cette échelle de valeur sur chacun des canaux (soit 32 niveaux de radiométrie), sans générer de dégradations perceptibles entre l'image originelle et l'image résultant de ce codage.

Ce codage correspond à une décomposition uniforme de l'espace des couleurs en  $32^3$  sous-cubes de même dimension (cf. Figure 2). Il met en place une pré quantification assez succincte, mais néanmoins efficace, puisque des  $256^3$  couleurs potentielles il ne

retient que  $32^3$  couleurs dites significatives. Sa mise en œuvre est immédiate.

Ce codage s'inscrit donc comme un prétraitement à tout processus d'analyse d'image. Il consiste à réduire l'échelle de valeur de chacun des canaux *RGB* en ignorant les 3 bits de poids faible. Jusqu'alors ce prétraitement était considéré comme suffisamment efficace pour ne pas prêter à discussion. En fait sans vouloir se livrer à une étude approfondie, on peut fixer les limites perceptuelles d'un tel codage.

• Limites perceptuelles du codage en 5 bits. Quelle que soit l'échelle de valeur retenue, celle-ci doit pouvoir restituer sans perte d'information l'ensemble des couleurs perceptibles. Autrement dit, entre deux couleurs consécutives sur cette échelle de valeur, il ne doit pas y avoir de couleurs intermédiaires perceptuellement différenciable des deux premières, sinon ces couleurs intermédiaires risquent de ne pas être perçues. En effet, tout écart couleur qui se situe au delà du seuil perceptuel de différenciation visuelle induit nécessairement une perte de sensibilité quant à la perception des écarts couleur de plus faible amplitude mais néanmoins perceptibles (cf. Figures 2 et 3). Or, en ignorant les 3 bits de poids faible on crée un écart colorimétrique, entre deux couleurs consécutives, qui va au-delà du seuil de différenciation perceptuelle. D'où une perte d'information qui entraîne certaines distorsions couleur plus ou moins perceptibles.

• Limites perceptuelles du codage en 4 bits. Certaines approches proposent néanmoins de pousser plus loin ce principe en adoptant non pas un codage sur 5 bits mais un codage sur une échelle de 4 bits par canaux.

– Selon Houle [33, 1986], on peut utiliser ce codage pour simplifier les deux principales phases de la quantification. D'une part il simplifie la phase de recherche des couleurs représentatives en réduisant le nombre de zones d'étude dans l'espace couleur étudié (de  $256^3$  zones on passe à  $16^3$  zones d'étude). D'autre part il simplifie la phase de visualisation en réduisant les tests d'affectation de chacune des couleurs à l'ensemble des couleurs de référence en se limitant aux seules couleurs de référence potentiellement représentative de la zone d'étude concernée.

– Goldberg [7, 1991] quant à lui s'intéresse essentiellement au caractère pré-quantitatif de ce codage. Avec un tel procédé la pré quantification est en effet plus prononcée, même si cela se produit au détriment de la qualité perceptuelle des résultats. Cela importe peu, selon Goldberg, dans la mesure où ce premier processus intervient comme un prétraitement grossier vis-à-vis d'un second processus qui par la suite affinera le résultat de cette première quantification en augmentant le nombre de couleurs représentatives par une combinaison des couleurs représentatives préalablement définies.

Ce codage en 4 bits ne peut donc être utilisé qu'à condition de précéder un second traitement qui compense la perte d'information liée à ce premier processus. Cette restriction est d'autant plus limitative que le second traitement peut s'avérer lourd et complexe à mettre en œuvre, ce qui diminue d'autant les performances liées au premier processus. Sans compter que la perte d'information liée

au premier processus n'est pas nécessairement « compensable » au niveau du second traitement.

## 4.2. DÉCOMPOSITION UNIFORME ET QUANTIFICATION

- En diminuant le nombre de bits alloués pour coder une image, la décomposition uniforme diminue d'autant les allocations mémoires nécessaires et le nombre d'informations couleur à traiter.

Les algorithmes de quantification que l'on peut développer s'en trouvent alors simplifiés, tant dans leur implémentation que dans la suppression de certains traitements désormais inutiles. A titre d'exemple, dans un tel cadre d'étude, les algorithmes basés sur le seuillage sur histogramme ont directement accès au tableau des fréquences d'occurrence (celui constitué par les  $L^3$  sous-cubes liés à la décomposition uniforme).

Cette simplification des algorithmes et cette diminution du nombre d'informations à traiter entraîne implicitement une diminution des temps de traitement.



Figure 25. – Image originale.



Figure 26. – Image quantifiée en RGB, suite à une pré quantification en 6 bits. (Image quantifiée selon the variance-based algorithm).



Figure 27. – Image quantifiée en RGB, sans pré quantification préalable (Image quantifiée selon the variance-based algorithm).

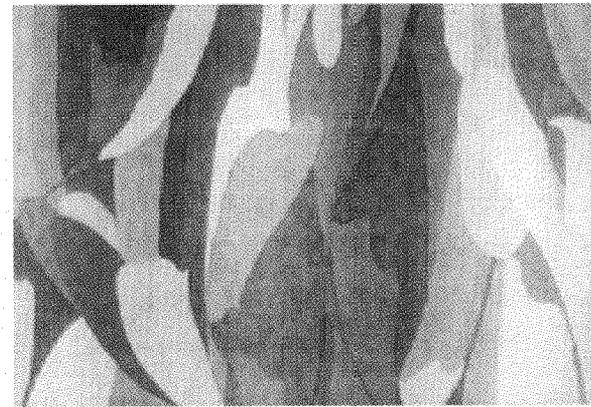


Figure 28. – Image quantifiée en  $L^*a^*b^*$ , sans pré quantification préalable (Image quantifiée selon the variance-based algorithm).

– A titre d'exemple considérons *the variance-based* algorithm développé par Wan [21, 1990]. Cet algorithme a été implémenté dans le cadre d'une pré quantification uniforme en 5 bits de l'espace couleur *RGB*. Sans rien modifier aux principes de cet algorithme on peut toutefois occulter la partie liée à la pré quantification uniforme. On peut alors observer que les temps de traitement varient dans un rapport de 1 à 20, en fonction que l'on considère ou non la pré quantification, pour des résultats visuels sensiblement similaires (Figures 25 à 27, les Figures 26 et 27 ont été quantifiées selon the variance-based algorithm).

- Plusieurs processus de quantification ont donc tiré avantage de cette pré quantification pour rendre plus performant leurs algorithmes. Sans vouloir minimiser la portée des dégradations qui pourraient résulter d'un tel prétraitement, ces processus estiment que ces dégradations sont somme toute suffisamment peu prononcées pour être perceptibles.

– A titre d'exemple, on peut citer *the popularity algorithm* développé par Heckbert [8, 1982], lequel algorithme met en œuvre un processus de partitionnement itératif de l'espace couleur *RGB* basé sur le seuillage sur histogramme. Plutôt que de considérer

l'histogramme des fréquences à part entière, Heckbert propose d'étudier l'histogramme des fréquences réduit à un codage de 5 bits par canaux. Selon Heckbert, l'intérêt d'une telle démarche est qu'elle réduit très nettement les temps d'analyse de cet histogramme, sans pour autant modifier l'information recherchée à savoir la recherche des couleurs de plus forte occurrence sur l'image traitée. De ce fait, les gains en temps de traitement ne se font pas au dépend d'une perte d'information préjudiciable au processus mis en œuvre. Néanmoins le champ d'application de cet algorithme est restreint au seul espace couleur *RGB*, la décomposition uniforme n'étant pas directement accessible dans les autres espaces. Or, pour être efficace un processus de quantification nécessite d'être appliqué à une représentation uniforme.

– De même, l'algorithme développé par Watanabe [22, 1988] utilise un pré partitionnement de l'espace couleur *RGB* en considérant un codage réduit à 5 bits par canaux (soit une décomposition uniforme en 64 sous-cubes). A partir de ce pré partitionnement arbitraire, Watanabe établit un nouveau partitionnement itératif en fonction des sous-cubes les plus porteurs d'information parmi ceux précédemment établis, jusqu'à obtenir le nombre de sous-cubes recherchés. Selon Watanabe ce prétraitement entraîne une réduction des temps de traitement, sans pour autant entraîner une perte d'information préjudiciable au processus. En effet, dans ce processus le pré partitionnement est uniquement utilisé pour initialiser arbitrairement la recherche des couleurs représentatives, et pour diminuer la taille des zones d'étude à des portions d'espace (sous-espaces 3D) peu significatives de la distribution locale des couleurs au sein de l'espace couleur *RGB*. De nouveau, le champ d'application de cette pré quantification est restreint au seul espace couleur *RGB*.

Or, pour être efficace, un processus de quantification doit pouvoir être défini dans le cadre d'une représentation couleur uniforme.

Dès lors :

– soit nous effectuons cette décomposition uniforme au sein d'un modèle uniforme, mais celle-ci perd tout son intérêt du fait de ses coûts de mise en œuvre,

– soit nous effectuons une décomposition uniforme dans l'espace couleur *RGB*, mais celle-ci ne bénéficie pas d'une représentation couleur uniforme.

Ce qui limite quelque peu l'intérêt d'une telle méthode.

- Certains algorithmes de quantification, tel celui précédemment cité, sont indissociablement liés à cette phase de pré quantification. L'implémentation de ces algorithmes ne peut donc se faire que si elle est préalablement précédée d'une décomposition uniforme de l'espace couleur *RGB*. Leur champ d'application ne peut donc pas être étendu aux espaces couleur uniformes.

- Certains algorithmes de quantification tirent avantage de cette phase de pré quantification, sans pour autant dépendre de celle-ci. Ils peuvent donc être reconfigurés, sans cette étape de pré quantification, on peut ainsi étendre leur champ d'application à n'importe quel espace couleur.

Ainsi :

– *the variance-based algorithm* développé par Wan [21, 1990] utilise la décomposition uniforme de l'espace couleur *RGB* uniquement pour diminuer la taille des allocations mémoires nécessaires, de façon à obtenir des temps de traitement relativement performant. Dès lors, cet algorithme peut être revu de façon à occulter la phase liée à la pré quantification. Aucune justification ne s'oppose alors à ce que cet algorithme soit développé dans un espace couleur uniforme plutôt que dans l'espace couleur *RGB*. Il suffit simplement de revoir son implémentation en fonction du nouvel espace couleur considéré. Les résultats que l'on peut obtenir sont alors bien plus pertinents que ceux obtenus dans l'espace couleur *RGB* (cf. Figures 26 et 28 qui ont été quantifiées selon *the variance-based algorithm*), certaines des distorsions couleur liées à la non-uniformité de l'espace couleur *RGB* ayant été corrigées dans ce nouvel espace de représentation. Cette hypothèse avait déjà été avancée par Wan [21, 1990], pour autant celui-ci ne s'était pas donné les moyens de la vérifier. Avec une telle approche nous perdons certes les avantages liés à la pré quantification, par contre celle-ci nous permet d'obtenir des résultats plus pertinents.

Il convient donc de spécifier, avant d'appliquer ou non ce processus de pré quantification, quels sont les critères recherchés :

– soit des temps de traitement performant, et une implémentation simplifiée, auquel cas la pré quantification couleur *RGB* semble tout à fait indiquée,

– soit une qualité visuelle pour les images obtenues suffisamment fine pour ne pas laisser place à des dégradations perceptibles, auquel cas la pré quantification couleur ne doit pas être appliquée, à moins de considérer un espace de représentation uniforme.

## 5. Quantification par partition

Nous allons maintenant nous intéresser aux techniques de quantification liée à un partitionnement de l'espace couleur. Parmi celles-ci on peut distinguer deux types d'approche, d'une part les techniques de partitionnement uniforme, d'autre part les techniques de partitionnement adaptatif. Nous allons maintenant revenir sur chacune de ces approches.

La quantification par partition correspond à un découpage de l'espace couleur en unités de volume prédéfinies, lesquelles unités de volumes peuvent être :

– identiques ou de taille variable, ce qui correspond à une décomposition uniforme ou adaptative de l'espace couleur.

– indépendantes ou représentatives de leur contenu couleur, selon que l'on considère ou non la répartition des couleurs au sein de cet espace.

– indépendantes ou représentatives de l'image étudiée, selon que l'on considère ou non la répartition des couleurs au sein du plan image.

A chacune des unités de volume ainsi défini correspond une couleur de référence (généralement la couleur moyenne). L'ensemble de ces couleurs de référence constitue alors l'ensemble des couleurs représentatives associées au processus de quantification.

### 5.1. DÉCOMPOSITION UNIFORME DE L'ESPACE COULEUR

Sans vouloir revenir sur nos propos précédents, reprenons cette notion de décomposition uniforme en considérant cette fois-ci certains aspects liés à l'uniformité des espaces couleur considérés.

La décomposition uniforme correspond à un partitionnement régulier de l'espace couleur en unités de volume identiques. Cette décomposition n'a de sens que si la répartition couleur est elle-même uniforme. Pourtant plusieurs applications ont été définies à partir de tels processus de décomposition, sans nécessairement tenir compte du fait de savoir si les espaces couleur considérés étaient uniformes ou non.

- Décomposition uniforme de l'espace couleur  $RGB$  en  $L^3$  sous-cubes régulièrement répartis, chaque canal ayant une échelle de valeur codée sur  $L$  bits ( $L < 8$ ) (cf. Figure 2).

- Selon Heckbert [8, 1982] une échelle de valeur codée sur 5 bits par canaux constitue un bon compromis pour maximiser la compression de l'information couleur, tout en minimisant les dégradations qui en résultent. Néanmoins Gentile [5, 1990] minimise la portée d'une telle décomposition en remarquant que l'espace couleur  $RGB$  n'a pas une représentation uniformément répartie au sens de la sensibilité visuelle. Ainsi certaines zones couleur, pour lesquelles la sensibilité perceptuelle est plus fine, nécessiteraient d'être partitionnées plus finement. Tandis que d'autres zones, pour lesquelles la sensibilité perceptuelle est nettement moins fine, nécessiteraient au contraire un partitionnement plus espacé (cf. Figure 3).

- Cette décomposition uniforme peut être étendue à d'autres espaces couleur, à condition que ceux-ci aient également une représentation cubique. A défaut d'avoir un espace couleur cubique on peut considérer l'enveloppe cubique circonscrite à l'espace couleur considéré (Figure 29).

- Parmi les différents algorithmes que nous avons référencé, soulignons celui proposé par Jain [34, 1972] qui applique indifféremment la décomposition cubique aux espaces couleur  $RGB$ ,  $YIQ$ , ou  $UVW$  indépendamment de l'aspect cubique ou non de ces représentations. Tandis que l'algorithme proposé par Gentile [5, 1990] ajuste l'enveloppe circonscrite à la forme parallélépipédique de l'espace couleur considéré. Celui-ci se réfère d'ailleurs aux mêmes espaces de représentation  $RGB$ ,  $YIQ$  et  $UVW$ , sans pour autant écarter les espaces couleur de forme géométrique plus complexe comme l'espace couleur  $L^*u^*v^*$  en forme de double cône.

- Décomposition uniforme d'un espace couleur en unités de volume équi-réparties (Kurz [37, 1983], Gentile [5, 1990]).

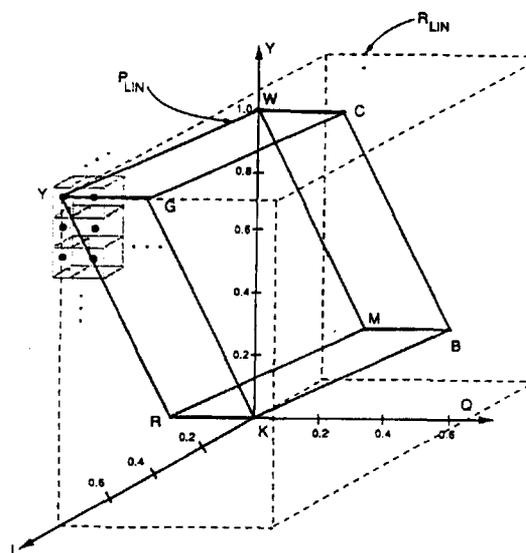


Figure 29. – Enveloppe cubique circonscrite à l'espace couleur YIQ.

Le cube des couleurs est représenté selon un tracé gras, tandis que l'enveloppe cubique circonscrite est tracée en pointillée. (Un exemple de décomposition uniforme est tracé en haut à gauche de la figure) (d'après Gentile [5] 1990).

Cette décomposition présente l'inconvénient de définir des sous-cubes qui sont situés en dehors de l'ensemble des couleurs accessibles pour cet espace.

Ce type de décomposition n'est donc pas appropriée à ce type d'espace, à moins de l'adapter à l'espace couleur considéré (figure 30).

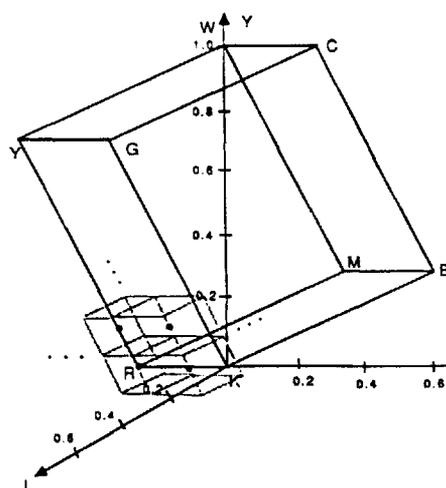
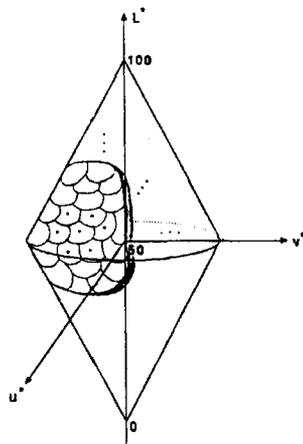


Figure 30. – Enveloppe parallélépipédique circonscrite à l'espace couleur YIQ.

Le cube des couleurs est représenté selon un tracé gras, tandis que l'axe de l'enveloppe circonscrite est décrit par un tracé pointillé. (Un exemple de décomposition uniforme est tracé en haut à droite de la figure) (d'après Gentile [5] 1990).

La décomposition uniforme d'un espace couleur n'induit pas nécessairement des unités de volume cubiques. Dans certains cas d'étude la définition de ces unités de volume est plus difficile à mettre en œuvre que dans le modèle cubique, notamment au niveau de la jonction des zones contiguës (Figure 31).



**Figure 31. – Décomposition uniforme, en unités de volume équi-réparties, de l'espace couleur  $L * u * v$ . (D'après Gentile [5] 1990).**

La transformation  $RGB \rightarrow L * u * v$  n'étant pas linéaire, le cube des couleurs est transformé en double cône. La notion de sous-cube laisse alors place à une notion d'unité de volume plus difficile à modéliser.

Cette décomposition est d'autant plus difficile à définir quand elle est utilisée pour partitionner des espaces couleur pour lesquels la sensibilité visuelle est uniformément répartie. Ce phénomène est d'autant plus dommageable que la décomposition uniforme prend justement tout son sens dans de tels espaces.

Plusieurs des arguments que nous avons cités ont été développés de façon plus approfondie dans une étude menée par Gentile [5, 1990]. Ils démontrent que la décomposition uniforme est :

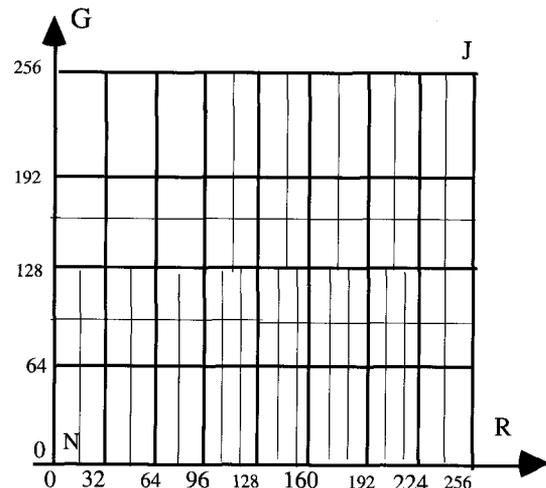
- d'autant plus rapide à mettre en œuvre qu'elle s'applique à des espaces couleur cubiques.
- d'autant plus sensée qu'elle s'applique à des espaces couleur perceptuellement uniformes.

Aucun espace couleur ne réunit conjointement les deux conditions mentionnées, par conséquent ces deux caractéristiques sont pour le moment incompatibles. A défaut de pouvoir utiliser une décomposition uniforme sur les espaces couleur uniformes, on peut établir un processus qui module la décomposition en fonction des niveaux de sensibilité de l'espace couleur considéré. Nous allons développer cette notion dans le paragraphe suivant.

## 5.2. DÉCOMPOSITION ADAPTATIVE FONCTION DE L'ESPACE COULEUR

Plutôt que d'établir une décomposition uniforme de l'espace couleur en unités de volume identiques, on établit une décomposition semi-uniforme avec un pas qui varie selon le niveau de sensibilité associé à chacune des zones de l'espace couleur considéré. Ainsi, l'espace couleur  $RGB$  peut être codé avec une échelle de valeur de 7 bits par canaux pour les zones à forte sensibilité perceptuelle, tandis que pour les zones à faible sensibilité perceptuelle cette échelle de valeur peut être ramenée à 5 bits par canaux. Cette décomposition établit un partitionnement de type

cubique de l'espace couleur considéré en sous-cubes de taille variable, chacun de ces sous-cubes s'emboîtant avec les sous-cubes qui l'entourent (Figure 32).



**Figure 32. – Exemple d'un partitionnement adaptatif du cube des couleurs. Vue de la face RG.**

Les sous-cubes de plus petite taille correspondent aux zones pour lesquelles la sensibilité visuelle aux écarts couleur est plus fine.

La mise en œuvre de cette technique implique une connaissance préalable des zones de sensibilité de l'espace couleur considéré, laquelle connaissance n'est pas toujours directement accessible, ou à défaut facilement modélisable (MacAdam [13, 1942], Kurz [37, 1983]) (cf. Figure 3).

A défaut de calquer la décomposition aux zones de sensibilité perceptuellement uniforme, on peut simplement ajuster la décomposition en fonction de la sensibilité visuelle de chacun des canaux. On obtient alors un partitionnement de type rectangulaire de l'espace couleur considéré, chacun des rectangles s'emboîtant avec les rectangles qui l'entourent (Figure 33).

Ces approches adaptatives semblent plus appropriées que les approches uniformes, pourtant très peu de travaux de recherche y font référence. Notons toutefois la publication de Jain [34, 1972] qui a testé plusieurs échelles de codage, selon chacun des axes, afin de définir l'échelle de valeur la plus appropriée pour coder une image par rapport à un système d'axe donné. A l'inverse Fletcher [4, 1991] définit ses échelles de codage en fonction de la sensibilité perceptuelle liée à chacun des axes. Ainsi il utilise un codage de 2 bits (resp. 3 bits) pour le canal Bleu (resp. pour les canaux Rouge et Vert), de façon à calquer l'échelle de sensibilité liée à l'axe de luminance et la moindre sensibilité de l'axe bleu.

## 5.3. DÉCOMPOSITION ADAPTATIVE FONCTION DE L'IMAGE ÉTUDIÉE

Jusqu'alors nous avons considéré, au niveau de la décomposition, l'espace couleur comme un tout indépendamment de son contenu.

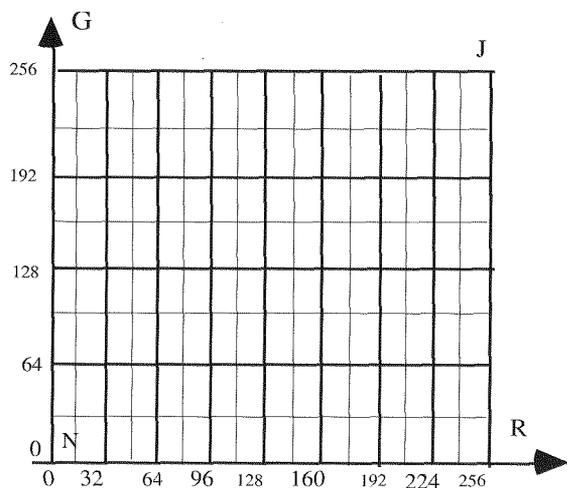


Figure 33. – Exemple d'un partitionnement adaptatif du cube des couleurs. Vue de la face RG.

L'axe G est codé sur une échelle de valeurs de 3 bits, tandis que l'axe R est codé sur une échelle de 4 bits. La sensibilité perceptuelle aux différences de couleur étant plus fine sur cet axe que sur le premier.

N.B. Quand l'échelle de codage s'affine de L bits à L+1 bits par canaux, la taille des sous-cubes diminue dans un rapport de 2 selon chacun des axes.

Or, à chaque image, correspond une représentation couleur spécifique, avec des zones couleur plus ou moins étendues selon leur fréquence d'apparition au sein du plan image. Certaines zones peuvent même être représentatives d'aucune couleur de l'image analysée. Toute décomposition de l'espace couleur, qui ne tient pas compte des couleurs représentées dans celui-ci, peut donc être amené à créer des unités de volume totalement vides de couleur. Cela revient à donner autant de poids à des zones à fort effectifs couleur, qu'à des zones à faible effectifs (cf. Figure 19). Ce qui n'a pas grand sens quand on recherche à mettre en valeur les zones couleur les plus représentatives.

- Décomposition adaptative fonction des zones couleur les plus denses. Pour caractériser l'aspect plus ou moins dense d'une zone d'étude, on se base généralement sur le nombre de couleurs représentées dans celle-ci. Plus une zone d'étude regroupe d'éléments couleur, plus le processus de décomposition associé à cette zone devient fin. Les techniques à base d'*octree* sont les plus communément utilisées pour ce type de décomposition.

- Décomposition adaptative fonction des zones couleur les plus représentatives. La représentativité d'une couleur est liée à la fréquence d'apparition de cette couleur au sein du plan image. A titre d'exemple soulignons *the Pairwise-Nearest Neighbor algorithm* proposé par Dixit [3, 1991], lequel algorithme est fondé sur cette notion. A chaque couleur est associé un poids correspondant au nombre de pixels porteur de cette couleur (Figures 34 et 35). Le processus de décomposition doit donc tenir compte simultanément, du nombre d'éléments couleur associés à la zone couleur étudiée, et du poids respectif de ces éléments. Plus une zone couleur est représentative de l'image étudiée, plus ce processus doit affiner le partitionnement. En étudiant l'histogramme



Figure 34. – Image étudiée, de taille 256\*256 soit 65536 pixels.



Figure 35. – Représentation couleur associée, dans l'espace couleur  $L^*a^*b^*$ , selon le plan de projection  $a^*b^*$ .

38198 couleurs différentes sont représentées dans cet espace couleur, celles-ci correspondent aux 65536 pixels du plan image.

N.B. chacun des axes de l'espace couleur  $L^*a^*b^*$  est codé sur une échelle de valeurs dont le pas vaut 0.2 unités.

couleur de l'image considérée on peut directement avoir accès aux zones couleur les plus représentatives. Les techniques liées au seuillage sur histogramme sont donc les plus communément utilisées pour ce type de décomposition.

On peut toutefois noter que la représentativité perceptuelle d'une couleur n'est pas nécessairement liée à sa fréquence d'apparition. En considérant uniquement ce critère, on peut négliger certaines couleurs, certes peu représentées sur la plan image, mais qui sont néanmoins perceptuellement significatives.

De nombreux algorithmes de quantification sont basés sur ce principe, le plus connu d'entre eux est le *popularity algorithm* introduit par Heckbert [8, 1982]. Sans vouloir établir une liste exhaustive des travaux de recherche ayant porté sur ce sujet soulignons toutefois les travaux de :

- Houle [33, 1986], qui définit ses couleurs représentatives dans l'espace de représentation, en fonction de leur répartition au sein de cet espace, et de leur fréquence d'occurrence au sein du plan image. Ainsi *the maxmin algorithm* qu'il introduit partitionne

adaptativement l'espace couleur en fonction des zones couleur les plus denses et les plus représentatives de l'image étudiée. Pour cela, il met en œuvre un processus récursif qui choisit comme nouvelle couleur représentative celle qui est la plus éloignée de toutes celles qui ont été mis en valeur de part leur éloignement aux classes déjà constituées. Il maximise ainsi la répartition des classes couleur au sein de l'espace couleur étudié, en ce sens sa démarche s'appuie essentiellement sur la notion de grandes distances, contrairement aux autres processus qui s'appuient sur la notion de petites distances.

– Gentile [5, 1990], qui définit également la notion de couleur représentative en fonction des zones couleur les plus denses et de leur fréquence d'occurrence au sein du plan image. Ainsi *the image dependent color quantization process* qu'il introduit met en œuvre deux phases. La première partitionne uniformément l'espace couleur *RGB* selon une décomposition de type cubique, tandis que la seconde phase recherche itérativement, parmi les  $L^3$  sous-cubes constitués, celui qui est le plus représentatif de l'image analysée. Ainsi au niveau  $i$  du processus, on recherche parmi les  $L^3 - 1$  sous-cubes à analyser celui qui est le plus représentatif en terme de densité et de fréquence d'occurrence. Pour qu'il n'y est pas d'interférence entre les couleurs représentatives, on met de coté ce sous-cube de façon à ce que au niveau  $i + 1$  la recherche se poursuive sur les  $L^3 - (i + 1)$  sous-cubes restants. Cette approche s'inscrit dans la continuité des travaux de Braudaway [27, 1986], si ce n'est qu'elle a bénéficié d'un champ d'investigation plus large que ce dernier.

– Fletcher [4, 1991] quant à lui propose, grâce au *merge and box algorithm*, d'établir un processus de partitionnement de type rectangulaire adaptatif. Pour cela, il effectue arbitrairement dans un premier temps une décomposition uniforme, puis dans un second temps met en œuvre un processus de balayage de l'image qui ajuste le nombre de rectangles en fonction de la distribution couleur de l'image traitée. A chaque nouvelle couleur relevée, il ajuste les zones rectangulaires définies, pour qu'à chacune des couleurs observées corresponde une boîte englobante. Toutefois pour limiter le nombre de zones rectangulaires, il fusionne les plus petites d'entre elles quand celles-ci sont jointives, maintenant ainsi un nombre donné constant de zones rectangulaires.

Ce processus utilise donc comme critère d'étude la densité couleur au sein de l'espace couleur, sans tenir compte de la fréquence d'apparition de ces couleurs au sein de l'image étudiée. En ce sens, il constitue une solution de rechange aux processus de seuillage sur histogramme de type *median cut algorithm* ou *variance-based algorithm*, même si son critère d'étude est similaire.

Deux approches peuvent alors être envisagées :

– le seuillage itératif sur histogramme, qui décompose progressivement l'espace couleur en fonction de ses couleurs les plus représentatives.

– la décomposition uniforme pondérée, qui dans un premier temps décompose uniformément l'espace couleur, puis pondère chacune des zones établies en fonction du nombre de pixels qu'elles

représentent, et enfin affine la décomposition en fonction de cette pondération.

Elles permettent d'établir une quantification assez efficace de l'image étudiée. De plus, ces approches sont relativement peu coûteuses à mettre en œuvre.

- Décomposition adaptative fonction de la sensibilité perceptuelle associée à chacune des zones couleur du plan image. La représentativité d'une couleur ne dépend pas uniquement de sa fréquence d'apparition au sein du plan image, mais également de sa répartition spatiale, ou plus exactement du contexte spatiochromimétrique dans lequel elle s'inscrit. En effet, certaines zones couleur du plan image ont une distribution spatiochromimétrique plus homogène que d'autres, d'où une sensibilité visuelle plus fine aux écarts de couleur (Figure 36). Une couleur sera donc perceptuellement jugée d'autant plus représentative qu'elle se différencie localement de son contexte spatial.



Figure 36. – Image labélisée des différents degrés d'homogénéité locale associés à la figure 25.

Les zones homogènes sont visualisées en vert. Les zones semi-homogènes sont visualisées en bleu clair. Les zones inhomogènes sont visualisées en bleu foncé.

Le degré d'homogénéité locale associé à une zone est défini en fonction de la dispersion couleur environnant chacun des points de cette zone. Il caractérise l'aspect + ou – texturé d'une zone. Plus une zone est texturée, moins le système visuel est sensible aux petites différences couleur observées dans cette zone, moins les couleurs qui la composent sont représentatives de celle-ci. A l'inverse, moins une zone est texturée, plus le système visuel est sensible aux petites différences couleur observées dans cette zone, plus les couleurs qui la composent sont représentatives de celle-ci.

- La représentativité d'une zone couleur dépend donc étroitement de la représentativité perceptuelle de chacune des couleurs qui la composent. Autant il nous semble « relativement simple » de déterminer la représentativité d'une zone couleur constituée d'éléments spatiaux connexes, autant il nous semble « relativement complexe » de définir cette représentativité quand ces éléments sont spatialement éparpillés. Autrement dit, la représentativité d'une zone couleur est plus facile à définir dans le plan image que dans l'espace couleur associé. D'autant plus qu'elle se justifie toujours par rapport à ce premier. Vouloir définir la représentativité image d'une couleur à partir du seul espace

couleur associé n'a donc pas grand sens, tout une partie de l'information image n'étant pas représentée dans celui-ci il serait plus judicieux de considérer la représentation spatio-couleur associée à l'image analysée (cf. Figure 20). Celle-ci n'est pourtant pas utilisée en quantification dans la mesure où l'on se satisfait des résultats obtenus par les méthodes usuelles, lesquelles méthodes nécessitent des temps de traitement bien moins coûteux et des algorithmes moins complexes à implémenter.

A défaut de prendre en compte la représentativité spatio-couleur, on peut néanmoins introduire un critère de représentativité couleur qui tienne compte, pour chacune des zones couleur étudiées, de la fréquence d'occurrence de cette zone couleur et du degré d'homogénéité correspondant à cette zone. Ces deux paramètres sont liés à la représentativité spatiale d'une zone couleur. Ce critère présente un double avantage par rapport aux critères usuels liés aux paramètres de densité couleur et à la fréquence spatiale. D'une part il est relativement simple à implémenter, et n'alourdit que modérément les calculs liés à la représentativité d'une couleur. D'autre part, contrairement aux critères précédents, il tient compte de la distribution spatiale des couleurs étudiées et de la sensibilité visuelle, en ce sens il est plus approprié pour caractériser la représentativité perceptuelle d'une couleur ou d'un ensemble de couleurs donné.

Très peu de travaux de recherche ont réellement pris en compte cet aspect, pourtant nombre d'entre eux y font référence sans pouvoir y remédier, ou à défaut proposent des solutions intermédiaires.

Parmi ceux-ci :

– l'étude menée par Balasubramanian [1, 1991] est sans aucun doute l'une des plus poussées que l'on ait pu relever dans ce domaine. En effet, celui-ci intègre dans son processus de quantification une notion de zone d'activité qui reprend en compte la notion de sensibilité perceptuelle. Pour cela, il définit un indice d'activité qui mesure le degré de dispersion moyen, en chacun des points de l'image, en fonction de son environnement spatial proche. A chacun de ces points correspond alors une zone d'activité, fonction de cet indice, caractéristique de l'aspect + ou – texturé de cette zone. Puis, en se basant sur le principe que les zones les plus homogènes sont les plus sensibles à la perception des faibles écarts couleur, il introduit la notion de gradient de luminance pour caractériser les contrastes couleur.

De plus, grâce à la notion de mesure d'activité, on peut définir quelles sont les zones couleur qui, dans l'espace de représentation couleur considéré, nécessitent d'être analysé plus finement que d'autres. Ainsi, cette approche peut également être utilisée pour effectuer une pré-quantification, établie à partir d'une décomposition adaptative, fonction de l'image traitée et de la sensibilité visuelle associée à celle-ci.

– l'étude menée par Orchard [17, 1991] qui propose d'autres critères d'analyse pour moduler la perception des écarts couleur en fonction du contexte spatial dans lesquels ils apparaissent. Quoique différents de ceux introduits par Balasubramanian, ces critères reposent néanmoins sur les mêmes notions, d'une part la notion de sensibilité visuelle à la perception d'un contraste,

d'autre part la notion de zone de sensibilité associée au caractère + ou – localement uniforme de la distribution couleur. Ainsi, Orchard propose d'utiliser le gradient de luminance pour segmenter le plan image en zones homogènes en termes de distribution couleur. Chacune des zones de sensibilité est ainsi délimitée par deux valeurs limites de gradient, chacune de ces valeurs la séparant respectivement d'une zone de sensibilité plus fine et d'une zone de sensibilité plus forte.

Selon Orchard, il n'y a pas que le critère lié au degré d'homogénéité spatiale qui intervient, dans la caractérisation d'une zone, il y a également le critère lié à la taille de la zone d'étude. En effet, plus une zone d'étude est grande sur la plan image, plus il est difficile de la représenter à partir d'une seule couleur donnée. D'un côté à l'autre de cette zone d'étude la perception visuelle n'est pas la même, soit que le contexte environnant est différent, soit que d'autres paramètres visuels interfèrent dans la perception de cette zone. Pour tenir compte de cet aspect, il faut donc prendre en considération la taille des zones d'étude.

En fonction des critères d'étude retenus, on peut ainsi moduler le processus de quantification en fonction du degré de sensibilité visuelle correspondant à chacune des zones du plan image, et aussi tenir compte de la répartition spatio-couleur. D'où une approche adaptative fonction de l'image traitée et de la perception visuelle liée à celle-ci.

Nous allons maintenant revenir sur la notion de critère d'étude, et voir comment cette notion interfère-t-elle tant au niveau des processus de quantification que des résultats obtenus par ces processus. A ce titre, nous verrons que ce n'est pas tant la méthode de quantification qui est importante, mais véritablement les critères d'étude.

## 6. Quantification et visualisation

On distingue deux phases consécutives dans un processus de quantification :

- (1) une phase d'analyse qui détermine quels sont les couleurs représentatives associées à une image,
- (2) une phase de visualisation qui représente l'image analysée en fonction des couleurs précédemment établies.

A chacune de ces deux phases correspond un traitement spécifique, à moins que le processus de quantification développé permette d'établir directement la visualisation, auquel cas cette seconde phase ne nécessite pas de traitement spécifique. Pour la plupart des processus de quantification ces deux phases sont traitées indépendamment.

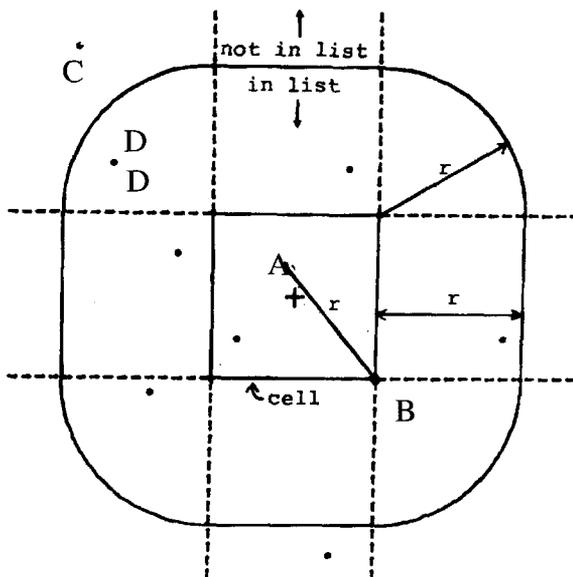
- Les techniques de *mapping*, ou autres techniques de visualisation d'une image à partir de ses couleurs représentatives, consistent à visualiser une image donnée en fonction d'un ensemble de couleurs de référence préétablies. Il s'agit donc d'associer à chacun des pixels une couleur de référence qui soit le plus proche possible de sa couleur initiale.

Plutôt que de parcourir l'ensemble des couleurs de référence, on peut limiter le champ d'investigation aux seules couleurs de référence qui sont effectivement proches de la couleur étudiée. Plusieurs techniques, relativement peu coûteuse à mettre en œuvre, ont été proposées pour satisfaire cet objectif.

– La démarche la plus simple consiste à décomposer uniformément l'espace des couleurs et à ne retenir parmi l'ensemble des couleurs de référence que celles qui sont situées dans la même portion d'espace (même sous-cube) que la couleur étudiée (Gentile [5, 1990]).

– Heckbert [8, 1982] quant à lui a proposé une technique plus élaborée, *the locally sorted search algorithm*, pour laquelle la notion de proximité par rapport à une couleur représentative est restreinte aux seules unités de volume avoisinant la couleur étudiée (Figure 37)

– Dans la continuité de cette approche Houle [33, 1986] a également proposé un algorithme qui restreint la recherche



- ◆ couleur représentative
- cellule étudiée    ++ cellules adjacentes
- ++
- ↑ ensemble de couleurs représentatives retenues
- ↓ ensemble de couleurs représentatives non retenues

**Figure 37. – Recherche de la couleur représentative associée à la couleur étudiée, recherche restreinte aux seules couleurs potentiellement représentatives. (D'après Heckbert [8] 1982.**

L'espace couleur RGB est décomposé en  $N * N * N$  cellules cubiques. Parmi les couleurs qui peuvent représenter la couleur A étudiée seules celles situées dans la cellule englobant la couleur A ou adjacentes à celle-ci sont à étudier, ce qui exclut les couleurs du type C.

Plus exactement, considérons le point B, situé à la distance  $r$  du point A, comme étant le point de la cellule englobant A le plus distant de celui-ci. Alors toutes les couleurs représentatives dont la distance à cette cellule est plus grande que cette distance seuil  $r$  n'ont pas lieu d'être étudiées, elles ne peuvent donc représenter aucune des couleurs de cette cellule.

des couleurs représentatives en fonction de leur proximité aux couleurs étudiées;

• Sans vouloir revenir sur chacun des processus de visualisation qui minimisent le nombre de couleur de référence à analyser, on peut toutefois souligner quelques approches, plus performantes que celles précédemment exposées, comme :

– the hierarchical binary tree structure algorithm, proposé par Bouman [26]1989, qui établit une recherche arborescente, réduisant ainsi le nombre de couleurs à analyser pour chacun des pixels selon au plus  $N \log M$  calculs de distance. Pour lequel  $M$  représente le nombre de couleurs représentatives à tester pour chacun des  $N$  pixels du plan image.

Cet algorithme ne peut fonctionner qu'à condition d'avoir une structure équivalente pour l'ensemble des couleurs représentatives. Autrement dit :

– l'algorithme de quantification qui a été utilisé pour établir cet ensemble doit être basé sur un partitionnement binaire arborescent de l'espace couleur,

– l'« historique » de ce partitionnement doit être conservé en mémoire pour pouvoir être réutilisé lors de la phase de visualisation.

Ce qui limite le champ d'application de cette méthode de visualisation aux seuls ensemble de couleurs représentatives prévu à cet effet, tels ceux issus des algorithmes de type *k-d trees*. Plusieurs recherches ont donc été menées pour établir des algorithmes de quantification de ce type, soit en considérant une arborescence binaire, soit une arborescence *k*-ternaire (Friedman [32, 1977]). Ainsi le *mean-split algorithm* ou le *k-means algorithm* sont deux des technologies les plus utilisées pour ce type d'approche. De même le *variance-based algorithm* ou sa version *k*-ternaire sont deux techniques qui s'inscrivent dans la lignée de cette approche (Wan [20, 1988], Wan [21, 1990], Wu [24, 1992]).

– *the propagation algorithm*, proposé par Goldberg [7, 1991], qui établit un partitionnement de l'espace couleur à partir d'une croissance de région itérative dont les germes sont les couleurs représentatives fournies par le processus de quantification. Ce partitionnement est basé sur un critère de proximité. Il associe à chaque couleur représentative une zone d'influence pour laquelle chacune des couleurs de cette zone est plus proche de cette couleur représentative qu'aucune des autres. Pour chacune des couleurs du plan image on peut donc directement déterminer quelle est la couleur représentative qui lui correspond le mieux en fonction de la zone d'influence dans lequel celle-ci se positionne.

## 7. Minimisation des erreurs de quantification

### 7.1. CRITÈRES USUELLEMENT RETENUS

A chaque processus de quantification correspond un critère d'étude spécifique et un objectif à atteindre. Parmi les différentes techniques de quantification usuellement proposées on peut noter deux types d'approche :

– l'une liée au partitionnement de l'espace couleur en unités de volume régulièrement réparties, la représentativité d'une unité de volume étant liée à son contenu couleur (cf. § 5.1).

– l'autre liée au partitionnement de l'espace couleur en zones couleurs discriminantes, l'étendue d'une zone couleur étant limitée par son degré d'homogénéité couleur (cf. § 5.3).

Ces approches se caractérisent notamment par le fait qu'elles traitent uniquement de l'information couleur sans tenir compte de la répartition spatiale de ces couleurs au sein du plan image. Il est pourtant établi que la représentativité d'une couleur est étroitement liée à sa répartition spatiochromimétrique, voire même dans certains cas d'étude indissociable de ce paramètre. En conséquence de quoi, sa non-prise en compte peut s'avérer particulièrement préjudiciable aux processus de quantification et aux images résultants de ces processus.

A titre d'exemple considérons l'image liée à la Figure 38. Celle-ci est composée au niveau du ciel un dégradé continu de bleus qui s'éclaircit à l'horizon.

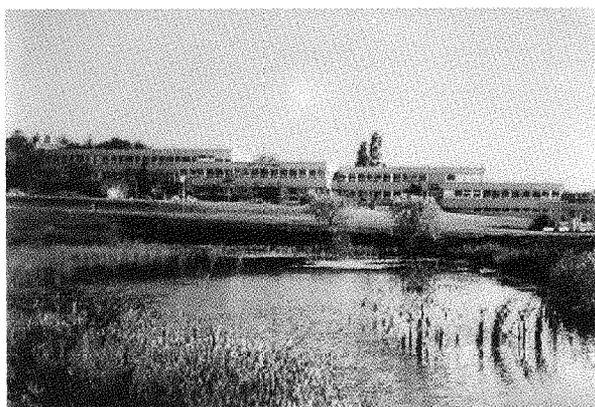


Figure 38. – Image originale.

• En tenant uniquement compte de l'information couleur on obtient une image quantifiée pour laquelle le ciel est partitionné en zones uniformes distinctes (Figure 39). Cet effet est d'autant plus prononcé quand on représente le ciel avec un nombre peu élevé de couleurs représentatives (Figure 40). On observe alors un effet de fort contraste entre chacune des zones contiguës qui résulte non seulement de l'écart colorimétrique qui sépare ces deux zones



Figure 39. – Image quantifiée en tenant uniquement compte de l'information couleur.

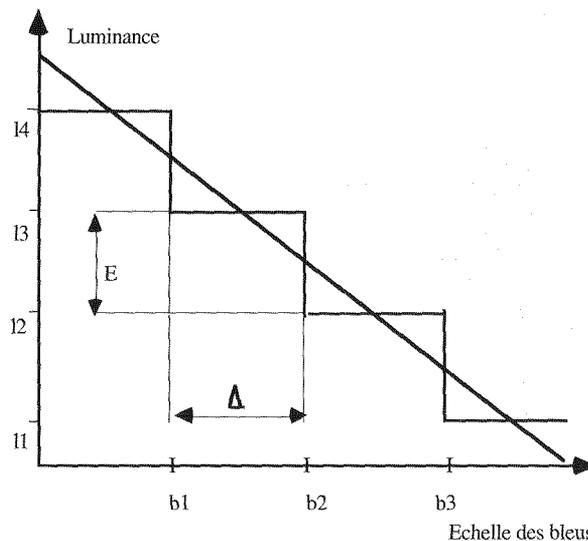


Figure 40. – Représentation discrète d'une distribution uniformément continue.

Quantification d'un dégradé uniforme en luminance et en teinte.  $E$  et  $\Delta$  représentent respectivement les largeurs de palier en luminance et en teinte.

$l_i$  et  $b_j$  représentent les couleurs représentatives retenues.

$l_i - l_{i-1}$  et  $b_j - b_{j-1}$  représentent les écarts couleur liés à cette quantification.

mais également par la perception que le système visuel a de cet écart (MacAdam [13, 1942], Kurz [37, 1983]). Ce phénomène est communément appelé par les neurophysiologues l'effet Macband (Agoston [55, 1987]).

• Par contre si on applique à cette image un processus de quantification qui tienne compte à la fois de l'information couleur et de l'information spatiochromimétrique, on obtient une image quantifiée dont le ciel ne présente plus ce type de défaut (Figure 41). Il suffit pour cela d'intégrer à la notion de couleur représentative la notion de contexte environnant, c'est à dire de tenir compte de l'aspect spatiochromimétrique local. Grâce à cela on peut non seulement minimiser les écarts couleur entre les couleurs de l'image traitée et leurs représentants couleur, mais également minimiser les varia-

tions de contraste local. Ce dernier point est essentiel, il permet de minimiser les dégradations entre l'image quantifiée et l'image traitée, le phénomène de partitionnement en zones contiguës ne peut donc plus se réaliser.

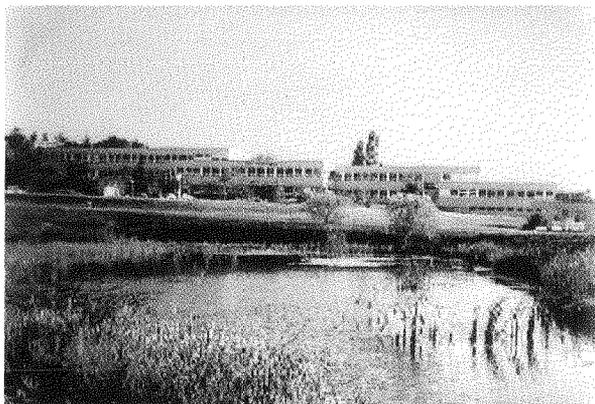


Figure 41. – Image quantifiée en tenant compte de l'information spatio-couleur.

Ce phénomène est d'autant plus accentué que l'image considérée présente des zones couleur relativement homogènes ou peu contrastées.

A défaut de pouvoir intégrer directement dans leur approche ce paramètre, certaines études proposent de l'intégrer dans un second processus intervenant a posteriori. En agissant de la sorte elles découplent les aspects liés à la représentation couleur et ceux liés à la représentation spatio-couleur, ce qui permet de définir un premier traitement qui intervient en tant que pré quantification de l'espace couleur, et un second traitement qui affine le résultat du premier en tenant compte de l'aspect spatio-couleur.

## 7.2. AMÉLIORATION DE LA QUALITÉ VISUELLE D'UNE IMAGE QUANTIFIÉE

A défaut de pouvoir traiter simultanément dans un même processus l'information couleur et l'information spatio-couleur, la plupart des processus de quantification s'attachent à traiter dans un premier temps l'information couleur et dans un second temps l'information spatio-couleur. Ce second processus intervient alors comme un processus complémentaire qui affine le résultat du premier.

En fait, nous pouvons distinguer deux types de processus pour affiner le résultat d'une quantification.

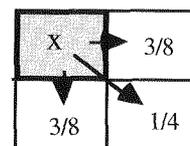
– Soit cette amélioration passe par une meilleure prise en compte de l'information spatio-colorimétrique, auquel cas nous pouvons faire appel aux techniques de type *dithering*.

– Soit cette amélioration passe par une augmentation du nombre de couleurs représentatives (soit au niveau global, soit zone à zone), auquel cas nous pouvons faire appel aux techniques de type *digital halftoning techniques*.

• Parmi les différentes techniques utilisées pour affiner le résultat de la quantification en fonction de l'information spatio-colorimétrique, les techniques de *dithering* sont sans aucun doute les plus utilisées. Elles associent à chacun des points du plan image, non pas la valeur résultant de la quantification, mais une valeur résultant de la juxtaposition des points qui lui sont adjacents. Ce qui entraîne une augmentation de la résolution colorimétrique au détriment de la résolution spatiale. Cette technique a été introduite par Floyd et Steinberg [31, 1975] afin de reporter l'erreur de quantification, observée en un point donné, sur chacun des points qui l'entourent.

Plusieurs algorithmes ont été développés pour mettre en œuvre cette technique, parmi celles-ci notons :

– *the error diffusion technique* introduit par Floyd et Steinberg [31, 1975]<sup>3</sup>, qui répercute l'erreur de quantification observée en un pixel donné sur les pixels adjacents situés en dessous et à droite. L'implémentation d'un tel processus nécessite alors un balayage séquentiel de l'image à traiter à partir du coin supérieur gauche (Figure 42).



masque de distribution de l'erreur centré au point x

Figure 42. – Dithering par distribution de l'erreur de quantification sur les pixels adjacents.

– *the ordered dither technique* proposé par Jarvis [9, 1976] qui perturbe la valeur de chacun des pixels avec un bruit pseudo-aléatoire. Ce bruit est en fait calculé en chaque pixel en fonction d'une combinaison de valeurs issues des pixels adjacents au pixel étudié (Figure 43).

1/32	17/32	5/32	21/32
25/32	9/32	29/32	13/32
7/32	23/32	3/32	19/32
31/32	15/32	27/32	11/32

masque de distribution pseudo-aléatoire de taille 4\*4 associé au bruit de perturbation

Figure 43. – Dithering par ajout d'un bruit pseudo-aléatoire.

• D'autres techniques ont également été proposées quoique la plupart d'entre elles s'inscrivent dans la continuité des méthodes

3. Une version optimisée de cet algorithme a été proposée par Fletcher [4, 1991], de même une version adaptative a été introduite par Wong [46, 1994].

de dithering précédemment citées. Ces techniques cherchent essentiellement à affiner les méthodes précédentes ou à atténuer les éventuelles dégradations qu'elles génèrent (Knuth [36, 1987], Orchard [17, 1991]). Lesquelles dégradations proviennent initialement du processus de quantification utilisé, et sont amplifiées et non pas corrigées par le processus de *dithering*. Ceci se vérifie plus particulièrement au niveau des contours ou la combinaison des pixels adjacents ne permet pas de retrouver la couleur du contour initial mais au contraire amplifie la dégradation de ces contours (Hall [58, 1988], Fletcher [4, 1991]).

- En règle générale ces techniques améliorent sensiblement la qualité de l'image résultante, ceci au dépens d'un bruit de fond qui se superpose à l'image analysée. En particulier certains effets de contour, artificiellement créés par la quantification, sont sensiblement amplifiés. En jouant sur l'amplitude de ce bruit de fond, nous pouvons néanmoins réduire les erreurs de quantification. Cette technique est en partie limitée aux images texturées, en effet pour les autres images, et notamment pour les images relativement homogènes, ce bruit de fond qui s'ajoute à l'image analysée devient prépondérant sur l'aspect homogène de l'image étudiée.

De nouveau nous sommes confrontés à une double problématique :

- soit nous utilisons ce type de technique sans tenir compte des différents niveaux d'homogénéité présents dans l'image, d'où une mise en œuvre peu coûteuse mais des résultats peu probants.

- soit nous utilisons une technique plus élaborée qui module ses critères en fonction des différents niveaux d'homogénéité présents dans l'image, d'où des résultats plus pertinents mais une implémentation plus lourde à gérer.

- Les *digital halftoning techniques* permettent d'établir de nouvelles couleurs représentatives par combinaison des différentes couleurs représentatives précédemment mis en évidence par le processus de quantification. Contrairement aux premières ces couleurs représentatives ne sont pas uniquement définies à partir de l'information couleur mais à partir de l'information spatio-couleur. Ces nouvelles couleurs représentatives sont donc plus caractéristiques de l'image étudiée que les premières, ce qui améliore d'autant la visualisation de l'image quantifiée résultante. Cette amélioration s'effectue au dépend de la résolution spatiale, tout en privilégiant la résolution couleur. D'où l'apparition d'une texture artificielle sur l'image résultante, qui en fonction des images étudiées peut engendrer des dégradations sur l'image quantifiée par rapport à l'image initiale (Hall [58, 1988]).

Revenons néanmoins sur cette approche en considérant l'algorithme proposé par :

- Goldberg [7, 1991] qui augmente la résolution couleur selon un procédé de type multi-résolution en considérant la couleur moyenne représentative du voisinage de chaque pixel du plan image (en fonction de la distance de vision, de la taille du voisinage et de la distribution couleur sur celui-ci). Ce procédé permet de minimiser les distorsions couleur entre l'image traitée et l'image

quantifiée associée. En effet, chacune des nouvelles couleurs représentatives est définie, en fonction de la couleur moyenne des couleurs représentatives précédemment établies, de façon à minimiser la variance de chacune des classes couleur résultantes.

### 7.3. PRISE EN COMPTE DE L'ASPECT SPATIO-COLORIMÉTRIQUE

- Plutôt que de considérer un second traitement qui intègre a posteriori l'aspect spatio-colorimétrique, il nous semble plus efficace d'intégrer directement cet aspect au processus de quantification. Peu de recherches ont été menées en ce sens. Notons toutefois les travaux de Bouman [26, 1991], de Balasubramanian [1, 1991] ou de Chaddha [29], 1941 qui ont mis en œuvre des processus de quantification pour lesquels l'aspect spatio-couleur est directement pris en compte.

- Ainsi Bouman [26, 1991] a développé un processus de quantification basé sur la minimisation des erreurs de quantification (basé sur la *WTSE* mesure), en considérant un critère de minimisation global (basé sur la *TSE* mesure) pondéré par :

- un critère de contraste local (noté  $W_S(x)$ ),
- un critère lié au degré d'uniformité de chacune des zones couleur du plan image.

Avec

$$TSE = \sum_n \sum_{S \in C_n} \|x_S - q_n\|^2$$

où

- $C_n$  représente les  $n$  classes couleurs.
- $S$  représente l'ensemble des pixel du plan image.
- $q_n$  représente la couleur représentative associée à la classe  $C_n$ .
- $x_S$  représente la couleur associée au pixel étudié.

Avec

$$WTSE = \sum_n \sum_{S \in C_n} W_S(x) \cdot \|x_S - q_n\|^2$$

où

- $W_S(x) = f(\nabla y, E, h)$
- $\nabla y$  représente le gradient en luminance de l'image étudiée.
- $E$  représente la taille de la zone d'étude associée à la classe étudiée.
- $h$  représente le masque de convolution considéré (taille  $5 \times 5$ ).

Cette méthode a pour principal intérêt de moduler l'erreur de quantification en fonction du degré d'uniformité présenté par chacune des zones du plan image. La détection de ces zones étant essentiellement liée à la notion de gradient de luminance.

- De même Balasubramanian [1, 1991] a défini un critère d'uniformité (noté *AW*) pour chacune des zones du plan image en fonction de deux critères :

- l'un lié à la notion de proximité couleur entre pixel adjacents (à partir de la mesure  $\tilde{\alpha}_x$ ),

– l'autre lié à la notion de gradient de luminance (à partir de la mesure  $\nabla y$ ).

Avec :

$$\alpha_k = \frac{1}{64} \sum_{S \in P_k} \|x_S - \bar{x}_k\|$$

qui représente l'écart couleur moyen sur un voisinage  $P_k$  de taille  $8*8$ , ou

–  $x_s$  représente la couleur associée au pixel étudié.

–  $\bar{x}_k$  représente la couleur moyenne associée au voisinage  $P_k$ .

on a alors :

$$\tilde{\alpha}_x = \min_{k \in K_x} \alpha_k$$

qui représente le plus petit de ces écarts couleur, pour l'ensemble des voisinages  $P_k$  incluant le pixel  $x$ .

Balasubramanian propose alors de minimiser les erreurs de quantification, notamment les effets de faux contour, en considérant un critère de maximisation des écarts entre couleurs représentatives pondéré en fonction du critère d'uniformité précédemment cité. D'où la fonction suivante à minimiser :

$$\hat{d}_{ij} = w_{ij} \times d_{ij}$$

Avec :

$$d_{ij} = \frac{n_i n_j}{n_i + n_j} \|\bar{x}_i - \bar{x}_j\|^2$$

qui représente la distance pondérée entre deux classes couleur de poids respectif  $n_i$  et  $n_j$ , et de couleur moyenne  $\bar{x}_i$  et  $\bar{x}_j$ . Cette distance constitue alors un critère de fusion à condition que les deux classes considérées soient colorimétriquement proches (selon un critère basé sur la *Pairwise Nearest Neighbor Clusters method*). et

$$w_{ij} = \frac{1}{f(\hat{\alpha}_{ij})}$$

qui représente le poids donné aux deux classes couleur  $C_i$  et  $C_j$  en fonction de leur uniformité.

Ce poids permet de pondérer la mesure de l'écart couleur entre  $C_i$  et  $C_j$  en fonction de la perception que le système visuel a de cet écart. Or cette perception dépend pour une bonne part du degré d'uniformité de chacune de ces classes. D'où la notion d'*Activity Weighting* (notée *AW*) proposée par Balasubramanian.

Avec :

$$\hat{\alpha}_{c_{ij}} = \min(\hat{\alpha}_{c_i}, \hat{\alpha}_{c_j})$$

et

$$\hat{\alpha}_{c_i} = \min_{x \in C_i} (\tilde{\alpha}_x)$$

qui représente le degré d'uniformité associé à la classe couleur  $C_i$ .

• Sans vouloir minimiser la portée des approches de Bouman et de Balasubramanian, on peut toutefois regretter qu'ils n'exploitent pas suffisamment toutes les potentialités liés à l'information spatio-colorimétrique. Certes ces approches constituent une bonne base de réflexion, elles sont cependant incomplètes. Nous avons

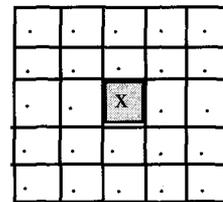
donc proposé une autre approche plus approfondie (Tremeau [54, 1993]). Cette approche repose sur les notions suivantes :

(1) Recherche des différentes zones d'homogénéité associées à une image.

Soit

$$V(x, y) = \left\{ \begin{array}{l} (x', y') \in T / (x', y') \neq (x, y) \\ x - x_0 \leq x' \leq x + x_0 \\ \text{et} \\ y - y_0 \leq y' \leq y + y_0 \end{array} \right\}$$

un voisinage de taille  $(2x_0 + 1)(2y_0 + 1)$  représentant l'environnement spatial du point  $(x, y)$  étudié (Figure 44).  $x_0$  et  $y_0$  délimitent respectivement la taille en  $x$  et en  $y$  de ce voisinage.



x Pixel central    . Élément de voisinage

Figure 44. – Voisinage, de taille 5\*5, environnant un pixel donné.

Notons :

$$\begin{aligned} N(x, y) &= \text{card } V(x, y) \\ &= (2x_0 + 1)(2y_0 + 1) - 1 \end{aligned}$$

Le nombre de points regroupés dans ce voisinage.

La taille de ce voisinage dépend du niveau d'attention selon lequel on étudie la scène. Si on focalise l'attention sur une zone très restreinte il faut considérer un voisinage de taille 3\*3, au contraire si on se satisfait d'une vue d'ensemble il faut considérer au plus un voisinage de taille 5\*5.

Plutôt que de considérer ce voisinage comme un tout indépendamment de sa distribution colorimétrique, nous allons décomposer ce voisinage en différentes zones, chacune d'entre elles présentant une dispersion colorimétrique bien définie.

Pour cela définissons

$$V_{\alpha, \beta}(h(x, y)) = \left\{ \frac{(x', y') \in V(x, y)}{\alpha \leq \|h(x, y) - h(x', y')\| \leq \beta} \right\}$$

comme étant l'ensemble des points, situés dans l'environnement spatial du point  $(x, y)$ , dont l'écart colorimétrique au point étudié s'inscrit dans un intervalle d'étude déterminé.

On peut alors définir plusieurs niveaux d'homogénéité au sein d'un voisinage donné; On peut ainsi établir si le voisinage étudié est globalement homogène ou non. En fait plusieurs niveaux d'homogénéités peuvent prévaloir au sein d'un voisinage donné. Néanmoins, on peut définir si celui-ci est globalement homogène ou non. Pour cela, il faut évaluer les rapports de force au sein

de ce voisinage entre les éléments homogènes et les éléments inhomogènes. Deux paramètres permettent d'évaluer ces rapports de force; le premier est lié à un critère de répartition spatiale, le second est lié à un critère d'occurrence (Figure 45).

o	x	x	x	o
x	x	x	o	x
x	o	x	x	x
x	o	o	x	o
x	x	o	x	x

x Eléments homogènes    o Eléments inhomogènes  
(a) exemple d'un voisinage globalement homogène

.	x	x	x	.
x	x	x	.	x
x	.	x	x	x
x	.	.	x	.
x	x	.	x	x

(b) Voisinage restreint aux seuls éléments homogènes

Figure 45. – Voisinage, de taille 5\*5, restreint aux seuls éléments dont la dispersion couleur, par rapport au pixel étudié, se situe dans un intervalle de valeurs prédéfini.

Au delà de la notion voisinage, on peut également introduire la notion d'homogénéité locale par rapport à une image donnée. Il suffit pour cela de repérer sur l'image traitée quels sont les éléments qui sont homogènes par rapport à leur voisinage et qui forment une entité spatiale connexe (Figures 46 à 48). Pour chacune de ces zones, on pourra alors établir une pondération fonction de son niveau d'homogénéité qui sera par la suite utilisée dans le processus de quantification.

Contrairement aux approches de Bouman et de Balasubramanian notre approche permet :



Figure 46. – Image originale.

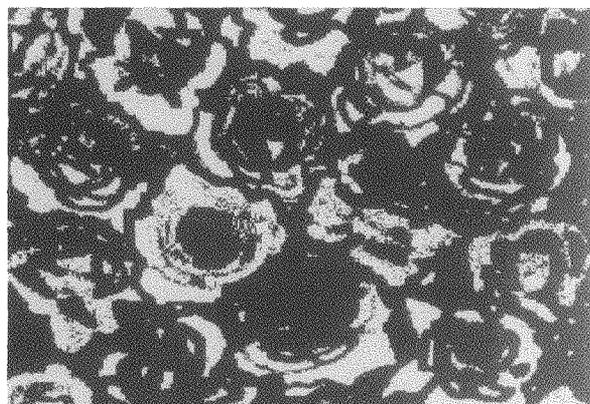


Figure 47. – Image des différentes zones d'homogénéité.

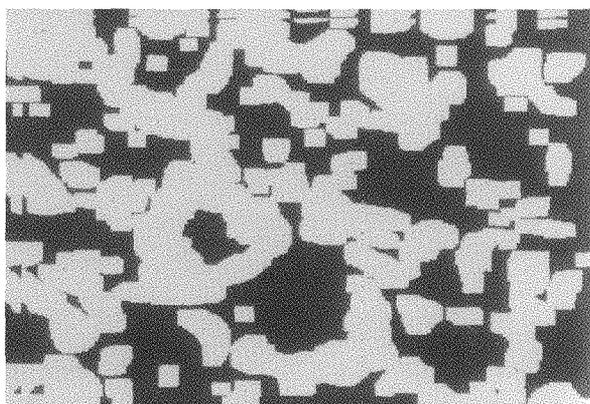


Figure 48. – Image des différentes zones d'homogénéité, selon l'approche de Balasubramanian.

- non seulement de mieux tenir compte des différences d'homogénéité au sein d'une image donnée, via l'étude des distributions spatiochromimétriques locales,
- mais également d'introduire une autre formulation pour la définition d'un voisinage, via l'étude de sa distribution spatiochromimétrique.

Notre approche permet de mieux appréhender chacune des zones de l'image étudiée, dans la mesure où elle permet d'affiner la quantification en fonction de la sensibilité visuelle associée à chacune de ces zones.

(2) Recherche des différentes couleurs représentatives de l'image étudiée.

Par une démarche hiérarchique à base de nuées dynamiques successives, nous avons établi une décomposition progressive de l'espace couleur en zones couleur de plus en plus homogènes (Tremeau [54, 1993]). Le critère d'arrêt associé à ce processus est lié à la notion d'indifférenciabilité perceptuelle, en ce sens où l'ensemble des couleurs regroupées au sein de chacune des zones couleur détectées sont visuellement indifférenciables les unes par rapport aux autres (MacAdam [13, 1942]).

L'intérêt d'une telle démarche est qu'elle remplace une connaissance a priori, sur le nombre de classes et leur position relative, par un mécanisme automatique qui tient compte, non seulement de la répartition de l'information couleur au sein de l'espace couleur considéré, mais également de sa représentativité spatiale. En effet à chaque couleur correspond une pondération liée à sa répartition spatiale, en fonction de sa fréquence d'occurrence et de sa densité locale (en terme d'amas ou de points isolés). De même, à chaque zone couleur correspond un ajustement du seuil d'indifférenciabilité en fonction du niveau de sensibilité spatio-couleur associé à cette zone (e.g. du degré d'homogénéité locale observé en chacun de ses points). Quatre critères d'optimisation sont associés à ce processus :

(2.1) minimisation des erreurs de classification, de façon globale, en considérant le paramètre :

$$\bar{e}_i = \frac{1}{m_i} \sum_{k=1}^{m_i} \sum_{j=1}^{n_k} \|h(s_j) - \bar{h}_i\|^2$$

qui représente l'écart couleur moyen global associé à la classe d'indice  $i$  regroupant  $m_i$  couleurs différentes chacune d'entre elles représentant  $n_k$  pixel sur le plan image.

$h(s_j)$  représente la couleur associée au pixel  $s_j$ , et  $\bar{h}_i$  la couleur moyenne associée à la classe d'indice  $i$ .

(2.2) minimisation des erreurs de classification les plus perceptibles, au niveau global, en considérant la paramètre :

$$e_{\max_i} = \max_{k=1, \dots, m_i, j=1, \dots, n_k} \|h(s_j) - \bar{h}_i\|^2$$

qui représente l'écart couleur global maximal associé à la classe d'indice  $i$ , écart couleur d'autant plus perceptible que la classe couleur étudiée est perçue comme globalement homogène.

(2.3) minimisation des erreurs de classification, de façon locale, en considérant le paramètre :

$$\bar{e}_i = \frac{1}{\sum_{k=1}^{m_i} n_k} \sum_{(x,y) \in S_i} \|h(x,y) - \bar{h}_i(x,y)\|^2$$

qui représente l'écart couleur moyen local associé à la classe d'indice  $i$ , de support spatial  $S_i$ , regroupant  $m_i$  couleurs différentes, chacune d'entre elles représentant  $n_k$  pixel sur le plan image.

$h(x,y)$  représente la couleur associée au pixel  $(x,y)$ , et  $\bar{h}_i(x,y)$  la couleur moyenne associée au voisinage  $V(x,y)$  du pixel  $(x,y)$  étudié (les seuls éléments de voisinage considérés étant ceux appartenant à la même classe couleur que l'élément  $(x,y)$ ).

d'où

$$\bar{h}_i(x,y) = \frac{1}{\text{card}(V(x,y) \cap S_i)} \sum_{(x',y') \in (V(x,y) \cap S_i)} h(x',y')$$

(2.4) minimisation des erreurs de classification les plus perceptibles, au niveau local, en considérant le paramètre :

$$e_{\max_i} = \max_{(x,y) \in S_i} \|h(x,y) - \bar{h}_i(x,y)\|^2$$

qui représente l'écart couleur local maximal associé à la classe d'indice  $i$ , écart couleur d'autant plus perceptible que la champ environnant le pixel étudié est perçu comme globalement homogène.

Il s'agit donc de minimiser les erreurs de quantification, tant au niveau du partitionnement de l'espace couleur en zones couleur, que de la répartition spatiale de ces zones couleurs. Pour chacune de ces deux représentations la décomposition tient compte non seulement de l'aspect global, mais également de l'aspect local afin de mettre en évidence les erreurs les plus perceptibles. D'où une meilleure prise en compte de l'aspect spatio-colorimétrique.

Nous avons donc développé un processus algorithmique hiérarchique qui minimise de façon séquentielle chacun de ces paramètres pour chacune des classes étudiées. Nous nous sommes intéressé, dans ce paragraphe, uniquement aux critères liés à la quantification. Pour plus de précisions sur l'implémentation algorithmique de ces critères il convient de se reporter au travail de thèse que nous avons mené (Tremeau [54, 1993]). Cette approche allourdit considérablement les temps de traitement, par contre elle améliore très sensiblement la qualité perceptuelle du résultat de la quantification (Figures 49 à 51).

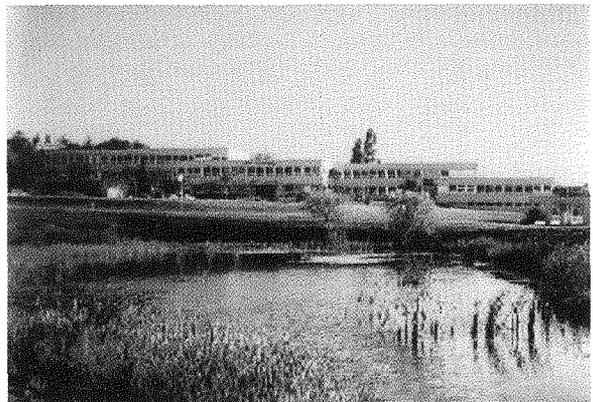


Figure 49. – Image originale.

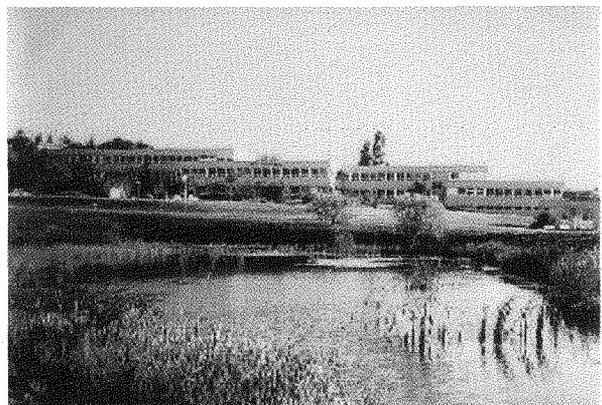


Figure 50. – Image quantifiée sans tenir compte des interconnexions spatiales. Quantification selon une classification par nuées dynamiques hiérarchisées.

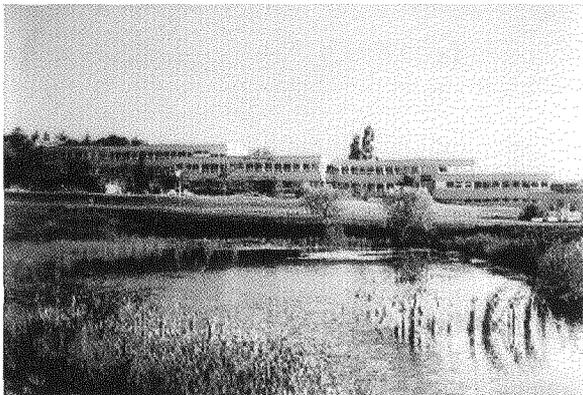


Figure 51. – Image quantifiée en tenant compte des interconnexions spatiales. Quantification selon une classification par nuées dynamiques hiérarchisées.

La plupart des méthodes de quantification s'attachent à minimiser l'erreur des moindres carré au sens du critère (2.1) précédent. Ceci revient à minimiser en moyenne les erreurs de quantification, indépendamment du fait que certaines erreurs de faible amplitude peuvent paraître plus perceptible que d'autres erreurs de plus forte amplitude. En effet, la perception de cette erreur ne s'explique pas uniquement par son amplitude, mais également par le contexte environnant dans lequel elle s'inscrit. L'erreur des moindres carrés ne peut donc donner qu'une estimation somme toute très relative des erreurs de quantification perceptibles. Il est donc indispensable de tenir compte des quatre critères précédemment défini pour obtenir une quantification perceptuellement pertinente.

## 8. Conclusion

Dans les années 1980 la quantification couleur était essentiellement traitée sous l'angle de l'information couleur, avec éventuellement une correction a posteriori fonction de la répartition spatiale des couleurs sur le plan image. Depuis le début des années 1990, la quantification couleur a pris un nouvel essor, notamment grâce aux travaux de Balasubramanian [1, 1991] et de Orchard [17, 1991]. Ce nouvel essor passe par une meilleure prise en compte de l'information spatio-couleur, c'est à dire par une meilleure prise en compte de l'aspect spatial lié à la distribution des couleurs sur le plan image.

Nous avons montré dans cet article que la quantification couleur pouvait donner encore de bien meilleurs résultats à condition d'intégrer à celle-ci des critères liés à la perception visuelle. Il s'agit en fait de définir des critères d'étude plus pertinents afin de minimiser les erreurs de quantification les plus perceptibles pour le système visuel (Karumasekera [35, 1994]).

En aval de cette étude perspective sur le développement de nouvelles méthodes de quantification couleur, il nous a semblé important d'effectuer une synthèse des différentes approches

proposées, tant vis-à-vis des paramètres d'étude que des critères d'analyse liés à ces approches. Nous avons basé notre étude uniquement sur l'aspect qualitatif des méthodes de quantification, sans tenir compte des aspects liés à l'espace mémoire ou aux temps de calcul. Ceux-ci sont en effet de moindre importance, d'autant plus que les technologies machines évoluent rapidement. Néanmoins soulignons les travaux de Fletcher [4, 1991] ou de Feng [30, 1991], lesquels travaux cherchent à optimiser les temps d'exécution ou les accès mémoires liés aux algorithmes de quantification<sup>5</sup>.

Cette synthèse reprend en compte chacune des approches possible de la quantification couleur. Elle expose de façon succincte les principes sous-jacents aux algorithmes qui les mettent en œuvre. Ce qui nous permet d'établir plusieurs typologies d'algorithmes, à partir desquels on extraira tel ou tel type d'algorithme à mettre en œuvre en fonction des objectifs à atteindre.

Au delà de la quantification couleur, cet article réintroduit plusieurs critères d'analyse qui peuvent être pris en compte tant en segmentation qu'en vectorisation d'images couleur, ou pour tout autre processus d'analyse d'images. En effet ces critères d'analyse caractérisent non seulement l'aspect couleur mais également l'aspect spatio-couleur, tant d'un point de vue global que local. De plus, ils sont dans le sens d'une meilleure intégration des phénomènes visuels qui participent à la perception d'une image. Cet aspect est d'autant plus intéressant à souligner qu'il constitue l'une des voix de recherche les plus prometteuses pour donner un nouvel essor à l'analyse d'image couleur. Jusqu'à maintenant cet aspect avait été maintes fois souligné, notamment par Kurz [37, 1983], Gershon [6, 1985] ou Levine [60, 1985], mais néanmoins jamais véritablement pris en compte. Au vu des travaux de recherche en cours de réalisation, il semble que celui-ci soit amené à se développer assez rapidement.

L'aspect visuel est d'autant plus intéressant à analyser qu'il nous permettra d'établir de nouveaux critères d'évaluation des méthodes de quantification. Lesquels critères pourront être réutilisés par la suite pour définir de nouveaux critères d'étude ou de nouvelles méthodes de quantification. Jusqu'à maintenant les différences d'aspect entre une image de référence et sa représentation quantifiée étaient mesurées via le calcul de l'erreur des moindres carrés (Kurz [37, 1983], Wan [21, 1990]). Néanmoins nous avons pu constater que ce critère n'était pas assez objectif pour évaluer les différences d'aspect telles qu'elles apparaissent réellement. Au travers les différents paragraphes traités dans cet article, nous avons donné quelques paramètres d'étude nécessaire à la formulation d'un critère d'évaluation plus pertinent. Cet aspect constitue l'une des voix de recherche les plus prioritaires de la quantification couleur.

5. Pour ce qui est des temps d'exécution ou des calculs de complexité, et de l'étude inter-comparative de ceux-ci selon différents algorithmes, on peut se référer aux publications de Balasubramanian [1, 1991], Orchard [17, 1991], Wan [21, 1990] ou Wu [24, 1992].

## Remerciements

Nous remercions tout particulièrement Vincent Lozano et Stephan Ubeda pour leur lecture approfondie et leur analyse critique de cet article.

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] R. Balasubramanian, J.P. Allebach, « A new approach to Palette selection for Color Images », *Journal of Imaging Technology*, Vol. 17, N°6, Dec. 1991, pp. 284-297.
- [1bis] R. Balasubramanian, J.P. Allebach, C.A. Bouman, « Color-image quantization with use of a fast binary splitting technique », *J.Opt. Soc. Am. A*, Vol. 11, N°11, Nov. 1994, pp. 2777-2786.
- [2] M. Celenk, « A color clustering technique for image segmentation », *Computer Vision Graphics, and Image Processing*, Vol. 52, 1990, pp. 145-170.
- [3] S.S. Dixit, « Quantization of color images for display/printing on limited color output devices », *Comput. & Graphics*, Vol. 15, N°4, 1991, pp. 561-567.
- [4] P. Fletcher, « A SIMD parallel colour quantization algorithm », *Computer & Graphics*, Vol. 5, N°3, 1991, pp. 365-373.
- [5] R.S. Gentile, J.P. Allebach, E. Wallowit, « Quantization of color images based on uniform color spaces », *Journal of Imaging Technology*, Vol. 16, N°1, Feb. 1990, pp. 12-21.
- [6] R. Gershon, « Aspects of Perception and Computation in Color Vision », *Computer Vision Graphics and Image processing*, Vol. 32, 1985, pp. 244-277.
- [7] N. Goldberg, « Colour image quantization for high resolution graphics display », *Image and Vision Computing*, Vol. 9, N°, Oct. 1991, pp. 303-312.
- [8] P. Heckbert, « Color image quantization for frame buffer display », *Computer Graphics*, Vol. 16, N°3, July 1982, pp. 297-307.
- [9] J.F. Jarvis, C.N. Judice, W.H. Ninke, « A survey of techniques for the display of continuous tone pictures on Bilevel displays », *Computer Graphics and Image Processing*, Vol. 4, 1976, pp. 13-40.
- [10] Y.W. Lim, S.U. Lee, « On the color image segmentation algorithm based on the thresholding and the fuzzy c-means techniques », *Pattern recognition*, Vol. 3, 1992, pp. 935-952.
- [11] Y. Linde, A. Buzo, R. Gray, « An algorithm for vector quantizer design », *IEEE Trans. Commun.*, Vol. COM-28, N°1, Jan. 1980, pp. 84-95.
- [12] Q.T. Luong, « La couleur en vision par ordinateur : une revue », *Traitement du Signal*, Vol. 8, N°1, pp. 3-34.
- [13] D.L. Mac Adam, « Visual sensitivities to color differences in daylight », *J. Opt. Sc. Am.*, Vol. 32, N°5, 1942, pp. 247-274.
- [14] D.L. Mac Adam, « Uniform color scales », *J. Opt. Sc. Am.* 64, 1974, pp. 1691-1702.
- [15] R. Ohlander, K. Price, D.R. Reddy, « Picture segmentation using a recursive region splitting method », *Comput. Graphics Image Process.* 8, 1978, pp. 313-333.
- [16] Y. Ohta, T. Kanade and T. Sakai, « Color Information for Region Segmentation », *Computer Graphics And Image Processing*, Vol. 13, 1980, pp. 222-241.
- [17] M.T. Orchard, C.A. Bouman, « Color quantization of Images », *IEEE Transactions on signal processing*, Vol. 39, N°12, Dec. 1991, pp. 2677-2690.
- [18] M.H. Savoji, R.E. Burge, « Note : on differents methods based on the Karhunen-Loeve Expansion and used in Image Analysis », *Computer Vision Graphics and Image Processing*, Vol. 29, 1985, pp. 259-269.
- [19] S. Tominoga, « Color classification of natural color images », *COLOR research and application*, Vol. 17, N°4, 1992, pp. 230-239.
- [20] S.J. Wan, P. Prusinkiewicz, S.K.M. Wong, « An algorithm for multidimensional data clustering », *ACM Transactions on Mathematical Software*, Vol. 14, N°2, 1988, pp. 135-162.
- [21] S.J. Wan, P. Prusinkiewicz, S.K.M. Wong, « Variance-Based color image quantization for frame buffer display », *COLOR Research and Applications*, Vol. 15, No.1, Feb. 1990, pp. 52-58.
- [22] T. Watanabe, « A fast algorithm for Color image quantization using only 256 Colors », *Systems and Computers in Japan*, Vol. 19, N°3, 1988, pp. 64-72.
- [23] W.D. Wright, « The sensitivity of the eye to small colour differences », *Proc. Phys. Soc.*, Vol. 53, Part 2, N°296, 1941, pp. 93-112.
- [24] X. Wu, « Color quantization by dynamic programming and principal analysis », *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 11, N°4, 1992, pp. 334-372.
- [25] G. Wyszecki and G.H. Fielder, « New color-matching ellipses », *J. Opt. Sc. Am.*, Vol. 61, N°9, Sept. 1971, pp. 1135-1152.
- [26] C.A. Bouman and M.T. Orchard, « Color image display with a limited palette size », *Proc. SPIE Conference on Visual Communications and Image Processing*, vol. 1199, 1989, pp. 522-533.
- [27] G. Braudaway, « A procedure for optimum choice of a small number of colors from a large color palette for color imaging », *Electronic Imaging '86*, Nov. 1986, pp. 75-79.
- [28] G. Brossier, « Grandes ou petites distances : de leur importance respective en analyse des données », *XXVème Journées de Statistique*, 1993, session 24 [128].
- [29] N. Chaddha, W.C. Tan, T.H.Y. Meng, « Color quantization of images based on human vision perception », *ICASSP-94, IEEE Proceedings-I*, Vol. 5, 1994, pp. 89-92.
- [30] Y.S. Feng, N.M. Nasrabadi, « Dynamic address-vector quantization of RGB colour images », *IEEE Proceedings-I*, Vol. 138, N°4, 1991, pp. 225-231.
- [31] R.W. Floyd, L. Steinberg, « An adaptative algorithm for spatial gray scale », *SID. 75, Int. Symp. Dig. Tech. Papers*, Vol. 36, 1975.
- [32] J. Friedman, J. Bentley, R. Finkel, « An algorithm for finding best matches in logarithmic expected time », *ACM Trans. Math. Software*, Vol. 3, Sept. 1997, pp. 209-226.
- [33] G. Houle, E. Dubois, « Quantization of color images for display on graphics terminals », *Proc. IEEE, Global Telecom. Conf., GLOBE-COM'86*, 1986, pp. 1138-1142.
- [34] R.C. Jain and W.K. Pratt, « Color image quantization », *Natl. Telecomm. Conf. 1972 record, IEEE 72 : cho 60 1-5-NTSC (1972)*.
- [35] S. Karunasekera, N.G. Kingsbury, « A distortion measure for image artifacts based on human visual sensitivity », *ICASSP-94, IEEE Proceedings-I*, Vol. 5, 1994, pp. 117-120.
- [36] D.E. Knuth, « Digital halftones by dot diffusion », *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 6, N°4, 1987, pp. 245-273.
- [37] B.J. Kurz, « Optimal color quantization for color displays », *Proc. IEEE, Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1983, pp. 217-224.
- [38] T.S. Liu, L.W. Chang, « Greedy tree growing for color image quantization », *ICASSP-94, IEEE Proceedings-I*, Vol. 5, 1994, pp. 97-100.
- [39] S.P. Lloyd, « Least squares quantization in PCM's », *IEEE Trans., 1982, IT-28*, pp. 129-137.
- [40] C.L. Novak, S.A. Shafer, « Anatomy of a color histogram », *IEEE proceedings*, Vol. 3, 1992, pp. 599-605.
- [41] A. Tremeau, M. Calonnier, B. Laget, « Évaluation of color quantization errors », *SID EuroDisplay '93, 13th International Display Research Conference, VIQ-P5*, 1993, pp. 423-426.
- [42] A. Tremeau, M. Calonnier, B. Laget, « Color quantization error in terms of perceived image quality », *ICASSP-94, IEEE Proceedings-I*, Vol. 5, 1994, pp. 93-96.
- [43] A. Tremeau, M. Calonnier, B. Laget, « Color image understanding through a perceptual approach », *Proceedings 6ECS 1993, Acta Stereologica*, Vol. 13, N°1, 1994, pp. 191-196.

[44] A. Tremeau, B. Laget, « Recherche de l'information pertinente dans l'analyse de l'espace couleur : application à l'analyse d'image couleur », *XXVIème journées de statistique*, 1994, pp. 573-576.

[45] A. Tremeau, B. Laget, « Analysis of local spatio-color information in accordance with visual perception », *IV<sup>th</sup> STERMA'94*, Poland october 1994, à paraître dans *Acta Stereologica*.

[46] P.W. Wong, « Error diffusion with dynamically adjusted kernel », *ICASSP-94, IEEE Proceedings-I*, Vol. 5, 1994, pp. 113-116.

[47] A. Zaccarin, L. Bede, « A novel approach for coding color quantized images », *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 2, N°4, 1993, pp. 442-453.

[48] F. Bumbaca, « A real time colour computer vision system », M.A.Sc. thesis, University of Toronto, April 1985.

[49] O. Faugeras, « Digital Color Image Processing and psychophysics within the framework of a human Visual model », Phd dissertation, University of Utah, June 1976.

[50] R. Gershon, « The use of color in computational Vision », Phd dissertation, University of Toronto, Department of Computer Science, 1987.

[51] A. Leger, « Introduction à la quantification vectorielle des images fixes », thèse de l'Université de Rennes I, 1987.

[52] I.A. Ocadiz Luna, « Analyse en composantes principales d'une image couleur », thèse de l'université de Grenoble, 1985.

[53] R. Ohlander, « Analysis of Natural scenes », Ph. D. thesis, Department of Computer Science, Carnegie-Mellon University, 1975.

[54] A. Tremeau, « Contribution des modèles de la perception visuelle à l'analyse d'image couleur », thèse de l'Université de Saint-Étienne, Oct. 1993.

[55] G.A. Agoston, *Color theory and its application in Art and Design*, vol. 19, second edition, 1987, Springer-Verlag.

[56] M. Coster, J.L. Chermant, *Précis d'analyse d'image*, CNRS, Paris, 1985, 2nd ed.

[57] E. Diday, J. Lemaire, J. Pouget, F. Testu, *Éléments d'analyse de données*, Ed. DUNOD, 1982.

[58] R. Hall, *Illumination and color in Computer Generated Imagery*, Springer-Verlag, Springer series in Optical sciences, 1988, New York.

[59] P. Kowaliski, *Vision et mesure de la couleur*, Masson, Paris, 1978, 2nd ed. 1990, F. Viénot et R. Sève.

[60] M.D. Levine, *Vision in Man and Machine*, McGraw-Hill Book Company, 1985.

[61] D.L. MacAdam, *Color measurement, Theme and Variations*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg 1981 (2nd ed. 1985).

[62] D. Marr, *Vision : a computational investigation into the human representation and processing of visual information*, W.H. Freeman and Company, San Francisco, 1982.

[63] D.F. Rogers, *Procedural elements for Computer Graphics*, 1985 McGraw-Hill, New York, French Ed. 1988 McGraw-Hill, Paris.

[64] G. Wyszecki, and W.S. Stiles, *Color science : Concept and Methods quantitative data and formulaes*, Wiley, New York, 1967, 2nd ed 1982.

### LES AUTEURS

#### Alain TRÉMEAU



Alain Trémeau est né à Orléans le 7 juin 1963. Maître de conférence depuis 1994 au laboratoire Ingénierie de la Vision associé à l'Unité de Recherche URA 842. Travaux de recherche : analyse d'image couleur (segmentation, quantification, détection de contours), perception visuelle, description et mesure de la couleur. Doctorat soutenu en octobre 1993.

#### Bernard LAGET



Bernard Laget est né le 5 avril 1946, professeur à l'Université Jean Monnet de Saint-Étienne, responsable de la formation doctorale image, directeur du laboratoire Ingénierie de la Vision associé à l'Unité de Recherche URA 842. Travaux de recherche : modélisation mathématique appliquée à l'analyse d'image.

Manuscrit reçu le 6 Septembre 1994.