

# Sur l'influence des conditions d'éclairage dans la segmentation morphologique couleur par LPE

Jesús Angulo<sup>1</sup>

Beatriz Marcotegui<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Centre de Morphologie Mathématique  
Ecole des Mines de Paris  
35, rue Saint-Honoré, 77305 Fontainebleau cedex - France

{Jesus.Angulo,Beatriz.Marcotegui}@ensmp.fr

## Résumé

*Dans cet article nous étudions l'influence des conditions d'éclairage dans la segmentation morphologique fondée sur le calcul de la LPE d'un gradient couleur. Pour ce faire, nous nous appuyons sur une étude expérimentale pour une série de prises de la même scène, en évaluant les résultats de segmentation pour différents gradients couleur, calculés dans les représentations  $L^*a^*b^*$  et luminance/teinte/saturation en norme  $L_1$  (LSH). Nous montrons que les gradients couleur construits dans LSH, qui d'ailleurs n'ont pas besoin d'une connaissance de l'illuminant, nous donnent des segmentations plus robustes et stables face aux changements d'éclairage que les gradients couleur par distance Euclidienne dans  $L^*a^*b^*$ . Mais surtout, cette représentation nous permet une meilleure maîtrise de la segmentation (priorité donnée à la couleur ou à l'intensité) et même une séparation satisfaisante de la contribution des composantes.*

## Mots clefs

morphologie mathématique, segmentation couleur, illumination, gradient couleur, ligne de partage des eaux, espace  $L^*a^*b^*$ , espace LSH.

## 1 Introduction

Un algorithme de segmentation automatique pour des images couleur, qui soit vraiment utile en pratique, doit déterminer les contours des objets les plus significatifs de l'image ; ceci indépendamment de la position/forme/taille des objets, de leur nature achromatique ou chromatique, etc. Par ailleurs, il serait souhaitable que la segmentation soit relativement robuste face à certains changements des conditions d'acquisition de l'image et notamment aux conditions d'éclairage de la scène numérisée.

Typiquement, la partition des objets obtenue devrait être : (1) invariante aux anamorphoses (transformations croissantes et continues), i.e., normalisation d'histogramme, modification de la brillance ou contraste, correction gamma, etc. ; (2) ainsi qu'invariante aux changements de nature et d'orientation de l'illumination, pour permettre la

segmentation des "objets physiques" de la scène et des phénomènes d'illumination tels que les ombres portées, reflets ou dégradés de lumière. Cette dernière question est le sujet d'un certain nombre de travaux récents [19], [17], [8]. La segmentation d'images couleur est fondée assez souvent dans le calcul d'un gradient couleur. Ces gradients peuvent être vectoriels (en considérant simultanément les trois canaux couleur) [15] ou combinaison de scalaires (avec des propriétés spécifiques d'insensibilité à certaines variations) [7].

Dans cet article nous nous intéressons à la segmentation couleur par des techniques morphologiques et tout particulièrement à des algorithmes hiérarchiques basés dans la transformation Ligne de Partage des Eaux (LPE), qui a démontré être une des techniques les plus puissantes pour la segmentation. Plus précisément notre but premier est d'évaluer l'influence des conditions d'éclairage dans la segmentation morphologique fondée sur le calcul de la LPE pour un gradient couleur. Pour ce faire, nous allons nous appuyer sur une étude expérimentale pour une série de prises de la même scène, en évaluant subjectivement les résultats de segmentation pour différents gradients couleur calculés dans les représentations type  $L^*a^*b^*$  et luminance/teinte/saturation.

## 2 Préliminaires

Dans cette section nous rappelons quelques notions de base qui nous permettront d'aborder plus facilement la description de notre étude.

### 2.1 Espaces couleur LSH et $L^*a^*b^*$

La première question à laquelle répondre afin d'appliquer la morphologie mathématique aux images couleur est le choix de l'espace de représentation de la couleur. Par la nature des capteurs d'image, la manière la plus directe d'agir consiste à travailler sur RGB. Cependant, la représentation RGB a quelques inconvénients : composantes fortement corrélées, difficulté dans l'interprétation humaine, non uniformité, etc... Une représentation de type polaire avec les variables luminance, saturation et teinte (lum/sat/hue) nous permet de résoudre ces problèmes. Le système HLS est

le triplet lum/sat/hue le plus utilisé en traitement d'image. Mais malgré sa popularité, la représentation HLS donne souvent des résultats insuffisants, pour le traitement quantitatif au moins, parce que ses expressions de luminance et de saturation ne sont pas des normes ; ainsi pour les valeurs moyennes ou pour le calcul de distances, les résultats sont faux ; par ailleurs ces deux composantes ne sont pas indépendantes. Le lecteur peut trouver une analyse complète de cette question dans [1, 16]. Les inconvénients du système de HLS peuvent être surmontés par diverses représentations alternatives, selon différentes normes employés pour définir la luminance et la saturation. Nous utilisons ici le système en norme de  $L_1$ , dont les équations sont comme suit [1, 16] :

$$\begin{cases} l = \frac{1}{3}(max + med + min) \\ s = \begin{cases} \frac{3}{2}(max - l) & \text{si } l \geq med \\ \frac{3}{2}(l - min) & \text{si } l \leq med \end{cases} \\ h = k \left[ \lambda + \frac{1}{2} - (-1)^\lambda \frac{max+min-2med}{2s} \right] \end{cases}$$

où  $max$ ,  $med$  et  $min$  sont le maximum, le médian et le minimum du point couleur  $(r, g, b) \in [0, 1] \times [0, 1] \times [0, 1]$ ,  $k$  est l'unité de l'angle ( $\pi/3$  pour radians et 42 pour 256 niveaux de gris) et  $\lambda = 0$ , si  $r > g \geq b$ ; 1, si  $g \geq r > b$ ; 2, si  $g > b \geq r$ ; 3, si  $b \geq g > r$ ; 4, si  $b > r \geq g$ ; 5, si  $r \geq b > g$  permet de changer vers le secteur couleur correspondant. Pour chaque pixel, la luminance représente la quantité totale de l'intensité de lumière, la saturation représente une mesure de pureté de la couleur, et la teinte un index représentant la longueur d'onde dominante (couleur perçue) de la lumière.

Nous voulons aussi travailler avec l'espace couleur  $L^*a^*b^*$  (nommé aussi parfois CIELAB) qui est la représentation classique en colorimétrie [10]. Le principal avantage de l'espace  $L^*a^*b^*$  est qu'il est perceptuellement uniforme : des différences de couleur reconnues comme égales pour l'œil correspondent à des distances Euclidiennes égales. Cependant, la transformation de l'espace RGB vers l'espace  $L^*a^*b^*$  est faite en passant d'abord par l'espace XYZ, et ensuite vers  $L^*a^*b^*$  [21]. Et pour pouvoir spécifier complètement la transformation  $RGB \rightarrow XYZ$ , il faut connaître les coordonnées des stimuli primaires et le blanc de référence de l'illuminant. Dans la plupart des situations, il faut faire des hypothèses puisque ces informations ne sont pas accessibles. Pour rappel, les équations de changement d'espace de XYZ vers  $L^*a^*b^*$  sont :

$$\begin{cases} L^* = \begin{cases} 116 \left( \frac{Y}{Y_n} \right)^{1/3} - 16 & \text{si } \frac{Y}{Y_n} > 0.008856 \\ 903.3 \left( \frac{Y}{Y_n} \right) & \text{si } \frac{Y}{Y_n} \leq 0.008856 \end{cases} \\ a^* = 500 \left[ f \left( \frac{X}{X_n} \right) - f \left( \frac{Y}{Y_n} \right) \right] \\ b^* = 200 \left[ f \left( \frac{Y}{Y_n} \right) - f \left( \frac{Z}{Z_n} \right) \right] \end{cases}$$

où  $f \left( \frac{\alpha}{\alpha_n} \right) = \left( \frac{\alpha}{\alpha_n} \right)^{1/3}$  si  $\frac{\alpha}{\alpha_n} > 0.008856$  et  $f \left( \frac{\alpha}{\alpha_n} \right) = 7.787 \left( \frac{\alpha}{\alpha_n} \right) + \frac{16}{116}$  si  $\frac{\alpha}{\alpha_n} \leq 0.008856$ . Le symbole  $\alpha$  représente  $X$ ,  $Y$  ou  $Z$ , celles-ci étant les valeurs tri-stimuli

de l'échantillon et  $X_n$ ,  $Y_n$  et  $Z_n$  celles d'un blanc de référence spécifique qui peuvent être obtenues en mettant le point  $(r, g, b) = (1, 1, 1)$ . L'espace  $L^*a^*b^*$  est basé sur le modèle des couleurs opposées. La variable  $L^*$  mesure la luminance (l'opposition noir-blanc) par une valeur entre 0 (noir) et 100 (blanc). La variable  $a^*$  mesure l'opposition rouge-vert par une valeur entre -100 et +100,  $a^*$  est donc positive si la couleur contient du rouge, négative si la couleur contient du vert et nulle si elle ne contient aucun des deux. La variable  $b^*$  mesure l'opposition jaune-bleu par une valeur entre -100 et +100,  $b^*$  est positive si la couleur contient du jaune, négative si la couleur contient du bleu et nulle si elle ne contient aucun des deux.

Pour des questions de notation, une image couleur  $f$  est une fonction vectorielle  $f(\mathbf{x}) = (f_R(\mathbf{x}), f_G(\mathbf{x}), f_B(\mathbf{x})) \in \mathbb{R}^3$  ou  $\mathbb{Z}^3$ ,  $\mathbf{x} \in \mathbb{Z}^2$ , où  $f_R(\mathbf{x})$ ,  $f_G(\mathbf{x})$  et  $f_B(\mathbf{x})$  sont respectivement la composante rouge, verte et bleue dans chaque point  $\mathbf{x}$ . Ses composantes dans l'espace LSH sont  $(f_L, f_S, f_H)$  et dans l'espace  $L^*a^*b^*$  sont  $(f_{L^*}, f_{a^*}, f_{b^*})$ .

## 2.2 Segmentation morphologique couleur par LPE

Le paradigme de segmentation morphologique est la ligne de partage des eaux avec des marqueurs imposés [12]. Des approches hiérarchiques basées sur la LPE ont permis d'aborder des domaines pour lesquels le choix de marqueurs n'est pas facile, comme c'est le cas du multimedia. Parmi ces approches nous pouvons en souligner deux : (1) l'algorithme de cascades [4, 11], qui, d'un niveau de la hiérarchie au suivant, élimine les contours complètement entourés par des contours plus forts ; (2) les hiérarchies basées sur les valeurs d'extinction [20, 13], en particulier les critères volumiques, qui combinent la taille et le contraste des régions, donnant lieu à un bon critère pour évaluer la pertinence visuelle des régions. Ces algorithmes se bâtissent sur un gradient scalaire.

Un gradient couleur doit être calculé pour les appliquer à une image couleur. Précisément, dans cet article nous analysons l'influence du gradient couleur sur le résultat de la segmentation.

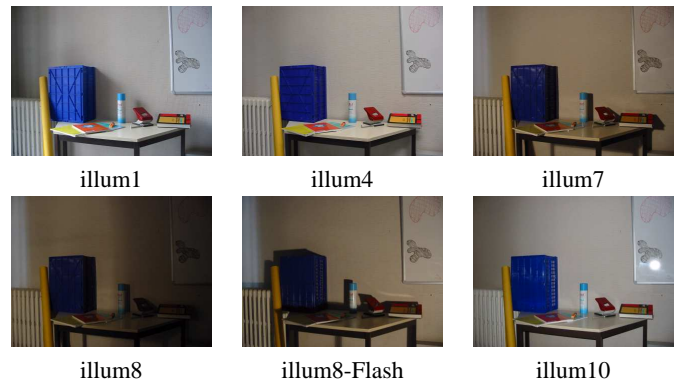


Figure 1 – Six images de la même scène couleur prises sous différentes conditions d'illumination (voir texte).

## 2.3 Données expérimentales de l'étude

Pour mener cette étude comparative, nous avons utilisé une base avec onze images couleur de la même scène, contenant des objets colorés et achromatiques de différentes couleurs et tailles. Les images ont été prises sous différentes conditions d'éclairage avec une caméra numérique de haute qualité avec et sans flash. Cette base d'images est disponible auprès des auteurs pour d'autres travaux.

Tous les tests ont été réalisés sur chacune des images et quelques exemples choisis illustreront notre analyse. Dans la figure 1 sont montrées six de ces images : *illum1* lumière du jour à travers une fenêtre, *illum4* lumière d'un tube fluorescent, *illum7* lumière directe d'une ampoule de tungstène, *illum8* ampoule de tungstène orientée, *illum10* idem. avec une autre orientation de l'ampoule, *illum8-Flash* ampoule de tungstène avec flash de la caméra.

## 3 Choix adéquat de l'illuminant pour l'espace $L^*a^*b^*$

Etant donné qu'après acquisition de l'image, on n'a ni l'information sur les couleurs primaires qui caractérisent le système d'acquisition ni la référence de blanc qui caractérise l'éclairage de la scène, il est nécessaire de choisir une transformation de RGB à  $L^*a^*b^*$  selon des critères non-calibrés. Typiquement, dans la littérature actuelle, la plupart des auteurs choisissent pour toutes les images la référence  $D_{65}$ . Malgré cette imprécision, les espaces couleur perceptuellement uniformes dotés donc d'une distance euclidienne sont particulièrement utiles en segmentation d'images couleur de scènes naturelles, en les utilisant, par exemple, pour des techniques de clustering [18] [6] ou pour construire un gradient [14].

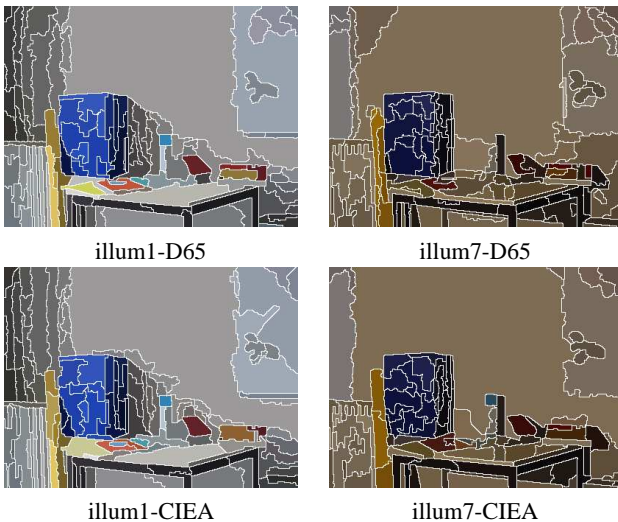


Figure 2 – Comparaison de la segmentation couleur par cascade de LPE (niveau 2) avec  $\nabla^{Lab}f$  sur deux images et avec deux illuminants différents pour l'espace  $L^*a^*b^*$ .

Nous avons donc voulu dans notre étude évaluer en pratique si cette approximation colorimétrique a une influence réelle sur le résultat de la segmentation lorsqu'on applique la LPE. La différence perceptuelle entre deux couleurs  $c_1$  et  $c_2$ , dont chacune est représentée par ses coordonnées  $c = (L^*, a^*, b^*)$ , est donnée par leur distance euclidienne, i.e.  $\Delta E_{Lab}^*(c_1, c_2) = \sqrt{(L_1^* - L_2^*)^2 + (a_1^* - a_2^*)^2 + (b_1^* - b_2^*)^2}$ . Le gradient morphologique  $g(x)$  de taille "boule unité" centré sur  $x$ ,  $B(x)$ , d'une image  $f$  peut être écrit en termes d'accroissements, i.e.,  $g(x)(f) = \vee[f(x) - f(y), y \in B(x)]$ ; ceci suggère d'utiliser la distance et donc de pouvoir définir un gradient de type morphologique pour l'espace  $L^*a^*b^*$ , i.e.,  $\nabla^{Lab}f(x) = \vee[\Delta E_{Lab}^*(f(x), f(y)), y \in B(x)]$  [2].

Nous avons utilisé ce gradient  $\nabla^{Lab}f$  pour segmenter nos images, en comparant les résultats obtenus avec deux illuminants très différents : l'illuminant *CIE RGB-A* (lampe à filament de tungstène, relativement rouge) et l'illuminant *ITU - R709 - D65* (lumière blanche). Les matrices associées à ces deux transformations peuvent se trouver dans les ouvrages de référence [21]. Dans la figure 2 nous montrons cette comparaison de segmentation par cascade de LPE pour les images *illum1* et *illum7*. Comme nous pouvons le constater, l'image *illum7* éclairée avec une ampoule de tungstène est relativement mieux segmentée (surtout les objets chromatiques) avec l'illuminant adéquat *CIE - A*. Pour l'image *illum1*, sous lumière blanche, la segmentation est aussi perceptiblement meilleure pour l'illuminant correspondant  $D_{65}$ . D'autres exemples ont donné des résultats semblables.

Nous pouvons conclure donc que le choix de l'illuminant correct dans la transformation  $L^*a^*b^*$  a des implications importantes dans la qualité et la robustesse de la segmentation morphologique obtenue. Il est possible d'utiliser des techniques plus ou moins précises pour estimer la référence de blanc à partir de l'image acquise [14], ou bien de choisir le meilleur illuminant parmi une sélection représentative des plus habituels; néanmoins ceci est le principal inconvénient dans l'utilisation de l'espace  $L^*a^*b^*$  en traitement d'image.

## 4 Avantages d'un espace type lumiance/saturation/teinte

L'objectif de cette section est justement de montrer quels sont, de notre point de vue, les avantages dans la segmentation morphologique d'une représentation lum/sat/hue par rapport à une représentation colorimétrique  $L^*a^*b^*$ .

### 4.1 Séparation chromatique/achromatique et segmentation indépendante des ombres/reflets

Pour toute fonction numérique  $f$  définie sur un ensemble totalement ordonné nous pouvons calculer le module de son gradient comme le résidu d'une dilatation et une érosion, i.e.,  $g(f) = \delta_B(f) - \varepsilon_B(f) = \vee[f(y), y \in B(x)] -$

$\wedge[f(y), y \in B(x)]$ , qui, comme nous l'avons vu dans la section précédente, a une relation équivalente en terme d'accroissements. Pour l'appliquer aux fonctions angulaires  $a(x)$  définies sur le cercle unité, il suffit de remplacer les accroissements par la différence angulaire, i.e.,  $a_i \div a_j = |a_i - a_j|$  si  $|a_i - a_j| \leq \pi$  et  $a_i \div a_j = 2\pi - |a_i - a_j|$  si  $|a_i - a_j| \geq \pi$ . Ainsi le gradient circulaire centré  $g^\circ$  devient [9] :  $g^\circ(x)(a) = \vee[a(x) \div a(y), y \in B(x)]$

Pour certains domaines d'application, nous pouvons être intéressés par une segmentation exclusivement focalisée sur les objets colorés de la scène, indépendamment de leur luminance. Par exemple, pour une application de vidéo-surveillance qui analyse les comportements humains, il est nécessaire de détecter la personne, sans ses ombres portées. C'est un cas où la couleur pourrait apporter une information plus pertinente que la luminance. A l'opposé, une segmentation selon la luminance des objets, sans considérer l'information chromatique, pourrait être utile pour d'autres applications. Pour cela, on pense naturellement à définir un gradient achromatique à partir de la composante luminance, i.e.  $\nabla^l \mathbf{f} = g(f_L)$ , et un gradient chromatique à partir de la composante teinte,  $\nabla^h \mathbf{f} = g^\circ(f_H)$ . Pourtant, lorsqu'on les utilise en pratique, on obtient des résultats insatisfaisants, voir figure 3.

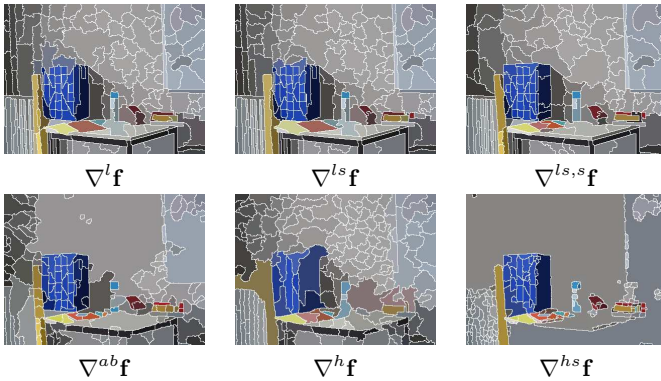


Figure 3 – Exemples de segmentation chromatique/achromatique par LPE (175 régions volumiques) de l'image couleur "illum1".

D'une part, il est bien connu que l'utilisation de la teinte exclusivement produit des erreurs dans les régions achromatiques, qui ont une faible saturation, et il est plus intéressant de pondérer le gradient de la teinte par la saturation. Nous définissons donc le gradient chromatique suivant :  $\nabla^{hs} \mathbf{f} = f_S \times g^\circ(f_H)$ . Celui-là nous a permis d'obtenir aisément les objets colorés de l'image, figure 3. Par ailleurs, ce gradient chromatique est indépendant des reflets et des ombres portées et évidemment des changements limités d'intensité de la lumière. Si l'on compare à un autre gradient chromatique,  $\nabla^{ab} \mathbf{f}$  qu'on peut définir dans l'espace  $L^*a^*b^*$  par distance euclidienne des composantes de chrominance  $a^*$  et  $b^*$ , nous constatons que celui-ci, pour le même nombre de régions à segmenter, est beaucoup plus

sensible aux régions achromatiques.

D'autre part, en ce qui concerne le gradient de la luminance, nous pouvons supposer que les résultats seront meilleurs lorsque, de manière symétrique, le gradient de la luminance est pondéré par le négatif de la saturation. Mais l'amélioration n'est pas significative. Une meilleure solution, voir figure 3, consiste à définir le gradient achromatique comme la somme du gradient pondéré de la luminance et le gradient de la saturation :  $\nabla^{ls,s} \mathbf{f} = (1 - f_S)g(f_L) \times +g(f_S)$ . Ce gradient fournit donc les transitions de luminance entre les objets achromatiques et aussi les changements type achromatique-chromatique.

## 4.2 Gradient couleur robuste face à l'éclairage de l'image

Plus généralement, dans la définition du gradient couleur d'une image, on sous-entend la notion de gradient total, dans le sens d'un gradient qui contient conjointement l'information pour extraire les contours achromatiques et chromatiques. Et par ailleurs nous voulons que ce gradient soit robuste face à un changement dans l'éclairage de la scène. C'est-à-dire que pour un même niveau de hiérarchie de segmentation, ou pour le même nombre de régions segmentées, les objets extraits soient relativement stables.

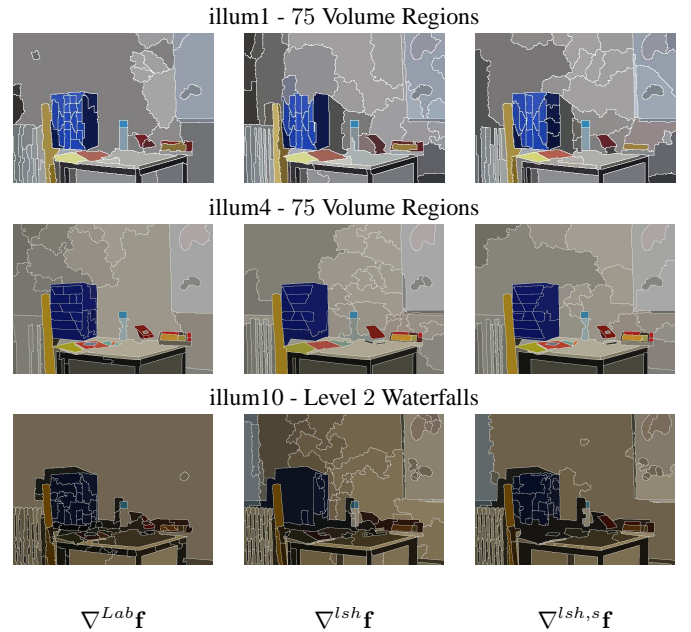


Figure 4 – Comparaison sur trois images de la segmentation couleur par LPE par rapport au gradient couleur total utilisé.

Dans la section 3 nous avons présenté le gradient  $\nabla^{Lab} \mathbf{f}$  et son intérêt notable en segmentation. Précédemment [2] nous avons introduit une première version du gradient couleur pour l'espace LSH par combinaison barycentrique à l'aide de la saturation du gradient de luminance et du gradient de teinte, i.e.,  $\nabla^{lsh} \mathbf{f} = (1 - f_S) \times g(f_L) +$

$f_S \times g^\circ(f_H)$ , qui donne des bonnes segmentations pour des images génériques [3]. Ce gradient est une simplification d’autres proposés antérieurement, celui-ci étant la référence principale [5].

Regardons les exemples montrés dans la figure 4, représentatifs d’autres résultats que nous avons obtenus. Tout d’abord, nous constatons que le gradient  $\nabla^{Lab} \mathbf{f}$  est moins stable lorsque les conditions d’éclairage se dégradent, ceci est surtout perceptible pour les objets achromatiques, voir la perte du tableau entre “ilum1” et “ilum10”. Le gradient  $\nabla^{lsh} \mathbf{f}$  a une tendance marquée, pour les régions moins significatives dans la hiérarchie, à donner la priorité aux contours chromatiques avec le risque de propagation des couleurs vers des zones achromatiques. Ceci peut être très grave, voir pour l’image “ilum1” l’erreur dans le contour de la boîte bleue ou moins grave, voir pour l’image “ilum4” la fusion du cylindre jaune et du livre jaune.

Partant de l’analyse que nous avons fait pour définir le gradient achromatique, nous définissons plus généralement le gradient couleur complet comme suit :  $\nabla^{lsh,s} \mathbf{f} = (1 - f_S) \times g(f_L) + f_S \times g^\circ(f_H) + g(f_S)$ , qui contient donc un terme de gradient de saturation. L’amélioration obtenue est notable pour la plupart des images en équilibrant beaucoup plus les contours chromatiques/achromatiques, ce qui fait que parfois, en fixant le même nombre de régions dans des images avec des ombres ou des reflets, on risque de perdre de petits objets colorés (voir partie rouge du livre dans l’image “ilum1”). En général, le gradient  $\nabla^{ls+h} \mathbf{f}$  donne des segmentations satisfaisantes et robustes pour la plupart des objets.

### 4.3 Effet de la correction gamma

La dernière question que nous avons évaluée empiriquement est l’effet de la correction gamma dans la segmentation morphologique couleur par LPE sur un gradient. Nous avons précédemment étudié aussi analytiquement l’influence de la correction gamma dans les traitements quantitatifs des images [3]. La correction gamma est une transformation de type puissance, i.e.,  $f = f_{\text{capteur}}^{1/\gamma}$ , qui est faite par les caméras numériques et d’autres dispositifs d’acquisition sur les intensités captées par le photorécepteur  $f_{\text{capteur}}$  pour être reproduites correctement par les tubes cathodiques ou les écrans qui ont une réponse puissance de l’ordre de 2.5, donc typiquement  $1/\gamma = 0.45$ . Pour cette expérience, nous avons calculé l’image “physique”  $f_{\text{capteur}}$  sans correction gamma pour chaque composante couleur RGB avant de réaliser la transformation  $L^*a^*b^*$  ou LSH, et l’avons ensuite segmentée comme pour l’image couleur originale  $f$ . Dans la figure 5 est montrée la segmentation par LPE (75 régions volumiques) de l’image couleur “ilum8-Flash” avec et sans correction gamma. On constate que, indépendamment du gradient utilisé, les algorithmes morphologiques sont notablement invariants à cette transformation non linéaire.

D’une manière plus générale, ces conclusions sont aussi valides pour d’autres transformations de type anamor-

phoses qui sont faites sur les images avant segmentation morphologique. Ceci est du à la construction de l’algorithme de la LPE, qui se fonde sur la notion d’ordre des structures.

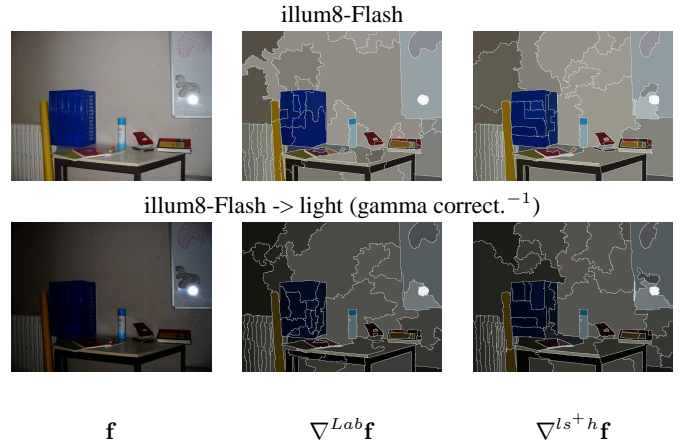


Figure 5 – Segmentation couleur par LPE (75 régions volumiques) de l’image couleur “ilum8-Flash” avec et sans correction gamma.

## 5 Conclusions et perspectives

Tout d’abord, nous avons pu constater la difficulté d’évaluer sur une seule image la qualité d’une segmentation par rapport à une autre (même avec des critères objectifs), lorsque les deux segmentations sont relativement satisfaisantes. En effet, la seule manière d’évaluer une segmentation par rapport à une autre consiste à confronter toutes les deux vis-à-vis d’une troisième de référence, cette dernière obtenue “manuellement”. A présent, nous travaillons dans la définition de métriques adaptées à l’évaluation de nos segmentations par rapport à des partitions de référence, afin d’obtenir une mesure quantitative de leur qualité.

Nous avons présenté ici l’analyse pour la série d’images d’une seule scène. Ceci dit, d’autres études en cours, avec d’autres situations de variation d’éclairage (e.g. images naturelles prises à différents moments de la journée) montrent des résultats similaires. Nous pouvons donc en tirer quelques conclusions intéressantes sur la base des résultats de cette étude.

Le gradient couleur par distance euclidienne dans l’espace  $L^*a^*b^*$  fournit de bonnes segmentations lorsqu’on choisit l’illuminant correct pour la transformation (une tâche pas toujours facile). Par ailleurs, l’usage de cette distance perceptuelle fait que parfois il est difficile de prévoir si la priorité est donnée à l’information chromatique ou à l’achromatique. Le gradient couleur complet dans l’espace LSH (qui n’a pas besoin d’une connaissance de l’illuminant) nous donne des segmentations légèrement plus robustes et stables face aux changements d’éclairage. Mais surtout, cette représentation nous permet une meilleure maîtrise de la segmentation (priorité donnée à la couleur ou à l’inten-

sité) et même une séparation satisfaisante de la contribution des composantes.

Plusieurs travaux en cours, en amont et en aval, font suite à cet article. D'une part, nous nous intéressons à l'amélioration des techniques hiérarchiques de segmentation. D'autre part, nous abordons la séparation des régions selon leur nature : objets physiques de la scène et phénomènes d'illumination (ombres portées, reflets ou dégradés de lumière), en combinant les segmentations ici présentées avec d'autres études sur la modélisation de ce type de phénomène [1, 3]. Nous allons aussi comparer notre approche avec d'autres approches visant à proposer la mise en place d'espaces couleur photométriquement invariants.

## Remerciements

Les auteurs tiennent vivement à remercier aux relecteurs anonymes pour leur commentaires et suggestions.

## Références

- [1] J. Angulo. *Morphologie mathématique et indexation d'images couleur. Application à la microscopie en biomédecine*. Ph.D. Thesis, Centre de Morphologie Mathématique-Ecole des Mines, Paris, December 2003.
- [2] J. Angulo and J. Serra. Color segmentation by ordered mergings. In *Proc. of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'03)*, IEEE, Vol. II, 125–128, Barcelona, Spain, September 2003.
- [3] J. Angulo and J. Serra. Traitements des images de couleur en représentation luminance/saturation/teinte par norme  $L_1$ . *Traitement du Signal*, Vol. 21(6), 2004.
- [4] S. Beucher. Watershed, hierarchical segmentation and waterfall algorithm. In *Mathematical Morphology and its Applications to Image and Signal Processing, Proc. ISMM'94* Kluwer, 69–76, 1994.
- [5] T. Carron and P. Lambert. Color edge detector using jointly Hue, Saturation and Intensity. In *Proc. of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'94)*, 977–981, 1994,.
- [6] M. Celnek. Analysis of color images of natural scenes. *Journal of Electronic Imaging*, 4(4) : 382–396, 1995.
- [7] M. Geusebroek, R. van den Boomgaard, A.W.M. Smeulders and H. Geerts. Color invariance. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 23(12), pp. 1338–1350, 2001.
- [8] T. Gevers and H. Stokman. Classifying Color Edges in Video Into Shadow-Geometry, Highlight, or Material Transitions. *IEEE Transactions on Multimedia*, Vol. 5, pp. 237–243, 2003.
- [9] A. Hanbury and J. Serra. Morphological operators on the unit circle. *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 10, No. 12, 1842–1850, 2001.
- [10] G.M. Johnson and M.D. Fairchild. Visual Psychophysics and Color Appearance. In *CRC Digital Color Imaging Handbook*, 2003.
- [11] B. Marcotegui and S. Beucher. Fast implementation of waterfalls based on graphs. In *Proc. of the International Symposium on Mathematical Morphology (ISMM'05)*, Kluwer, 2005.
- [12] F. Meyer and S. Beucher. Morphological segmentation. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 1(1) : 21–45, 1990.
- [13] F. Meyer. An Overview of Morphological Segmentation. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 15(7) : 1089–1118, 2001.
- [14] V. Risson. *Application de la morphologie mathématique à l'analyse des conditions d'éclairage des images couleur*. Ph.D. Thesis, Centre de Morphologie Mathématique, Ecole des Mines, Paris, 2001.
- [15] G. Sapiro, D.L. Ringach. Anisotropic Diffusion of Multivalued Images with Application to Color Filtering. *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 5(11), 1996.
- [16] J. Serra. Morphological Segmentation of Colour Images by Merging of Partitions. In *Proc. of the International Symposium on Mathematical Morphology (ISMM'05)*, Kluwer, 2005.
- [17] J. Stander, R. Mech, and J. Ostermann. Moving cast shadows detection for object segmentation. *IEEE Transactions on Multimedia*, Vol. 1, pp. 65–76, 1999.
- [18] S. Tominaga. Color classification of natural color images. *Color research and application*, 19(4) : 277–285, 1992.
- [19] W.H. Tsang and P.W.M. Tsang. Suppression of false edge detection due to specular reflection in color images. *Pattern Recognition Letters*, Vol. 18, pp. 165–171, 1997.
- [20] C. Vachier and F. Meyer. Extinction value : a new measurement of persistence. In *1995 IEEE Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing*, Neos Marmaras, Greece, 254–257, 1995.
- [21] G. Wysecki and W.S. Stiles. *Color Science : Concepts and Methods, Quantitative Data and Formulae*, 2nd edition. John Wiley & Sons, New-York, 1982.