

Segmentation morphologique d'images multivariées : de la couleur aux images hyperspectrales

J. Angulo

CMM-Centre de Morphologie Mathématique, Mathématiques et Systèmes, MINES Paristech
35, rue Saint Honoré F-77305 Fontainebleau Cedex, France.
Email: jesus.angulo@ensmp.fr

Résumé

Différents types d'opérateurs et de transformations de la morphologie mathématique sont très performants pour la segmentation d'images numériques.

Nous donnons dans ce cours un aperçu précis et relativement exhaustif des développements les plus récents sur l'extension de la segmentation morphologiques aux images multivariées (multi/hyperspectrales, série temporelles, etc.), et en particulière, aux images couleur. L'objectif premier étant de définir des opérateurs couleur qui améliorent la qualité des traitements vectoriels par rapport aux équivalents marginaux (i.e., composante par composante).

Mots-clé: morphologie mathématique, image couleur, image multispectrale, distance couleur, fusion de partitions, gradient couleur, changement illumination.

1 Introduction

Différents types d'opérateurs et de transformations de la morphologie mathématique sont très performants pour la segmentation d'images numériques.

Nous donnons dans ce cours un aperçu précis et relativement exhaustif des développements les plus récents sur l'extension de la segmentation morphologiques aux images multivariées (multi/hyperspectrales, série temporelles, etc.), et en particulière, aux images couleur. L'objectif premier étant de définir des opérateurs couleur qui améliorent la qualité des traitements vectoriels par rapport aux équivalents marginaux (i.e., composante par composante).

Le cours est principalement organisé en deux parties : une première partie, plus développée, sur la segmentation morphologique des images couleur ; et une deuxième partie qui introduit quelques éléments sur l'extension de ces méthodes aux images multi/hyperspectrales. Les résultats de la première partie sont principalement tirés de la thèse de J. Angulo [3], tandis que ceux de la deuxième sont issus de la thèse de G. Noyel [25].

Nous nous intéressons tout d'abord à la manière d'appliquer la méthode de la ligne de partage des eaux (LPE) aux images couleur ou multispectrales. Ceci passe fondamentalement par la définition d'un gradient couleur ainsi que par l'extraction des marqueurs pour régions les plus significatives. Nous considérons différentes alternatives, en comparant

leurs performances, par exemple vis-à-vis du changement de la qualité des conditions d'illumination. Quelques éléments sur l'amélioration de la qualité des segmentations par LPE vont compléter cette partie. En introduisant notamment des gradients de texture qui peuvent se combiner avec les gradients couleur, ou bien en travaillant dans un cadre probabiliste de la LPE qui définit des fonctions de densité de probabilité de contours couleurs.

Par ailleurs, nous montrons que d'autres techniques de segmentation scalaire, type résidus d'ouvertures et fermetures, connexions par sauts, etc., peuvent être généralisées aux images couleur si l'on travaille spécifiquement dans des représentations type luminance, saturation et teinte. Nous utiliserons aussi des distances spectrales pour construire des gradients pour généraliser vectoriellement d'autres connexions morphologiques utiles pour la segmentation.

1.1 Notations

1.1.1 Espaces de représentation des images couleur

Rouge, Vert, Bleu (RGB), $\mathbf{f} = (f_R, f_G, f_B)$: Représentation "informatique" des images couleur. Quelques inconvénients : composantes fortement corrélées, non uniformité et difficulté d'interprétation humaine, etc.

Luminance, Saturation et Teinte (LSH), $\mathbf{f} =$

(f_L, f_S, f_H) : Représentation géométrique en coordonnées polaires dérivée de RGB. Séparation de l'information chromatique/achromatique et interprétation humaine facile. Très intéressante pour les traitements morphologiques si la formulation est correcte. 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. Les inconvénients du système de HLS peuvent être surmontés par diverses représentations alternatives, selon différentes normes employées pour définir la luminance et la saturation. Nous utilisons ici le système en norme de L_1 , dont les équations sont comme suit :

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

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.

$L^*a^*b^*$, $\mathbf{f} = (f_{L^*}, f_{a^*}, f_{b^*})$: Représentation standard en colorimétrie. Le principal avantage de l'espace $L^*a^*b^*$ est qu'il est perceptuellement uniforme : des différences de couleur reconnues comme égales pour l'oeil 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 $L^*a^*b^*$. 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 α 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.

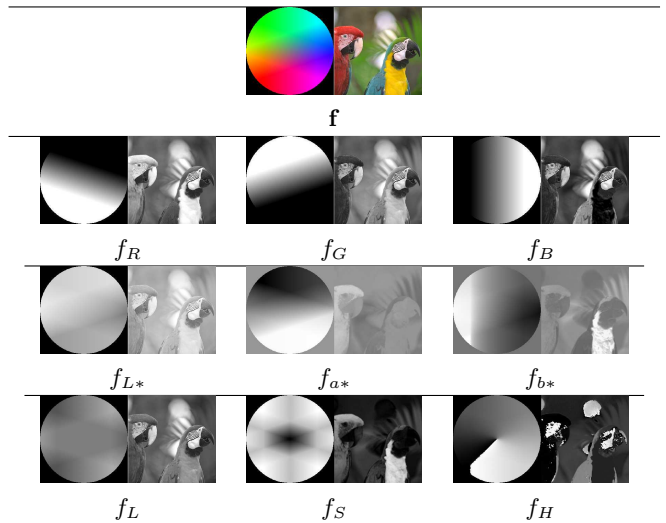


Fig. 1: Composantes couleur de l'image \mathbf{f} dans les représentations RGB, L^*a^*b et LSH en norme L_1 .

1.1.2 Treillis des images couleur

- Image a niveaux de gris : $f(x) : E \rightarrow \mathcal{T}$, $E \subset \mathbb{Z}^2$ est le support de l'image ($x \in E$), $\mathcal{T} = \{t_{min}, t_{min} + 1, \dots, t_{max}\}$ (en général $\mathcal{T} \subset \mathbb{Z}$ ou \mathbb{R}) est un ensemble ordonné de niveaux de gris, i.e. treillis complet totalement ordonné. $f \in \mathcal{F}(E, \mathcal{T})$.
- Image couleur en LSH : $\mathbf{f}(x) = (f_L(x), f_S(x), f_H(x)) : E \rightarrow \mathcal{T}^{lsh}$, $\mathbf{f} \in \mathcal{F}(E, [\mathcal{T}^l \otimes \mathcal{T}^s \otimes \mathcal{T}^h])$ ou $\mathcal{F}(E, \mathcal{T}^{lsh})$. De manière similaire pour les représentations RGB, $\mathcal{F}(E, \mathcal{T}^{rgb})$, ou L^*a^*b , $\mathcal{F}(E, \mathcal{T}^{L^*a^*b^*})$.

- Pixel couleur : $\mathbf{c}_i \in \mathcal{T}^{lsh} \Leftrightarrow \mathbf{c}_i = \{(l_i, s_i, h_i); l_i \in \mathcal{T}^l, s_i \in \mathcal{T}^s, h_i \in \mathcal{T}^h\}$.
- Les ensembles $\mathcal{T}^r, \mathcal{T}^g, \mathcal{T}^b$ sont des treillis complet totalement ordonnés. Ceux de la luminance et la saturation, \mathcal{T}^l et \mathcal{T}^s , aussi (ainsi comme les ensembles associés aux composantes de $L^*a^*b^*$).
- Cas particulier de la teinte (fonction sur le cercle unité, donc sans ordre) : $h : E \rightarrow \mathcal{C}$. Définition de la distance angulaire,

$$h_i \div h_j = \begin{cases} |h_i - h_j| & \text{si } |h_i - h_j| \leq 180^\circ \\ 360^\circ - |h_i - h_j| & \text{si } |h_i - h_j| > 180^\circ \end{cases}$$

Après fixer une origine pour les teintes h_0 (couleur de référence), il est possible de construire une fonction de teinte h_0 -centrée en calculant $f_H(x) \div h_0$, sur laquelle est définie un ordre partiel (qui peut être total pour avoir le treillis $\mathcal{T}^{h \div h_0}$).

1.1.3 D'autres images multi-variées

Au delà des images couleur (trois composantes), nous pouvons évoquer ici le cas plus général des images multi-variées. De manière générique, on peut définir une image multi-variée (ou multi-composantes) comme une fonction $\mathbf{f}(\lambda, x) : \Lambda \times E \rightarrow \mathcal{T}$, où $\Lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L\}$ est l'espace des composantes. Pour chaque pixel x , l'image a L valeurs. Chacune des L composantes peut être considérée comme une image à niveaux de gris f_{λ_i} . La fonction multi-variée $\mathbf{f}_\lambda(x) = (f_{\lambda_1}(x), f_{\lambda_2}(x), \dots, f_{\lambda_L}(x))$ peut ainsi être définie comme suit : $\mathbf{f}_\lambda(x) : E \rightarrow \mathcal{T}^L$, avec $\mathcal{T}^L = \mathcal{T} \times \mathcal{T} \times \dots \times \mathcal{T}$ si Λ est "homogène" (i.e. si toutes les composantes ont des valeurs dans le même espace qui peut être considéré une chaîne).

Notons que cette représentation, ainsi que tous les traitements de ce cours, supposent que les différentes composantes possèdent la même résolution spatiale et qu'elles sont convenablement recalées. Les étapes de rééchantillonnage et de recalage éventuellement nécessaires pour se ramener dans cette configuration ne seront pas abordées ici.

Les différentes composantes d'une image multi-variée peuvent être de natures diverses :

- composantes spectrales : une image couleur possède trois composantes spectrales (Rouge, Vert et Bleu). L'imagerie multi-spectrale, très utilisée notamment en télédétection aéroportée ou satellitaire, utilise un nombre de bandes plus important (typiquement entre 4 et 10) dans le visible et le proche infra-rouge, avec une résolution plus fine des bandes de fréquence. En imagerie hyper-spectrale, le spectre est décomposé en plusieurs centaines de bandes spectrales adjacentes très fines. Ces données portent beaucoup d'information sur la nature physique des matériaux imagés et sont très utiles dans de nombreuses applications de classification / interprétation / reconnaissance.

- composantes temporelles : pour observer l'évolution d'une zone d'intérêt au cours du temps, on peut acquérir une série d'images, construisant ainsi une image multicomposante où les λ_i correspondent aux différents instants d'acquisition. Ces données sont très utilisées en télédétection pour effectuer de la détection de changements. On les utilise aussi en contrôle qualité ou en biomédical pour la surveillance de processus évolutifs.

- composantes modales : dans certaines applications, différents types de capteurs sont utilisés pour imagier de manière complémentaire un même objet. Par exemple, en télédétection, on peut utiliser conjointement une image radar et une image optique. Dans le domaine biomédical, on peut par exemple utiliser une radiographie, une IRM et une échographie... Dans le cas de telles images multi-variées, l'hypothèse de résolution identique et de recalage peut néanmoins poser problème.

- notons enfin que certains auteurs se sont intéressés au traitement de signaux à valeur complexe (2 composantes), ou sous formes de tenseurs.

Comme il a été précisé précédemment, la majeure partie des traitements détaillés dans ce cours porteront de manière spécifique sur l'imagerie couleur. On présentera néanmoins quelques approches plus génériques.

1.1.4 Distances couleur et distances spectrales

Soit $\mathbf{c}_k = (c_k^U, c_k^V, c_k^W)$ le point couleur k dans une représentation couleur générique UVW. Les distances entre deux points couleur i et j , $\|\mathbf{c}_i - \mathbf{c}_j\|_\Delta^{UVW}$, où Δ est une métrique particulière, sont très importantes pour la définition des opérateurs morphologiques.

- Métriques de Minkowski :

$$d_L(\mathbf{c}_i, \mathbf{c}_j) = \left(\sum_{n=1}^3 |c_i^n - c_j^n|^L \right)^{1/L} = \|\mathbf{c}_i - \mathbf{c}_j\|_L,$$

$$\text{e.g., } \|\mathbf{c}_i - \mathbf{c}_j\|_2^{RGB} = \sqrt{(c_i^R - c_j^R)^2 + (c_i^G - c_j^G)^2 + (c_i^B - c_j^B)^2}.$$

L_2 dans l'espace $L^*a^*b^*$ est particulièrement intéressante car elle donne la distance perceptuelle entre deux couleurs.

- Distance de Mahalanobis (simplifiée) : Permet d'introduire des poids, i.e., $\|\mathbf{c}_i - \mathbf{c}_j\|_{M(\omega_1, \omega_2, \omega_3)}^{UVW} = \omega_1(c_i^U - c_j^U)^2 + \omega_2(c_i^V - c_j^V)^2 + \omega_3(c_i^W - c_j^W)^2$.

- Etant donnée l'instabilité de la composante teinte pour les valeurs faibles de la saturation, cas particulier pour les distances en LSH : $\|\mathbf{c}_i - \mathbf{c}_j\|_1^{LSH} = |c_i^L - c_j^L| + |c_i^S - c_j^S| + \frac{(c_i^S + c_j^S)}{2} |c_i^H \div c_j^H|$ ou $\|\mathbf{c}_i - \mathbf{c}_j\|_2^{SH} = \sqrt{(c_i^L - c_j^L)^2 + (c_i^S)^2 + (c_j^S)^2 - 2c_i^S c_j^S \cos(c_i^H \div c_j^H)}$.

D'une manière plus générale, nous pouvons construire des distances équivalentes pour les images multi-variées :

- Distance Euclidienne :

$$d_E(\mathbf{f}_\lambda(x), \mathbf{f}_\lambda(y)) = \sqrt{\sum_{j=1}^L (f_{\lambda_j}(x) - f_{\lambda_j}(y))^2},$$

- Distance de Mahalanobis : $d_M(\mathbf{f}_\lambda(x), \mathbf{f}_\lambda(y)) = \sqrt{\sum_{j=1}^L (f_{\lambda_j}(x) - f_{\lambda_j}(y))^2 / \sigma_{\lambda_j}^2}$, où $\sigma_{\lambda_j}^2 \setminus j \in \{1, 2, \dots, L\}$ représente la variance de chaque composante ou bien un poids plus arbitraire $\sigma_{\lambda_j}^2 = 1/\omega_j$.
- Distance de χ^2 : $d_{\chi^2}(\mathbf{f}_\lambda(x_n), \mathbf{f}_\lambda(x_m)) = \sqrt{\sum_{j=1}^L (N/f_{\lambda_j}) \left((f_{\lambda_j}(x_n)/f_{x_n}) - (f_{\lambda_j}(x_m)/f_{x_m}) \right)^2}$, où $f_{\cdot, \lambda_j} = \sum_{i=1}^P f_{\lambda_j}(x_i)$, $f_{x_i} = \sum_{j=1}^J f_{\lambda_j}(x_i)$ et $N = \sum_{j=1}^L \sum_{i=1}^P f_{\lambda_j}(x_i)$ (P étant le nombre de pixels ou cardinal de l'espace support E). Il faut remarquer que $f_{\lambda_j}(x_i)$ est la valeur du vecteur pixel $\mathbf{f}_\lambda(x_i)$ pour la composante f_{λ_j} .
- Distance angulaire : $d_\theta(\mathbf{f}_\lambda(x), \mathbf{f}_\lambda(y)) = \frac{2}{\pi} \arccos(\langle \mathbf{f}_\lambda(x), \mathbf{f}_\lambda(y) \rangle / (|\mathbf{f}_\lambda(x)| |\mathbf{f}_\lambda(y)|))$, où $\langle \cdot, \cdot \rangle$ est le produit scalaire des vecteurs et $|\cdot|$ est la norme de chaque vecteur. Elle correspond à l'angle des deux vecteurs (c'est-à-dire, le coefficient de corrélation entre les vecteurs).

2 Extraction marginale des détails et combinaison en LSH : chapeaux haut de forme couleur

Cette première approche de segmentation des images couleur est fondée sur la notion de résidu qui permet de rehausser sélectivement certaines structures qui peuvent ensuite être segmentées par simple seuillage. Commençons par revoir les alternatives dans la définition du résidu des ouvertures/fermetures, connu comme chapeau haut de forme.

- Chapeau haut de forme blanc, $\rho_B^+(f)$: résidu entre la fonction numérique et une ouverture, i.e.

$$\rho_B^+(f)(x) = f(x) - \gamma_B(f)(x).$$

- Chapeau haut de forme noir, $\rho_B^- f$: résidu entre une fermeture et la fonction numérique, i.e.

$$\rho_B^-(f)(x) = \varphi_B(f)(x) - f(x).$$

- Chapeau haut de forme circulaire centré, $\rho_B^\circ(a)$: variations rapides d'une fonction angulaire, i.e.

$$\rho_B^\circ(a)(x) = \{-\sup[\nu_B^\circ(z)], z \in B_x\}.$$

où $\nu_B^\circ(x) = \{-\sup[a(x) \div a(y), y \in B_x]\}$.

Notre objectif est de définir des chapeaux haut de forme couleur séparables en LSH, c'est-à-dire ceux qui sont obtenus à partir des composantes luminance, saturation et teinte séparément ; et ensuite les combiner pour avoir des résidus qui contiennent les détails chromatiques et achromatiques.

Chapeau haut de forme chromatique :

$$\rho_B^C(\mathbf{f}) = [f_S \times \rho_B^\circ(f_H)] \vee \rho_B^+(f_S).$$

Cet opérateur extrait les variations chromatiques rapides, liées aux pics positifs de saturation et aux variations de teinte sur des régions saturées.

Chapeau haut de forme achromatique blanc :

$$\rho_B^{A+}(\mathbf{f}) = |\rho_B^+(\mathbf{f}) - \rho_B^C(\mathbf{f})|.$$

où $\rho_B^+(\mathbf{f}) = \rho_B^+(f_L) \vee \rho_B^-(f_S)$ donne les variations claires globales.

Chapeau haut de forme achromatique noir :

$$\rho_B^{A-}(\mathbf{f}) = |\rho_B^-(\mathbf{f}) - \rho_B^C(\mathbf{f})|.$$

où $\rho_B^-(\mathbf{f}) = \rho_B^-(f_L) \vee \rho_B^-(f_S)$ donne les variations sombres globales.

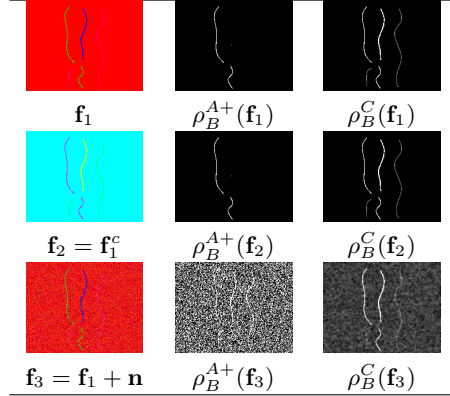


Fig. 2: Comparaison des chapeaux haut de forme achromatique ρ_B^{A+} et chromatique ρ_B^C pour l'extraction des variations rapides d'une image fortement chromatique \mathbf{f}_1 (première ligne), l'image correspondante après rotation de la teinte \mathbf{f}_2 (deuxième ligne) et après ajout de bruit couleur \mathbf{f}_3 (troisième ligne).

La figure 2 donne une comparaison des chapeaux haut de forme chromatique et achromatique, en montrant que pour certaines images très chromatiques, le résultat de ρ_B^C , en plus d'être invariant aux rotations de teinte, est plus robuste face au bruit.

Cette combinaison marginale des opérateurs est tout à fait pertinente pour les résidus car les images associées sont des fonctions numériques (pas de problème de fausses couleurs). D'autres opérateurs similaires peuvent être définies en LSH ou dans une autre représentation couleur où l'information liée aux différentes composantes est bien séparée et facile à interpréter.

3 Segmentation marginale par connexion et combinaison en LSH contrôlée par la saturation

Le fondement de l'approche est la formalisation de l'observation psycho-visuelle selon laquelle l'œil segmente à l'aide des variations de teinte dans les régions saturées, et des variations de luminance dans les régions grises. Voici le principe,

- segmentant séparément la luminance, la saturation et la teinte
- et en combinant les partitions de la luminance et de la teinte à l’aide de la saturation, qu’on prendra comme critère pour choisir en chaque endroit l’une ou l’autre classe des segmentations de la luminance et de la teinte.

Il y a plusieurs façons de construire les segmentations séparées, ainsi que de les mixer (en seillant ou non la saturation, par exemple). Prenons par exemple la segmentation par sauts, définie pour les fonctions numériques, mais qui ne s’exprime pas par l’intermédiaire de leur gradient (de ce fait, elle n’est pas s’appliquer directement aux images couleur) : on met dans une même classe tous les points x où $f(x)$ diffère de moins de k d’un extremum, on retire ces classes du plan de l’image, et on itère, la méthode dépend du seul paramètre positif k des sauts. Les plus petites régions de la partition par sauts, avec une surface inférieure à a pixels, peuvent être ensuite éliminées par fusion ou croissance de régions.

Segmentons par cette méthode mixte $A_{k,a}^{jump-area}$ les composantes scalaires de luminance et de teinte (après fixer une origine h_0). L’idée pour combiner ces deux partitions consiste à réduire l’image de saturation à un ensemble X_S , qui corresponde aux pixels de saturation élevée, de restreindre la partition de la teinte à X_S , et celle de la luminance à X_S^c , puis de réunir les deux résultats. Plus précisément, une classe de la partition synthétique est soit l’intersection d’une classe de la luminance avec la zone X_S^c de faible saturation, soit l’intersection d’une classe de la partition de la teinte avec l’ensemble X_S de haute saturation. Si $A_{k,a}^{jump-area}(f_L)(x)$, $A_{k,a}^{jump-area}(f_H)(x)$, et $A_{LSH}^{jump-area}(\mathbf{f})(x)$ désignent les classes de la luminance, de la teinte et de la synthèse au point x , il vient

$$A_{LSH}^{jump-area}(\mathbf{f})(x) = \begin{cases} A_{k,a}^{jump-area}(f_L)(x) \cap X_S^c & \text{si } x \in X_S^c \\ A_{k,a}^{jump-area}(f_H)(x) \cap X_S & \text{si } x \in X_S \end{cases}$$

Le procédé le plus simple pour déterminer l’ensemble X_S consiste, bien sûr, à seuiller la saturation à un certain niveau s , i.e., $X_S = Th_s(f_S)$. Mais ce type de sélection ne permet pas de contrôler la forme de l’ensemble X_S , que risque d’être irrégulier, avec des trous, des petites particules, etc. Il est préférable de travailler sur une image lissée, ou, puisqu’il s’agit de partitions, sur une image mosaïque de la saturation. Nous prendrons le même algorithme par sauts+croissance de régions que pour la luminance et la teinte et obtenir $A_{k,a}^{jump-area}(f_S)(x)$, en affectant ensuite à chaque classe la valeur moyenne

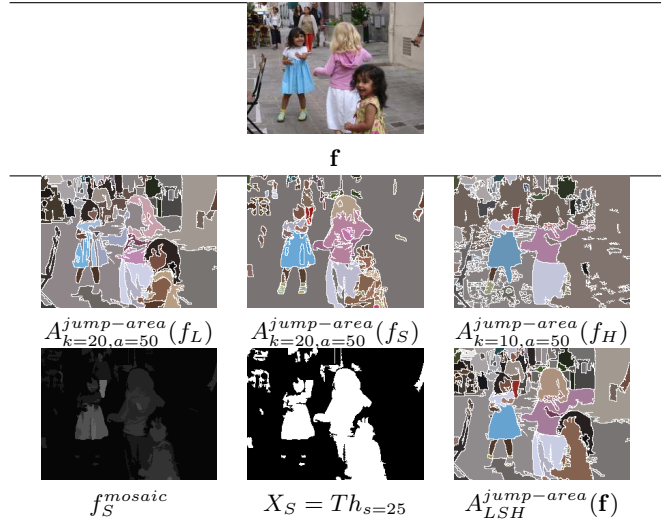


Fig. 3: Segmentation de l’image \mathbf{f} par combinaison contrôlée par la saturation f_S des partitions de la luminance (achromatique) f_L et de la teinte (chromatique) f_H . Les partitions marginales $A_{k,a}^{jump-area}$ sont obtenues par la méthode mixte connexion par saut de valeur k et fusion des régions de taille inférieure à a pixels.

de la saturation de ses pixels pour obtenir f_S^{mosaic} . Un algorithme de seuillage automatique optimal à partir de l’histogramme peut permettre d’obtenir la valeur optimale de séparation achromatique/chromatique pour chaque image. Voir l’exemple complet dans Fig. 3

Il faut noter que cette méthode est difficilement généralisable à d’autres représentations couleur car c’est justement le rôle de la saturation qui permet de combiner aisément les partitions chromatiques et achromatiques.

4 Segmentation par LPE avec des gradients couleur

Le paradigme de segmentation morphologique est la Ligne de Partage des Eaux (LPE) avec des marqueurs imposés, qui a démontré être l’une des techniques les plus puissantes pour la segmentation. 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 des images naturelles, images de vidéo-surveillance, etc. Parmi ces approches nous pouvons en souligner deux : (1) l’algorithme de cascades, A_l^{wfall} (où l est niveau de l’hiérarchie), 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, en particulier les critères volumiques, $A_n^{wshed-v}$ (où n est le nombre de régions volumiques à segmenter), qui combinent la taille et le contraste des

régions, créant 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 appliquer la LPE à une image couleur.

- Pour toute fonction numérique $f \in \mathcal{F}(E, T)$ nous pouvons calculer le module de son gradient comme le résidu d’une dilatation et une érosion, i.e.,

$$\begin{aligned} \varrho(f(x)) &= \delta_B(f) - \varepsilon_B(f) \\ &= \vee[f(y), y \in B_x] - \wedge[f(y), y \in B_x]. \end{aligned}$$

- Il existe une définition équivalente en termes d’accroissements et pour l’appliquer aux fonctions angulaires définies sur le cercle unité, il suffit de remplacer les accroissements par la différence angulaire et ainsi obtenir le gradient circulaire centré, i.e.,

$$\varrho^\circ(a(x)) = \vee[a(x) \div a(y), y \in B_x].$$

- De la même manière, pour les fonctions couleur \mathbf{f} dans une représentation UVW, nous pouvons aussi définir le même type de gradient en utilisant une distance couleur :

$$\varrho_\Delta^{UVW}(\mathbf{f}(x)) = \vee[\|\mathbf{f}(x) - \mathbf{f}(y)\|_\Delta^{UVW}, y \in B_x].$$

Ces définitions sont utilisées pour construire des gradients couleurs à partir des composantes $L^*a^*b^*$ et LSH (les composantes RGB étant fortement corrélées, leur intérêt pour la segmentation est moindre que les autres représentations). Plus précisément, nous avons les gradients suivants :

Gradient achromatique en $L^*a^*b^*$: $\varrho^{L^*}(\mathbf{f}) = \vee[\|\mathbf{f}(x) - \mathbf{f}(y)\|_{M(1,1,0)}^{L^*a^*b^*}, y \in B_x]$. Distance Euclidienne pour L^* .

Gradient chromatique en $L^*a^*b^*$: $\varrho^{ab}(\mathbf{f}) = \vee[\|\mathbf{f}(x) - \mathbf{f}(y)\|_{M(0,1,1)}^{L^*a^*b^*}, y \in B_x]$. Distance Euclidienne pour a^* et b^* .

Gradient couleur en $L^*a^*b^*$: $\varrho^{Lab}(\mathbf{f}) = \vee[\|\mathbf{f}(x) - \mathbf{f}(y)\|_{M(1,1,1)}^{L^*a^*b^*}, y \in B_x]$. Distance Euclidienne pour L^* , a^* et b^*). Très utilisé en segmentation.

Gradient de luminance en LSH : $\varrho^L(\mathbf{f}) = \varrho(f_L(x))$.

Gradient de teinte en LSH : $\varrho^H(\mathbf{f}) = \varrho^\circ(f_H(x))$.

Gradient chromatique en LSH : $\varrho^{HS}(\mathbf{f}) = f_S \times \varrho^\circ(f_H(x))$. 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.

Gradient achromatique LSH : $\varrho^{LS}(\mathbf{f}) = (1 - f_S) \times \varrho(f_L(x)) + \varrho(f_S(x))$. Pour détecter les changements des régions chromatiques-achromatiques.

Gradient couleur en LSH : $\varrho^{LSH}(\mathbf{f}) = f_S \times \varrho^\circ(f_H(x)) + (1 - f_S) \times \varrho(f_L(x))$.

Gradient couleur complet en LSH : $\varrho^{LS+H}(\mathbf{f}) = f_S \times \varrho^\circ(f_H(x)) + (1 - f_S) \times \varrho(f_L(x)) + \varrho(f_S(x))$.

La Fig.4 donne une comparaison des segmentations d’une image couleur avec la même méthode de LPE (segmentation en 100 régions volumiques) selon ces différents gradients couleur.

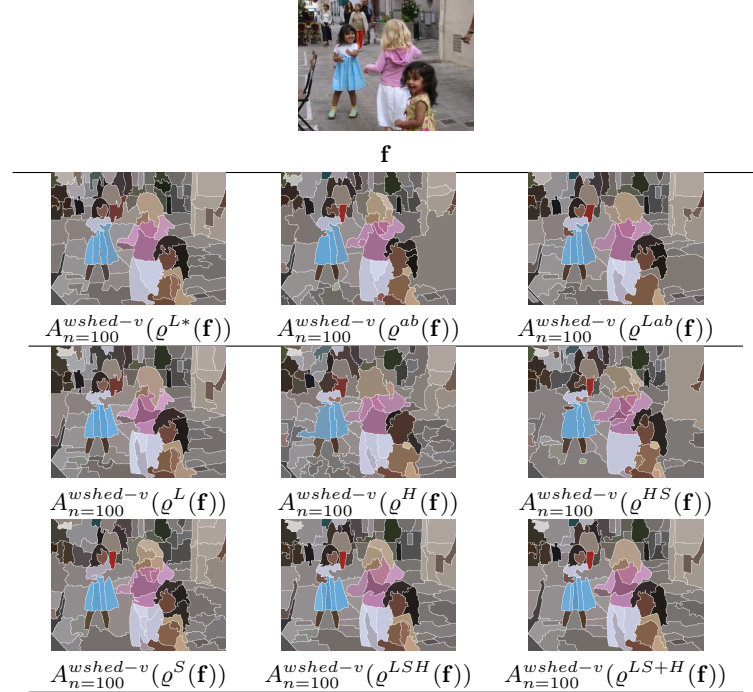


Fig. 4: Comparaison des segmentations par LPE pour l’image \mathbf{f} avec le même méthode, $A_{n=100}^{wshed-v}$ (segmentation en 100 régions volumiques) selon les différents gradients couleur en $L^*a^*b^*$ et LSH.

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. Le gradient $\varrho^{HS}(\mathbf{f})$ est indépendant des reflets et des ombres portées et évidemment des changements limités d’intensité de la lumière. Si l’on compare à l’autre gradient chromatique, $\varrho^{ab}(\mathbf{f})$, nous constatons que celui-ci, pour le même nombre de régions à segmenter, est beaucoup plus sensible aux régions achromatiques. A l’opposé, une segmentation selon la luminance des objets avec $\varrho^L(\mathbf{f})$, sans considérer l’information chromatique, pourrait être utile pour d’autres applications. D’autre part, le gradient achromatique $\varrho^{LS}(\mathbf{f})$ fournit les transitions de luminance entre les objets achromatiques et aussi les changements type achromatique-chromatique.

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.

Le gradient couleur en LSH par combinaison barycentrique à l'aide de la saturation du gradient de luminance et du gradient de teinte, $\varrho^{LSH}(\mathbf{f})$, donne des bonnes segmentations pour des images génériques. Nous définissons plus généralement le gradient couleur complet, $\varrho^{LS+H}(\mathbf{f})$, 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.

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

4.1 Des éléments additionnels pour améliorer les segmentations couleur par LPE

On peut considérer l'amélioration de la qualité des segmentations par LPE sur des gradients couleur en introduisant notamment des informations additionnelles ou bien en modifiant les algorithmes classiques de segmentation :

- Définir des gradients de texture qui peuvent se combiner avec les gradients couleur [11].
- Travailler dans un cadre probabiliste qui définit des fonctions de densité de probabilité de contours (pdf) couleur et régularise le gradient [10].

5 Segmentation spatiale et spectrale non supervisée par LPE

Les images hyperspectrales peuvent être aisément segmentées avec la LPE, en généralisant les méthodes développées pour les images couleur. L'approche est fondée sur la combinaison de l'information spectrale grâce à des marqueurs issus d'une classification non supervisée (type k-means) et de l'information spatiale issue d'un gradient multi-variée ou de la pdf des contours obtenue par la LPE probabiliste.

Les gradients les plus utiles sont obtenus généralement par la somme pondérée (les poids peuvent être par exemple les valeurs propres d'une ACP de l'image) des gradients marginaux des différentes composantes hyperspectrales ou bien par une distance spectrale. Dans ce dernier cas, le choix de la distance doit être adapté à l'espace de représentation des images : i) distance Euclidienne pour les espaces factoriels ; ii) distance de Mahalanobis pour les espaces ACP, iii) distances Chi Deux pour l'espace image de départ.

Par ailleurs, le cadre de la LPE probabiliste est spécialement approprié aux images hyperspectrales car des pdf peuvent se combiner par des sommes pondérées et il est aussi possible de régionaliser par la classification le tirage des germes aléatoires utilisés pour estimer la pdf. Pour plus de détails voir [20, 22, 24].

Dans la Fig. 5 est donné un exemple de segmentation d'une image de télédétection. Notons finalement qu'il s'agit d'une méthode robuste avec des paramètres peu nombreux et bien maîtrisés (typiquement, le nombre de dimensions après réduction données et nombre de classes de la classification).

6 Segmentation par connexions spectrales

Comme nous avons montré plus haut, la notion de connexion morphologique permet aussi de segmenter les images selon différents critères. Des nouvelles connexions ont été formulées pour les images hyperspectrales :

- les régions η -bornées,
- les boules μ -géodésiques.

Il s'agit de segmentations spatio-spectrales qui nécessitent de deux ingrédients principaux : une distance spectrale entre les points et une valeur de seuil pour définir la région. De la même manière que dans la connexion par sauts les germes sont les maxima et les minima de l'image scalaire, dans le cas des images hyperspectrales les germes sont des médianes vectorielles. Pour plus de détails voir [21].

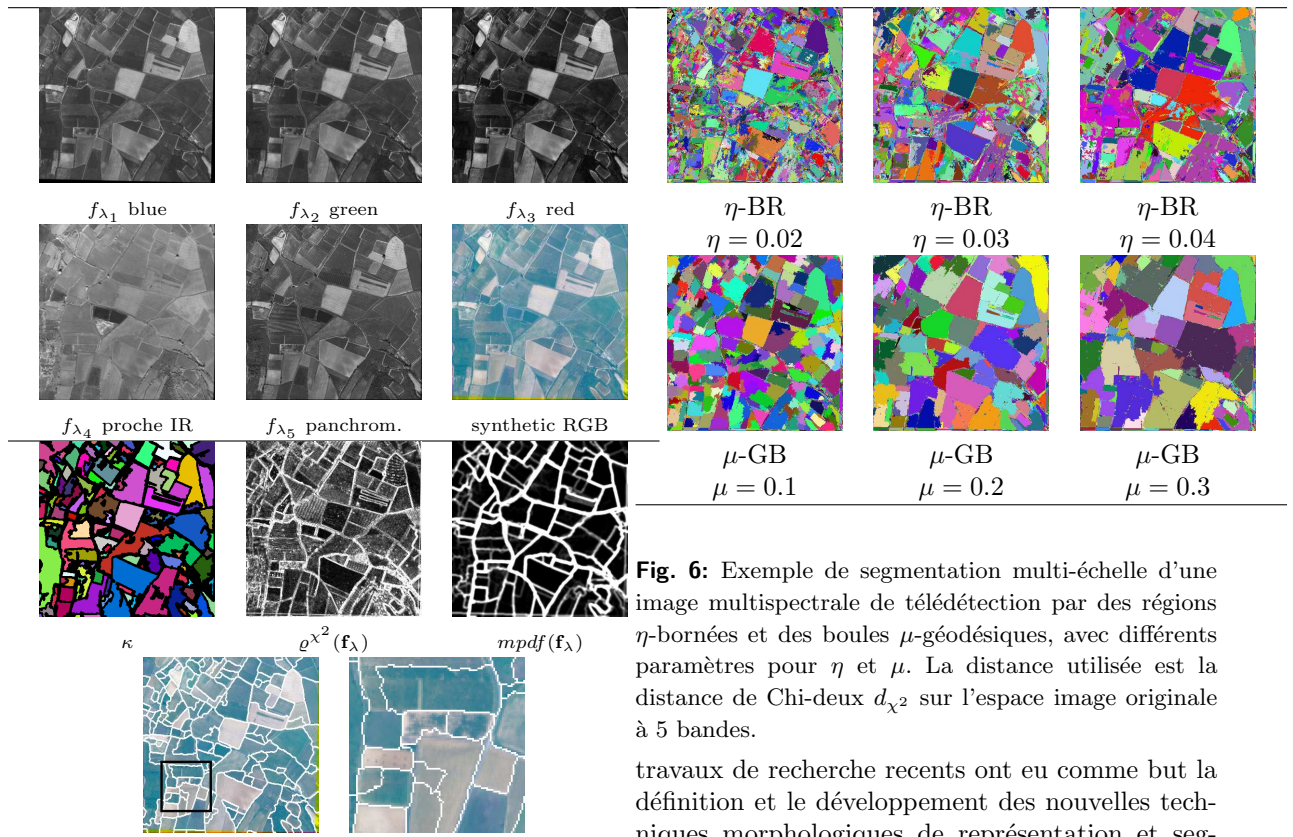


Fig. 5: Exemple de segmentation d'une image multispectrale de télédétection : Haut, image originale ; milieu, classification des pixels par k-means en 3 classes, gradient vectoriel par distance de Chi-deux, pdf de contours obtenu par régionalisation ($N = 50$ germes, $M = 100$ réalisations, aire minimale $S = 10$ pixels, rayon, maximum $R_{max} = 30$ pixels) ; bas, résultat de la segmentation par LPE, avec détail.

7 Conclusions et perspectives

Nous avons considéré dans les notes sommaires de ce cours l'application des opérateurs de la morphologie mathématique pour la segmentation d'images couleur. La liste de publications donnée en bas pourrait permettre au lecteur d'approfondir les différents aspects ici traités.

Le point de départ est bien la constatation que l'extension de la morphologie mathématique aux fonctions multi-variées, dont les images couleur, n'est ni directe, dans le sens d'unique, ni triviale car un certain nombre de précautions doivent être prises en compte pour que la généralisation soit pertinente. Pour réussir, nous avons montré qu'il y a une forte liaison entre les propriétés de l'espace de représentation de la couleur et la construction/généralisation des opérateurs morphologiques couleur ; ce qui permet même d'introduire des nouveaux opérateurs. Nous avons aussi montré que la représentation LSH est particulièrement intéressante pour le filtrage et la segmentation. Une série de

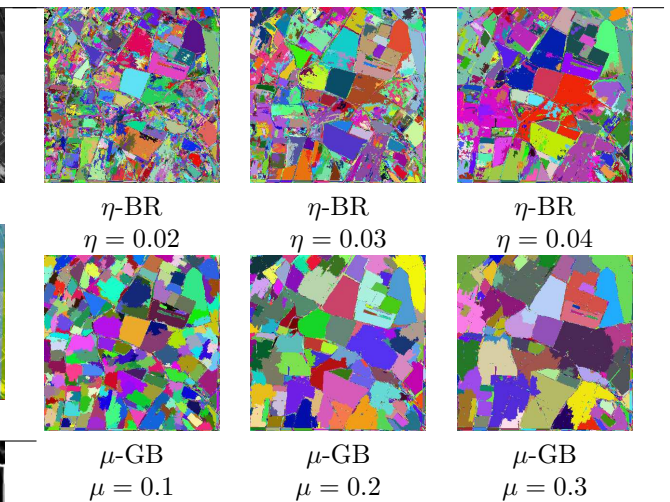


Fig. 6: Exemple de segmentation multi-échelle d'une image multispectrale de télédétection par des régions η -bornées et des boules μ -géodésiques, avec différents paramètres pour η et μ . La distance utilisée est la distance de Chi-deux d_{χ^2} sur l'espace image originale à 5 bandes.

travaux de recherche récents ont eu comme but la définition et le développement des nouvelles techniques morphologiques de représentation et segmentation adaptées aux images hyperspectrales.

Références

- [1] J. Angulo, J. Serra. Morphological coding of color images by vector connected filters. In *Proc. of IEEE 7th International Symposium on Signal Processing and Its Applications (ISSPA'03)*, Paris, France July 2003, Vol. I, pp. 69–72.
- [2] J. Angulo, J. Serra. Color segmentation by ordered mergings. In *Proc. of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'03)*, Barcelona, Spain, September 2003, Vol. II, pp. 125–128.
- [3] 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 de Paris, December 2003.
- [4] J. Angulo, J. Serra. Traitements des images de couleur en représentation luminance/saturation/teinte par norme L_1 . *Traitement du Signal*, Vol. 21, No. 6, 583–604, December 2004.
- [5] J. Angulo. Unified morphological color processing framework in a lum/sat/hue representation. In *Proc. of the International Symposium on Mathematical Morphology (ISMM'2005)*, Paris, France, April 2005. pp. 387–396, Kluwer, 2005.

- [6] J. Angulo, B. Marcotegui. Sur l'influence des conditions d'éclairage dans la segmentation morphologique couleur par LPE. In *Actes de CORESA 2005 (Compression et Représentation des Signaux Audiovisuels)*, pp. 313–318, Rennes, France, November 2005.
- [7] J. Angulo. Morphological colour image simplification by saturation-controlled regional levellings. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, Vol. 20, No. 8, 1207–1223, 2006.
- [8] J. Angulo, J. Serra. Modelling and Segmentation of Colour Images in Polar Representations. *Image and Vision Computing*, Vol. 25, No. 4, 475–495, 2007.
- [9] J. Angulo. Morphological colour operators in totally ordered lattices based on distances. Application to image filtering, enhancement and analysis. *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 107, No. 2–3, 56–73, 2007.
- [10] J. Angulo, D. Jeulin. Stochastic watershed segmentation. In *Proc. of the 8th International Symposium on Mathematical Morphology (ISMM'2007)*, Rio de Janeiro, Brazil, p. 265–276, MCT/INPE, October 2007.
- [11] J. Angulo. Morphological texture gradients. Application to colour+texture watershed segmentation. In *Proc. of the 8th International Symposium on Mathematical Morphology (ISMM'2007)*, Rio de Janeiro, Brazil, p. 363–374, MCT/INPE, October 2007.
- [12] V. Barnett. The ordering of multivariate data. *Journal Of The Royal Statistical Society A*, 139(3), 1976, 318–354.
- [13] S. Beucher, F. Meyer. The Morphological Approach to Segmentation : The Watershed Transformation. In (E. Dougherty Ed.) *Mathematical Morphology in Image Processing*, Marcel-Dekker, New York, 1992, 433–481.
- [14] 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)*, 1994, pp. 977–981.
- [15] C.-H. Demarty, S. Beucher. Color segmentation algorithm using an HLS transformation. In *Proceedings of the International Symposium on Mathematical Morphology (ISMM '98)*, 231–238, Kluwer, 1998.
- [16] J. Goutsias, H.J.A.M. Heijmans, K. Siva-kumar. Morphological Operators for Image Sequences. *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 62, No. 3, 326–346, 1995.
- [17] A. Hanbury, J. Serra. Mathematical morphology in the HLS colour space. In *Proc. 12th British Machine Vision Conference (BMV'01)*, Manchester, 2001, II-451–460.
- [18] A. Hanbury, J. Serra. Morphological Operators on the Unit Circle. *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 10, No. 12, 1842–1850, 2001.
- [19] A. Hanbury, J. Serra. Mathematical Morphology in the CIELAB Space. *Image Analysis and Stereology*, Vol. 21, No. 3, 201–206, 2002.
- [20] G. Noyel, J. Angulo and D. Jeulin. Morphological segmentation of hyperspectral images. *Image Analysis and Stereology*, Vol. 26, 1–9, 2007.
- [21] G. Noyel, J. Angulo, D. Jeulin. On distances, paths and connections for hyperspectral image segmentation. In *Proc. of the 8th International Symposium on Mathematical Morphology (ISMM'2007)*, Rio de Janeiro, Brazil, p. 399–410, MCT/INPE, October 2007.
- [22] G. Noyel, J. Angulo, D. Jeulin. Random Germs and Stochastic Watershed for Unsupervised Multispectral Image Segmentation. In *Proc. of 11th International Conference on Knowledge-based and Intelligent Information and Engineering Systems (KES 2007)* (special session on Computational Learning Methods for Unsupervised Segmentation (CLEMUS)), Salerno, Italy. Lecture Notes in Artificial Intelligence, Vol. LNAI 4694, Part III, p. 17–24, Springer, 2007.
- [23] G. Noyel, J. Angulo, D. Jeulin, D. Balvay and C.-A. Cuenod. Filtering, segmentation and region classification by hyperspectral mathematical morphology of DCE-MRI series of angiogenesis imaging. In *Proc. of the 5th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI'2008)*, p. 1517–1520, Paris, France, May 2008.
- [24] G. Noyel, J. Angulo and D. Jeulin. Classification-driven stochastic watershed. Application to multispectral segmentation. In *Proc. of the IS&T's Fourth European Conference on Color on Graphics, Imaging and Vision (CGIV'2008)*, p. 471–476, Terrasa-Barcelona, Spain, June 2008.
- [25] G. Noyel. *Filtrage, Réduction de dimension, classification et segmentation morphologique hyperspectrale*, Ph.D. Thesis, Centre de Morphologie Mathématique, Ecole des Mines de Paris, September 2008.
- [26] F. Ortiz, F. Torres, J. Angulo, S. Puente. Comparative study of vectorial morphological operations in different color spaces. In *Proc. of the SPIE Conference on Intelligent Robots and Computer Vision XX*, Boston, MA, November 2001, SPIE Vol. 4572, 259–268.
- [27] R.A. Peters II. Mathematical morphology for angle-valued images. In *Non-Linear Image Processing VIII*, Vol. SPIE 3026, 1997, 84–94.

- [28] 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, Décembre 2001.
- [29] J. Serra. *Image Analysis and Mathematical Morphology. Vol I, and Image Analysis and Mathematical Morphology. Vol II : Theoretical Advances*, London, Academic Press, 1982,1988.
- [30] J. Serra. Anamorphoses and Function Lattices (Multivalued Morphology). In (*Dougherty, Ed.*) *Mathematical Morphology in Image Processing*, Marcel-Dekker, 1992, 483–523.
- [31] H. Talbot, C. Evans, R. Jones. Complete ordering and multivariate mathematical morphology : Algorithms and applications. In *Proc. of the International Symposium on Mathematical Morphology (ISMM'98)*, Kluwer, 1998, 27–34.