



**HAL**  
open science

# Une méthode de segmentation hybride par combinaison adaptative des informations texture et couleur

Andrea Cohen, Dhouha Attia, Cyril Meurie, Yassine Ruichek

## ► To cite this version:

Andrea Cohen, Dhouha Attia, Cyril Meurie, Yassine Ruichek. Une méthode de segmentation hybride par combinaison adaptative des informations texture et couleur. MANifestation des JEunes Chercheurs en STIC- MAJESTIC, Oct 2010, Bordeaux, France. pp.8. hal-04758689

**HAL Id: hal-04758689**

**<https://hal.science/hal-04758689v1>**

Submitted on 29 Oct 2024

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# Une méthode de segmentation hybride par combinaison adaptative des informations texture et couleur

Andrea Cohen, Dhouha Attia, Cyril Meurie et Yassine Ruichek

Laboratoire Systèmes et Transports (SeT)  
Université de Technologie de Belfort-Montbéliard  
13 rue Ernest-Thierry Mieg, 90010 Belfort Cedex, France  
Contact : {andrea.cohen, dhouha.attia, cyril.meurie,  
yassine.ruichek}@utbm.fr

---

## Résumé

Une nouvelle technique de segmentation basée sur une Ligne de Partage des Eaux (LPE) utilisant une combinaison adaptative des informations couleur et texture de l'image est proposée. Ces informations sont représentées sous la forme de deux gradients morphologiques : un gradient morphologique couleur lexicographique et un gradient texture basé sur des descripteurs de texture obtenus par des matrices de cooccurrence. Ces deux gradients morphologiques sont ensuite combinés par le biais d'une stratégie de fusion de gradients et une technique adaptative pour le choix des poids de combinaison. Une segmentation par Ligne de Partage des Eaux (LPE) est ensuite effectuée en utilisant le gradient hybride calculé précédemment. Les résultats de segmentation obtenus sont évalués avec l'erreur quadratique moyenne (MSE) pour plusieurs ensembles de paramètres et pour différents espaces couleur.

## Abstract

A new segmentation technique based on a color watershed using an adaptive combination of color and texture information is proposed on this paper. This information is represented by two morphological gradients, a classical color gradient and a texture gradient based on co-occurrence matrices texture features. The two morphological gradients are then mixed using a gradient component fusion strategy and an adaptive technique to choose the weighting coefficients. The segmentation process is finally performed by applying the watershed algorithm. The obtained results are then evaluated with the MSE for several sets of parameters and color spaces.

**Mots-clés :** segmentation, combinaison adaptative, couleur, texture, matrices de cooccurrence

**Keywords:** segmentation, adaptive combination, color, texture, co-occurrence matrices

---

## 1. Introduction

De nombreuses méthodes de segmentation morphologiques proposées dans la littérature sont généralement classées en deux catégories principales : les approches contours et les approches régions. Ces méthodes sont très souvent développées pour des applications spécifiques. Il est alors difficile de trouver une méthode qui puisse être appliquée et fournir d'excellents résultats pour n'importe quelle application. En général, les images présentent deux informations importantes : la couleur et la texture. Il est donc opportun d'utiliser une méthode de segmentation basée sur ces deux informations. ANGULO [1] propose dans ces travaux une méthode de segmentation combinant les informations de couleur et de texture. Bien que donnant de bons résultats cette méthode présente plusieurs inconvénients : 1/ l'optimisation des paramètres est délicate et dépend de l'application ; 2/ les paramètres doivent être redéfinis pour chaque nouvelle image ; 3/ la méthode est globale et ne s'adapte donc pas localement au contenu de l'image. Au vu de la popularité des matrices de cooccurrence pour la description de la texture [2] [3] [4] [5], nous proposons un nouveau gradient texture basé sur les matrices de cooccurrence. Ce gradient texture est ensuite combiné de façon adaptative pour l'obtention d'un gradient hybride utilisé dans une LPE. La méthode

proposée utilise une technique originale qui prend en compte les informations de texture et de couleur en s'adaptant localement au contenu de l'image. Cette technique de combinaison a déjà été testée dans des travaux précédents [6], [7] avec le gradient texture défini par ANGULO [1] pour deux applications spécifiques. Cet article est organisé de la façon suivante : la section 2 présente la définition des gradients texture et couleur. La section 3 décrit le calcul du gradient structurel ainsi que la stratégie proposée de combinaison des gradients couleur et texture. L'étape de segmentation par l'algorithme de Ligne de Partage des Eaux est présentée en section 4 avec une sélection adéquate des germes. Avant de conclure sur les travaux présentés dans cet article, nous présentons en section 5, les résultats de segmentation obtenus sur dix images de la BSDB.

---

*Les travaux présentés dans cet article s'inscrivent dans le cadre du projet ViLoc 2009-2012 financé par la région Franche-Comté et le BQR de l'UTBM.*

---

## 2. Définition des gradients morphologiques couleur et texture

### 2.1. Matrices de cooccurrence

Une matrice de cooccurrence peut être définie comme un histogramme en deux dimensions du nombre d'occurrences des paires de niveaux de gris pour une relation spatiale donnée (ou translation) [4]. Autrement dit, une matrice de cooccurrence donne, pour chaque paire de niveaux de gris possible  $i$  et  $j$ , le nombre de paires de pixels séparées par un vecteur de translation quelconque dont leurs niveaux de gris correspondent respectivement à  $i$  et  $j$ . Mathématiquement, pour une translation  $\vec{t}$ , une matrice de cooccurrence  $C$  est définie sur une image  $g$  (en niveaux de gris) par la relation suivante :

$$C_{\vec{t}}(i, j) = \text{card}\{(x, x + \vec{t}) \in D : g(x) = i, g(x + \vec{t}) = j\} \quad (1)$$

où  $g(x)$  représente le niveau de gris du pixel  $x$  ;  $i$  et  $j$  sont des niveaux de gris, et  $D$  correspond au domaine de l'image.

Les matrices de cooccurrence décrivent une image en tenant compte de la relation entre chaque pixel et son voisinage et non pas chaque pixel de façon individuelle. La texture, de son côté, est un phénomène lié à un voisinage de pixels (et non pas à un pixel individuel). C'est pourquoi les matrices de cooccurrences peuvent être utilisées comme un outil de description de la texture. Cependant, il est bon de noter que la réussite de cet outil dépend fortement de la relation spatiale (vecteur de translation) choisie. Il existe plusieurs mesures qui peuvent être extraites des matrices de cooccurrence et qui résument le contenu de ces matrices. HARALICK ET AL [3] présente un total de 13 mesures mais nous n'en retiendrons que deux dans cet article : le second moment angulaire (ASM) et le contraste ( $c$ ).

$$ASM_{\vec{t}} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} C_{\vec{t}}^2(i, j) \quad (2)$$

$$c_{\vec{t}} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i - j)^2 C_{\vec{t}}(i, j) . \quad (3)$$

Le moment angulaire (ASM) correspond à l'homogénéité de la texture dans le sens de la relation spatiale donnée. Sa valeur est élevée si on retrouve souvent le même couple de pixels dans l'image. C'est-à-dire qu'il existe un niveau de gris uniforme ou une périodicité dans le sens de la translation. Ceci permet d'avoir une matrice avec peu d'entrées de grande magnitude. Le contraste ( $c$ ) est la mesure de la quantité de variation locale de la texture dans le sens de la translation choisie. Cette mesure est importante lorsque les termes éloignés de la diagonale de la matrice sont élevés. Cela revient à dire que les pixels voisins (dans le sens du vecteur  $\vec{t}$ ) ont des valeurs d'intensité très différentes.

## 2.2. Analyse Locale

Comme présenté dans la section précédente, les matrices de cooccurrence peuvent être utilisées pour l'obtention des descripteurs de texture. Cependant, ces matrices sont calculées de façon globale pour toute l'image, ce qui n'est pas sans poser de problème quand nous savons qu'il est possible d'avoir plusieurs textures différentes dans une même image. Pour remédier à ce problème, nous calculons la matrice  $C$  sur une fenêtre de taille  $W$  centrée sur chaque pixel  $x$  de l'image (la taille de la fenêtre adéquate est donnée dans la partie résultats expérimentaux). Ainsi, les deux mesures mentionnées ci-dessus (ASM et contraste) peuvent être calculées pour chaque pixel de l'image. Il est défini comme image d'ASM local associée à  $\vec{t}$ , l'image qui combine les mesures ASM de la matrice  $C$  associée au vecteur  $\vec{t}$  de chaque pixel de l'image  $g$ . Il en est de même pour l'image de contraste local associée à  $\vec{t}$ . Notons que pour une image d'ASM local d'orientation  $\vec{t}$  (resp. pour une image de contraste local), les pixels associés à une texture homogène (dans le sens de  $\vec{t}$ ) ont une valeur élevée (resp. pour une texture qui présente beaucoup de variation -dans le sens de  $\vec{t}$ - pour une image de contraste local). Les matrices de cooccurrence n'étant calculées que pour des images en niveaux de gris, nous les appliquons sur chaque composante de l'image couleur  $f$ . Ceci revient à obtenir trois images d'ASM local par vecteur  $\vec{t}$  et/ou trois images de contraste local.

## 2.3. Calcul des gradients morphologiques couleur et texture

Soit une image en niveau de gris  $g$ , le gradient morphologique texture  $Q_{\text{tex}}$  est défini comme le résidu d'une dilatation et d'une érosion (calculé dans la majorité des cas avec un élément structurant de taille 1) :

$$Q(g(x)) = \delta_{\beta}(g(x)) - \epsilon_{\beta}(g(x)) \quad (4)$$

Le gradient morphologique texture est défini à partir du concept de descripteurs de texture. Ce concept fait référence aux images d'ASM local pour le calcul d'un gradient texture ASM, ou aux images de contraste local pour le calcul d'un gradient texture de contraste (subsection 2.2).

Soit  $t_k$  un descripteur de texture quelconque. On définit alors le gradient de texture  $Q_{\text{tex}}$  d'une image couleur  $f$ , comme le supremum des gradients morphologiques des images d'énergie local  $t_{\vec{t}}$ .

$$Q_{\text{tex}}(f(x)) = \bigvee_{\vec{t} \in T} [Q(t_{\vec{t}}(x))] \quad (5)$$

où  $T$  est un ensemble de vecteurs de tailles et orientations différentes (comme présenté dans le tableau 1.) Le processus d'obtention d'un gradient morphologique texture (pour le contraste ou l'ASM) est illustré sur la figure 1.

Posons  $f$  une image couleur,  $\delta(f)$  et  $\epsilon(f)$  des vecteurs couleur. Le gradient morphologique couleur classique de l'image  $f$  est alors donné par la formule précédente en utilisant un ordre conditionnel, appelé aussi ordre lexicographique.

## 3. Définition du gradient structurel

Afin de tirer partie de toutes les informations présentes dans l'image, il peut être opportun d'utiliser une méthode de segmentation de type LPE basée sur un gradient couleur et un gradient texture. L'idée principale développée dans cet article, consiste à définir un gradient structurel par combinaison des gradients texture et couleur présentés dans la section précédente. Le gradient couleur est défini sur trois composantes alors que le gradient texture en niveaux de gris est défini sur une composante. Pour combiner ces deux gradients, nous proposons alors de décomposer l'image de gradient couleur  $Q_{\text{col}}$  en trois composantes  $Q_{\text{col}}^R$ ,  $Q_{\text{col}}^G$  et  $Q_{\text{col}}^B$ , et combiner chacune des composantes de l'image du gradient couleur avec la composante de l'image de gradient texture  $Q_{\text{tex}}$ . L'approche proposée permet ainsi de préserver l'information couleur de l'image mais aussi d'ajouter à chaque composante couleur, l'information texture. En effet, la texture étant un phénomène lié à l'intensité lumineuse et non à la couleur, celle-ci affecte équitablement toutes les composantes de l'image de gradient couleur. Nous obtenons alors un gradient composite  $Q$  avec trois composantes  $Q^R$ ,  $Q^G$  et  $Q^B$  défini comme suit :

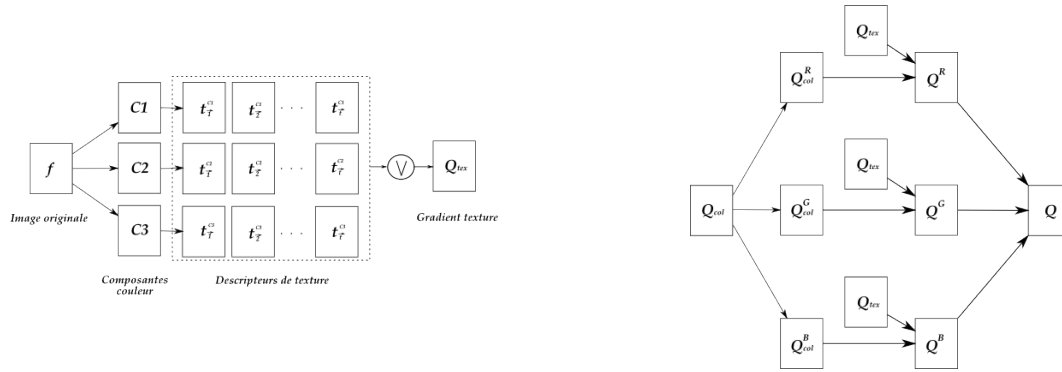


FIG. 1 – Illustration du processus d'obtention du gradient structurel (gauche : obtention du gradient texture ; droite : obtention du gradient structurel).

$$\begin{cases} Q^R = Q_{col}^R \otimes Q_{tex} \\ Q^G = Q_{col}^G \otimes Q_{tex} \\ Q^B = Q_{col}^B \otimes Q_{tex} \end{cases} \quad (6)$$

La combinaison de ces deux informations (une composante de l'image de gradient couleur, nommée  $r$  et l'image de gradient texture  $q$ ) s'effectue au choix par trois techniques différentes proposées ci-après : une combinaison fixe, une combinaison adaptative et une combinaison par supremum. Le processus d'obtention du gradient structurel est illustré sur la figure 1.

### 3.1. Combinaison fixe

Cette technique de combinaison fait intervenir un coefficient de pondération  $\alpha$  global pour toute l'image. Ceci implique deux inconvénients majeurs. Le premier inconvénient est que la pondération est fixe pour tous les pixels de l'image, ce qui laisse supposer qu'aucune priorité n'est attribuée par rapport au contenu de l'image (par exemple, pour un pixel où la texture est dominante, il serait peut être intéressant de donner à ce pixel un poids plus fort à la texture qu'à la couleur). Le deuxième inconvénient réside dans le fait que le coefficient de pondération  $\alpha$  doit être défini expérimentalement en fonction du contenu de l'image et donc redéfini pour chaque nouvelle image.

$$h(p) = \alpha q(p) + (1 - \alpha) \times r(p) \quad (7)$$

où  $h$  (valable pour toutes les méthodes de combinaison) représente l'image de sortie du processus qui est appliqué à chaque pixel de l'image.

### 3.2. Combinaison adaptative

Les deux combinaisons présentées ci-après (adaptative et supremum) font intervenir une combinaison modulaire des gradients couleur et texture en fonction du contenu de l'image. Ceci a pour avantage de prioriser pour un pixel donné, l'information dominante (à savoir la couleur ou la texture), mais aussi de disposer d'une méthode automatique s'adaptant à tout type d'image.

$$h(p) = \alpha_p q(p) + (1 - \alpha_p) r(p) \quad (8)$$

$$\alpha_p = \frac{q(p)}{q(p) + r(p)} \quad (9)$$

où  $\alpha_p$  représente le coefficient de pondération défini dans l'intervalle  $[0,1]$ . Notons que le coefficient  $\alpha_p$  est calculé pour chaque pixel  $p$  de l'image afin de donner un poids plus important à l'information dominante.  $\alpha_p$  est grand si l'information de couleur  $q$  est plus importante que l'information de texture  $r$  et vice-versa.

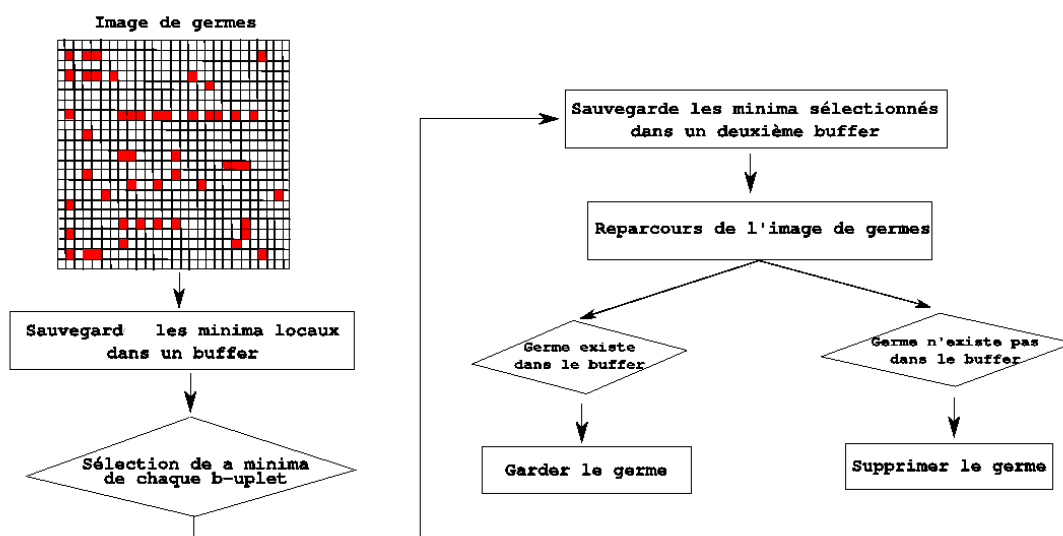


FIG. 2 – Illustration de l'opérateur de sélection de germes.

### 3.3. Combinaison par supremum

La combinaison par supremum est légèrement différente de la précédente car il ne s'agit plus de combiner les pixels des images de gradient couleur et texture, mais de choisir l'un ou l'autre des gradients. Cependant, cette méthode, tout comme la précédente, s'adapte localement au contenu de l'image (puisque le choix du gradient peut être différent pour chaque pixel). Pour un pixel donné, le gradient composite n'est autre qu'une copie du gradient qui apporte le plus d'information (le supremum).

$$h(p) = \begin{cases} q(p), & \text{si } q(p) \geq r(p) \\ r(p), & \text{si } r(p) > q(p) \end{cases} \quad (10)$$

## 4. Segmentation par l'algorithme de Ligne de Partage des Eaux (LPE)

La Ligne de Partage des Eaux est une technique de segmentation d'image assez répandue [8,9]. Cet outil consiste à chercher les contours des bassins versants dans l'image à segmenter. Après avoir déterminé les contours de ces bassins qui forment les minima locaux, on obtient une carte de régions. L'inconvénient majeur de cette technique réside dans sa sensibilité au nombre de germes (généralement les minima locaux) qui s'avère, souvent, très important et engendre donc une sur-segmentation de l'image. Une alternative pour palier cette sur-segmentation consiste à utiliser une Ligne de Partage des Eaux hiérarchique non-paramétrique, également connue sous le nom d'algorithme de Waterfall [10]. Plusieurs auteurs proposent différents types de gradients y compris plusieurs ordres de vecteurs couleur [11–13]. Mais le temps de traitement par cette approche est très important et nécessite de définir le meilleur niveau de la hiérarchie (celui qui offre la meilleure segmentation). Nous proposons donc dans cet article une deuxième solution sous la forme d'un opérateur de sélection de minima locaux permettant de gérer le nombre de minima locaux dans l'image de germes en fonction de deux paramètres d'entrée :  $a$  et  $b$  (qui définissent le pourcentage de germes donné par  $\frac{a}{b} \times 100$ ). Plus précisément, cet opérateur permet de conserver l'entropie de la répartition des germes dans l'image. La réduction du nombre de minima locaux garantit une meilleure segmentation. La figure 2 décrit le principe de cet opérateur et son effet sur une image de germes.

TAB. 1 – Ensembles de vecteurs testés

Ensemble	Nb éléments	Taille	Orientation
1	4	2	0, 45, 90, 135
2	6	2	0, 30, 60, 90, 120, 150
3	8	4	0, 30, 45, 60, 90, 120, 135, 150
4	10	4	0, 30, 37, 45, 60, 90, 120, 127, 135, 150
5	16	2 - 4	0, 30, 45, 60, 90, 120, 135, 150
6	8	8	0, 30, 45, 60, 90, 120, 135, 150

## 5. Résultats Expérimentaux

Dans cette section nous évaluons, à l'aide de l'erreur quadratique moyenne (MSE) par rapport à l'image couleur initiale, les différents résultats de segmentation obtenus à l'aide d'une LPE basée sur la combinaison des informations de couleur et de texture. Tous les tests ont été effectués sur 10 images de la base de segmentation de Berkeley (BSDB) [14]. Pour une meilleure visualisation, seule 5 images sont illustrées sur la figure 4. Une étude sur l'influence de l'espace couleur a aussi été réalisée sur six espaces couleur (RGB, HSL,  $I_1 I_2 I_3$ ,  $Y C_b C_r$ ,  $Y C_h_1 C_h_2$ ,  $L^* a^* b^*$ ), parmi les six familles d'espace couleur décrites dans la littérature [15]. L'image de germes utilisée a été obtenue à l'aide de l'approche décrite dans la section précédente et correspond à un pourcentage de 5% des minima locaux de l'image du gradient structurel. Pour une meilleure visualisation, nous ne présentons, dans la figure 3, que les résultats obtenus avec les meilleurs paramètres. Les courbes en haut de la figure 3 présentent les résultats de combinaison en fonction de la collection choisie (cf. tableau 1), dans l'espace RGB, et pour une fenêtre de taille 4 (gauche) et de taille 6 (droite). Les courbes en bas de la figure 3 illustrent les résultats de combinaison en fonction de l'espace couleur choisi avec les meilleures paramètres (collection, taille de fenêtre). Les résultats sont calculés avec les différents gradients structurels obtenus à partir du gradient texture basé sur le contraste. Nous ne présentons pas les résultats du gradient texture basé sur l'ASM car ils sont moins satisfaisants. Notons que nous ne présentons pas les résultats avec une fenêtre de taille 16, car ils sont les moins bons (hormis pour une combinaison fixe avec  $\alpha = 0,7$  pour laquelle les résultats restent quasiment inchangés par rapport à la taille de la fenêtre). La méthode de combinaison adaptative que nous proposons se situe toujours en deuxième ou troisième position lorsqu'elle n'est pas première. En moyenne, la combinaison fixe avec  $\alpha = 0,7$  donne les meilleurs résultats, mais il ne faut pas oublier que ce paramètre a été défini après des tests exhaustifs et que son efficacité sur un autre ensemble d'images n'est pas garantie. Rappelons que la méthode adaptative proposée n'a pas cet inconvénient. Dans l'espace RGB les meilleurs résultats obtenus correspondent à : 1/ la méthode adaptative avec une fenêtre de taille 4 et la collection 1 (figure 3 en haut et à gauche) ; 2/ la combinaison fixe avec  $\alpha = 0,7$  (figure 3 en haut à gauche). Dans le but d'analyser l'influence de l'espace couleur sur les résultats de segmentation, nous ne gardons que les deux meilleures tailles de fenêtre (4 et 6) que nous testons avec toutes les collections du tableau 1. Nous pouvons conclure que les meilleurs résultats sont obtenus dans l'espace  $Y C_b C_r$  avec la méthode adaptative proposée (pour une fenêtre de taille 4), et avec une combinaison fixe avec  $\alpha = 0,7$  (pour une fenêtre de taille 6). Notons l'importance du choix de l'ensemble de vecteurs utilisé qui peut varier selon l'application. Pour la combinaison adaptative, les meilleurs résultats correspondent à la collection 2. Mais contrairement aux autres combinaison, la méthode proposée est aussi la plus performante indépendamment de la collection choisie et possède l'avantage de ne pas avoir de facteur de pondération couleur/texture à définir. La figure 4 illustre les résultats de segmentation dans l'espace  $Y C_b C_r$  pour les meilleures méthodes de combinaison (ie.  $\alpha = 0,7$  et adaptative). Bien que les résultats soient similaires pour la quatrième image, notons que la méthode proposée fournit de meilleurs résultats pour les autres images. Par exemple, l'image 1 présente une meilleure segmentation des différentes parties de l'oiseau, les algues et le plongeur sont mieux extraits dans l'image 2, les cheveux de la femme et le bras de l'homme sont bien extraits dans l'image 3 et la planche de surf et mieux segmentée dans l'image 5.

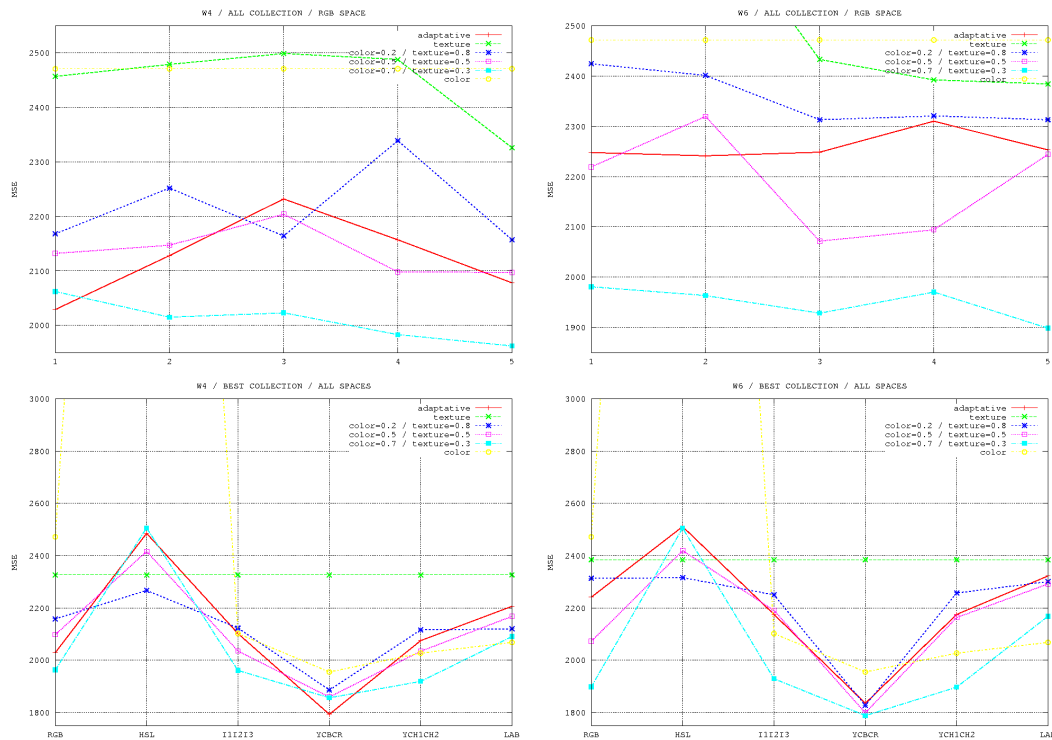


FIG. 3 – Evaluation des résultats de segmentation dans l’espace RGB pour toutes les collections (en haut) et pour différents espaces couleur avec la meilleure collection (en bas), pour une fenêtre de taille 4 (à gauche) et une fenêtre de taille 6 (à droite).



FIG. 4 – Images segmentées avec les meilleures combinaisons de gradient pour la base de données de Berkeley (de haut en bas) : images initiales, images segmentées avec une combinaison avec  $\alpha = 0,7$ , images segmentées avec une combinaison adaptative).



## 6. Conclusion

Dans cet article, nous présentons une nouvelle méthode de segmentation hybride basée sur une combinaison adaptative des informations de texture et de couleur. La nouveauté de cette technique réside dans une combinaison adaptative d'un gradient morphologique couleur et d'un gradient texture basé sur les matrices de cooccurrence. La technique proposée s'adapte localement au contenu de l'image et ne nécessite pas de paramétrage (comme cela est le cas pour une méthode de combinaison fixe). Aux avantages cités s'ajoute le fait que la méthode de combinaison adaptative proposée couplée à une sélection adéquate des germes permet d'obtenir dans l'espace  $YC_bC_r$  les meilleurs résultats de segmentation par LPE.

## Bibliographie

1. Jesus Angulo. Gradients morphologiques de texture. application à la segmentation couleur+texture par lpe. Dans *COmpression et REprésentation des Siganux Audiovisuels*, pages 42–47, Novembre 2006.
2. Peter Kruizinga et Nikolay Petkov. Nonlinear operator for oriented texture. *IEEE Transactions on image processing*, 8(10) :1395–1407, Octobre 1999.
3. Robert M. Haralick, K. Shanmugan, et Its'hak Dinstein. Textural features for image classification. *IEEE Trans. On Systems, Man, and Cybernetics*, 3(6) :610–621, Novembre 1973.
4. Steven W. Zucker et Dimitri Terzopoulos. Finding structure in co-occurrence matrices for texture analysis. *Computer Graphics and Image Processing*, 12 :286–308, 1980.
5. Andrea Baraldi et Flavio Parmiggiani. An investigation of the textural characteristics associated with gray level cooccurrence matrix statistical parameters. *IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing*, 33(2), Mars 1995.
6. Andrea Cohen, Cyril Meurie, Yassine Ruichek, Juliette Marais, et A Flancquart. Quantification of gnss signals accuracy : an image segmentation method for estimating the percentage of sky. Dans *IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES)*, pages 40–45, Novembre 2009.
7. Cyril Meurie, Yassine Ruichek, Andrea Cohen, et Juliette Marais. An hybrid an adaptive segmentation method using color and textural information. Dans *IS&T/SPIE, Electronic Imaging 2010 - Image Processing : Machine Vision Applications III*, Janvier 2010.
8. L. Vincent et P. Soille. Watersheds in digital spaces : an efficient algorithm based on immersions simulations. *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)*, 13(16) :583–598, 1991.
9. L. Shafarenko, M. Petrou, et J. Kittler. Automatic watershed segmentation of randomly textured color images. *IEEE Trans. On Image Processing*, 6(11) :1530–1543, 1997.
10. S. Beucher. Watershed, hierarchical segmentation and waterfall algorithm. *Mathematical morphology and its applications to image ans signal processing*, pages 69–76, 1994.
11. Jesus Angulo et Jean Serra. Color segmentation by ordered mergings. Dans *International Conference on Image Processing (ICIP)*, volume 2, pages 125–128, 2003.
12. Olivier Lezoray, Cyril Meurie, et Abderrahim Elmoataz. A graph approach to color mathematical morphology. Dans *IEEE Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT)*, pages 856–861, 2005.
13. Olivier Lezoray, Cyril Meurie, et Abderrahim Elmoataz. Graph-based ordering scheme for color image filtering. *International Journal of Image and Graphics*, 8(3) :473–493, Juillet 2008.
14. D. Martin, C. Fowlkes, D. Tal, et J. Malik. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics. Dans *Proc. 8th Int'l Conf. Computer Vision*, volume 2, pages 416–423, Juillet 2001.
15. Nicolas Vandenbroucke. *Segmentation d'images par classification de pixels dans des espaces d'attributs colorimétriques adaptés*. Thèse de doctorat, University of Lille 1, Décembre 2000.