

# Simplification morphologique d'images couleur par critères connectifs

## Morphological color image simplification by connective criteria

Jesús Angulo

Centre de Morphologie Mathématique - Ecole des Mines Paris

35, rue Saint-Honoré ; F-77300 Fontainebleau - France

angulo@cmm.ensmp.fr ; <http://cmm.ensmp.fr/~angulo/>

### Résumé

*En morphologie mathématique, les filtres connexes, et notamment les nivellements, sont très utiles pour la simplification des images, car ces opérateurs ont la propriété de préserver les structures majeures et leur qualité visuelle. La notion de "structure couleur" n'est pas triviale et par conséquent, la construction d'opérateurs morphologiques vectoriels pour les images couleur laisse de multiples questions ouvertes. Nous proposons dans cette contribution une méthode pour la simplification morphologique des images couleur qui est basée sur l'application d'un nivellement couleur (selon un ordre lexicographique) à chaque région significative, en s'adaptant à la nature de la région (chromatique ou achromatique), et qui a besoin évidemment d'une segmentation préalable de l'image.*

### Mots clefs

morphologie mathématique, image couleur, segmentation couleur, filtrage connexe couleur, ordre lexicographique, nivellement.

## 1 Introduction

En morphologie mathématique, les filtres connexes, et notamment les nivellements [1, 2], sont très utiles pour la simplification des images, car ces opérateurs ont la propriété de préserver les structures majeures et leur qualité visuelle. Filtrer une image à niveaux de gris comporte un but clair, le lissage des structures. Or, comme nous l'avons montré lors de nos travaux sur l'extension de la morphologie mathématique aux images couleur [3], le filtrage morphologique vectoriel laisse de multiples questions ouvertes car cette fois-ci, le but est moins évident. Principalement du fait que la notion de "structure couleur" n'est pas triviale. Ainsi, l'introduction de nouvelles couleurs dans l'image filtrée peut être critique pour certaines des applications, mais elle peut aussi ne pas être importante pour d'autres. Il ne faut pas oublier que travailler sur des images couleur en vectoriel implique une complexité computationnelle des algorithmes très importante. Par ailleurs, il y a une multitude de choix à faire pour la définition d'un opérateur connexe couleur : espace couleur, ordre vectoriel, etc. Et finalement, une autre question importante est le contrôle du niveau de

simplification recherché.

Plusieurs travaux ont été menés pour donner des versions vectorielles des nivellements. Dans [4], Gomila propose deux alternatives au problème : (1) les nivellements pseudo-scalaires, qui consistent à projeter les vecteurs sur une droite de référence et puis à appliquer les nivellements scalaires au module des vecteurs projetés, en revenant ensuite à l'espace vectoriel ; (2) les nivellements autarciques, en utilisant les angles qui forment les vecteurs. Dans [5], Meyer établit le cadre théorique permettant d'introduire une définition vectorielle des nivellements, basé sur la notion de fonction séparatrice. Dans [6], Zanoguera présente des algorithmes pour la mise en œuvre de nivellements vectoriels non-séparables par projection et par intersection des vecteurs. Dans [7], nous avons étudié l'application des ordres lexicographiques en représentation luminance/saturation/teinte pour le développement de nivellements couleur.

Dans cet article, nous détaillons une méthode pour la simplification morphologique d'images couleur qui est basée sur l'application d'un nivellement couleur (selon un ordre lexicographique) à chaque région significative, en s'adaptant à la nature de la région (chromatique ou achromatique), et qui a besoin évidemment d'une segmentation préalable de l'image. Les algorithmes sont illustrés par quelques exemples.

## 2 Ordres lexicographiques et nivellements couleur

Les opérateurs morphologiques ont besoin d'une structure de treillis complet. Nous rappelons qu'un treillis complet repose sur la définition d'un ordre partiel et l'existence d'un infimum et d'un supremum. Par conséquent, pour pouvoir appliquer la morphologie mathématique aux images couleur, il est nécessaire de pouvoir ordonner les couleurs, et de vérifier l'existence des suprema et infima pour ainsi construire un treillis complet. L'ordre conditionnel ou lexicographique est une méthode basée sur une certaine priorité dans la prise en compte des composantes. Dans la plupart des cas, la relation d'ordre de deux vecteurs sera décidée par la première condition de la cascade lexicographique. Pour pouvoir contrôler la dépendance vis-

à-vis de la première composante, en rendant plus flexible l'ordre lexicographique, nous avons proposé une approche qui consiste à réduire d'une manière linéaire la marge dynamique de variation de la première composante (*ordre lexicographique de module  $\alpha$*  [3]).

L'utilisation d'un espace couleur en coordonnées de type luminance/teinte/saturation (LTS) permet la création, d'une part, d'un ordre lexicographique de module  $\alpha$  qui utilise la coordonnée de *luminance au premier niveau*, suivie de la saturation et de la teinte (il faut fixer une origine  $t_0$  pour définir un ordre sur la teinte, cependant celui-ci en troisième place n'aura pas beaucoup d'importance) :  $\Omega_{luma} \equiv (L|_{\alpha} \rightarrow S \rightarrow T_{t_0})$ . D'autre part, pour la teinte, on construit un ordre lexicographique avec, *au premier niveau, la distance angulaire de la teinte à une origine choisie*, suivie de la saturation et de la luminance. Toutefois il faut prendre en compte le problème de la signification de la teinte des pixels avec une saturation basse (en fait, il faut "pondérer" la teinte en faisant un changement de la position de la teinte sur le cercle unité en fonction de la saturation et d'une origine choisie) :  $\Omega_{teinte} \equiv (T_{t_0}^* \rightarrow S \rightarrow L)$ . Voir dans [3] les détails sur ces ordres et leur mise en œuvre.



Figure 1 – Exemple de nivellements couleur avec l'ordre lexicographique  $\Omega_{luma} \equiv (L|_{\alpha=10} \rightarrow S \rightarrow T_{t_0=0^\circ})$  pour les images Lenna et Baboon : (a) images couleur de référence  $\mathbf{f}$  (avec 45011 et 58593 zones plates couleur), (b) nivellements couleur  $\Lambda_{\Omega_{luma}}(\mathbf{f}, \mathbf{m})$  (23773 et 28304 zones plates, avec  $SNR(dB) = 19.63$  et  $17.7$ ). Pour Lenna le marqueur est un Filtre Alterné Séquentiel couleur de taille 15 (construit aussi avec  $\Omega_{luma}$ ) et pour Baboon un Filtre Médiane Vectorielle de taille  $11 \times 11$  itéré 2 fois.

Etant donnée une fonction  $f$ , dite fonction *référence*, et une fonction quelconque  $g$  qu'on appelle *marqueur*, il existe des algorithmes permettant de transformer la fonction marqueur  $g$  en un nivellement  $g' = \lambda(f, g)$  de  $f$ . On obtient le sous- ou sur-nivellement de  $f$  à partir d'un marqueur  $g$  par itération jusqu'à idempotence des algorithmes suivants, où

$\delta$  et  $\varepsilon$  sont respectivement la dilatation et l'érosion morphologiques unitaires :

1. Sous-nivellement,  $niv^\delta$  : pour tout pixel  $p$ , si  $g_p < f_p$ , alors  $g'_p = f_p \wedge (\delta g)_p$ .
2. Sur-nivellement,  $niv^\varepsilon$  : pour tout pixel  $p$ , si  $g_p > f_p$ , alors  $g'_p = f_p \vee (\varepsilon g)_p$ .

En appliquant le sous-nivellement quand  $g < f$  et le sur-nivellement quand  $g > f$  on obtient un algorithme parallèle autodual des nivellements qui consiste à itérer jusqu'à idempotence la transformation élémentaire  $g' = (f \wedge \delta g) \vee \varepsilon g$ . Les nivellements peuvent être programmés de façon plus efficace [1, 2]. L'algorithme scalaire pour la définition du nivellement est toujours valable pour le nivellement couleur  $\Lambda_\Omega(\mathbf{f}, \mathbf{m})$  des images couleur référence  $\mathbf{f}$  et marqueur  $\mathbf{m}$  selon l'ordre lexicographique  $\Omega$ .

La figure 1 montre deux exemples de nivellement couleur avec l'ordre lexicographique  $\Omega_{luma} \equiv (L|_{\alpha=10} \rightarrow S \rightarrow T_{t_0=0^\circ})$ . En effet, dans [7], nous sommes arrivés à quelques conclusions sur les treillis couleurs les plus adaptés pour la simplification d'images couleur. Un ordre vectoriel qui commence par la luminance  $L$  fournit les meilleurs résultats visuels. Un ordre vectoriel avec la teinte  $T$  comme première composante produit un élargissement plus important des zones plates ; pourtant, l'inconvénient de devoir fixer une origine pour la teinte peut conduire à des effets visuels non acceptables (cette origine n'a de sens que lorsqu'elle est associée à une zone de l'image homogène en teinte). Quoi qu'il en soit, on constate que la couleur d'une certaine zone propagée sans contrôle à une autre, lorsque cette deuxième est simplifiée, n'est pas toujours valide (voir par exemple la propagation de la partie rouge du nez de *Baboon* vers l'extérieur). Par ailleurs, le degré de simplification obtenu par le nivellement dépend du choix du marqueur ainsi que de l'ordre vectoriel utilisé. Toutefois, il est facile d'observer que la simplification des structures sur l'image couleur n'est pas en quelconque proportion avec le degré de simplification du marqueur et ainsi qu'il est difficile de "fixer" le degré de simplification.

### 3 Simplification couleur

Suite à cette analyse critique sur les limitations des nivellements couleur, disons classiques, pour la simplification contrôlée d'images couleur, nous proposons une généralisation de cette approche connexe de filtrage, en la plaçant dans le cadre d'une représentation de l'image comme une partition selon un certain critère connectif.

Il est évident que la mise en œuvre d'un filtre morphologique couleur doit être le reflet d'un compromis optimal entre performance et qualité visuelle, surtout lorsqu'on vise à simplifier l'image en vue du codage par exemple. Faisons le lien entre segmentation et filtrage. Dans le paradigme classique de la segmentation morphologique, on conseille d'appliquer un opérateur connexe pour filtrer l'image (la simplifier) pour ensuite, grâce à un critère connectif, la segmenter (voir la théorie de Serra sur la segmentation en

termes de critères connectifs dans [8]). Nous avons récemment proposé quelques algorithmes hiérarchiques puissants pour la segmentation d'images couleur en représentation LTS [9] qui peuvent être utilisés pour obtenir la segmentation couleur. Pour tous les exemples montrés dans cette étude nous avons appliqué comme critère connectif pour cette segmentation un certain niveau d'une ligne de partage des eaux hiérarchique, où le gradient couleur utilisé est un barycentre selon la saturation d'un gradient de la luminance et d'un gradient circulaire de la teinte. Le résultat est donc une partition de l'image en classes dont le contenu est homogène. L'image mosaïque couleur (par valeur moyenne ou médiane des pixels couleurs de chaque classe) associée à la partition constitue une simplification grossière ou ébauche qui pour certaines applications peut être utilisable. S'il s'agit d'une image couleur en représentation LTS, on part de l'hypothèse que chaque classe de la partition, et selon sa saturation, devra être principalement achromatique (noire, blanche ou grisâtre) ou chromatique, et dans ce deuxième cas, il y aura une couleur dominante dans la classe. Dans ce scénario, on peut considérer que la partition est le point de départ pour une étape de filtrage de l'image couleur région par région. En d'autres termes, on va extraire chaque région et on va la filtrer séparément. Evidemment, le filtre le plus adapté à notre but est un nivellement. On pourrait donc parler de *nivellement régional couleur*.

Nous introduisons deux algorithmes qui explorent cette nouvelle approche (voir les algorithmes ci-dessous). La première est une technique vectorielle, c'est-à-dire qu'il n'y a pas de fausses couleurs. La partition nous permet de construire une mosaïque de la saturation, avec la valeur moyenne de la saturation dans chaque région. Après avoir étudié l'histogramme de cette image mosaïque et avoir défini un seuil de séparation chromatique/achromatique [3], nous pouvons définir chaque région comme étant chromatique ou achromatique. Pour les régions achromatiques, nous appliquons un nivellement couleur sur un ordre de type  $\Omega_{luma}$  et pour les régions chromatiques l'ordre appliqué est  $\Omega_{teinte}$ . L'origine de la teinte est obtenue comme la couleur dominante de la région, définie comme la moyenne de la teinte pondérée par la saturation des pixels appartenant à la région [3]. Le marqueur qu'on utilise pour les nivellements est une médiane vectorielle de la zone de l'image correspondant à la région.

Les premiers tests avec cette technique ont été très positifs mais ils nous ont fait constater deux faits. D'une part la complexité et le temps de traitement nécessaire font que pour beaucoup d'applications, l'implémentation est prohibitive. Et d'autre part, étant donné qu'on travaille à l'échelle de la région, celle-ci étant homogène, il est possible que l'apparition de fausses couleurs, lorsqu'on travaille dans une démarche scalaire, ne soit pas perceptible. En effet, nous avons programmé une deuxième technique, cette fois-ci scalaire et les résultats ont été aussi très positifs. L'idée est de prendre chaque région et de faire



Figure 2 – Comparaison de la simplification morphologique couleur pour les images Parrots et News (sur la partition du niveau 2 d'une pyramide non-paramétrique, avec 549 et 832 régions) : image initiale (49826 et 69703 zones plates), simplification avec l'algorithme vectoriel (21206 et 28674 zones plates,  $SNR(dB) = 19.57$  et  $19.18$ ), simplification avec l'algorithme scalaire (23386 et 32420 zones plates,  $SNR(dB) = 19.19$  et  $18.89$ ).

trois nivellements dans les composantes en représentation rouge/vert/bleu (RVB), en utilisant comme marqueur la valeur moyenne de la région.

### 3.1 Algorithmes

Soit  $\mathbf{f} = (f_L, f_S, f_T) = (f_R, f_V, f_B)$  une image couleur avec ses composantes dans les espaces couleur LTS et RVB. Et soit  $\mathcal{D}_\sigma(\mathbf{f}) = \{R_i\}_{i=1}^n$  une partition de l'image couleur  $\mathbf{f}$  selon le critère connectif  $\sigma$ , i.e.  $\mathcal{D}$  est un ensemble de  $n$  composantes connexes  $\{R_i\}$  disjointes, dont l'union est le support de définition de  $\mathbf{f}$ .

#### Approche vectorielle.

1. Obtenir une partition de l'image couleur,  $\mathcal{D}_\sigma(\mathbf{f}) = \{R_i\}_{i=1}^n$ .
2. Construire la mosaïque de la saturation,  $m_S(f_S, \mathcal{D}_\sigma)$ .
3. Trouver le seuil optimal de la saturation,  $u_S$  pour la séparation chromatique/achromatique.
4. Traiter chacune des  $n$  régions de la partition. Pour la région  $R_i(\mathbf{f})$ ,
  - (a) Calculer la taille de la région,  $a_{R_i}$ , la valeur de saturation,  $s_{R_i}$ , la teinte dominante,  $h_{R_i}^{dom}$ , et la médiane vectorielle,  $\text{med}_{R_i}$ .
  - (b) Si  $a_{R_i} \leq a_{min} \Rightarrow R_i(\tilde{\mathbf{f}}) = \text{med}_{R_i}$ .
  - (c) Sinon  $\Rightarrow$ 
    - i. Si  $s_{R_i} \leq u_S \Rightarrow R_i(\tilde{\mathbf{f}}) = \Lambda_{\Omega_{luma}}(R_i(\mathbf{f}), \text{med}_{R_i})$ .
    - ii. Sinon  $\Rightarrow R_i(\tilde{\mathbf{f}}) = \Lambda_{\Omega_{teinte}}(R_i(\mathbf{f}), \text{med}_{R_i})$ .
5. Construire l'image couleur de sortie  $\tilde{\mathbf{f}}$  à partir de ses régions.

### Approche scalaire.

1. Obtenir une partition de l'image couleur,  $\mathcal{D}_\sigma(\mathbf{f}) = \{R_i\}_{i=1}^n$ .
2. Traiter chacune des  $n$  régions de la partition. Pour la région  $R_i(\mathbf{f}) = (R_i(f_R), R_i(f_V), R_i(f_B))$ ,
  - (a) Calculer la taille de la région,  $a_{R_i}$ , et la moyenne des composantes R, V et B,  $\mu_{R_i}^R, \mu_{R_i}^V, \mu_{R_i}^B$ .
  - (b) Si  $a_{R_i} \leq a_{min} \Rightarrow R_i(\tilde{\mathbf{f}}) = (\mu_{R_i}^R, \mu_{R_i}^V, \mu_{R_i}^B)$ .
  - (c) Sinon  $\Rightarrow$ 
    - i.  $R_i(\tilde{f}_R) = \lambda(R_i(f_R), \mu_{R_i}^R)$ ,  $R_i(\tilde{f}_V) = \lambda(R_i(f_V), \mu_{R_i}^V)$ ,  $R_i(\tilde{f}_B) = \lambda(R_i(f_B), \mu_{R_i}^B)$ .
    - ii.  $R_i(\tilde{\mathbf{f}}) = (R_i(\tilde{f}_R), R_i(\tilde{f}_V), R_i(\tilde{f}_B))$ .
3. Construire l'image couleur de sortie  $\tilde{\mathbf{f}}$  à partir de ses régions.

### 3.2 Résultats

Nous donnons dans la figure 2 une première comparaison pour deux images des algorithmes vectoriel et scalaire. On peut observer que les résultats de l'algorithme vectoriel sont plus intéressants, en obtenant par exemple moins de zones plates couleur et des meilleurs SNR ainsi que des effets visuels assez satisfaisants. Quoi qu'il soit, l'approche composante par composante est aussi valide. Dans la figure 3 on montre les résultats de la simplification morphologique couleur par nivellement régional, version scalaire, pour deux autres images, qui permettent de comparer les résultats avec les nivellements couleur classiques (fig. 1). L'inconvénient principal est l'effet de bords qu'on peut obtenir lorsque les classes de la partition sont très grandes (plus probable qu'elles soient inhomogènes). Toutefois, la performance est assez bonne pour le degré de simplification obtenue.



Figure 3 – Résultats de la simplification morphologique scalaire dans les images Lenna et Baboon : (a) partition du niveau 3 d'une pyramide non-paramétrique (137 et 227 régions), (b) nivellements régionaux associés (18797 et 28898 zones plates,  $SNR(dB) = 20.35$  et  $16.39$ ).

## 4 Conclusions

Nous avons présenté dans cette contribution une méthodologie de simplification des structures d'une image couleur en combinant une segmentation initiale avec un nivellement de chacune des régions. L'intérêt principal de l'approche consiste en des applications de l'imagerie couleur qui visent à des très fortes simplifications. Par ailleurs, la méthodologie peut s'appuyer/se combiner avec la représentation des images et séquences de vidéo basée en régions qui est très utilisée pour le codage et l'indexation en applications multimédia [10].

## Références

- [1] Fernand Meyer. The levelings. Dans (Heijmans and Roerdink Eds.), *Mathematical Morphology and its Applications to Image and Signal Processing*, Kluwer, 199–206, 1998.
- [2] Fernand Meyer. Levelings, Image Simplification Filters for Segmentation. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 20 : 59–72, 2004.
- [3] Jesús Angulo. *Morphologie mathématique et indexation d'images couleur. Application à la microscopie en biomédecine*. Thèse doctorale, Centre de Morphologie Mathématique, Ecole des Mines, Paris, Décembre 2003.
- [4] Cristina Gomila et Fernand Meyer. Levelings in Vector Spaces. Dans *Proc. of IEEE Conference on Image Processing*, Kobe, Japan, October 24–28, 1999.
- [5] Fernand Meyer. Vectorial levelings and flattenings. Dans (Goutsias, Vincent and Bloomberg Eds.), *Mathematical Morphology and its Applications to Image Processing*, Kluwer, 51–60, 2000.
- [6] Francisca Zanoguera et Fernand Meyer. On the implementation of non-separable vector levelings. Dans (H. Talbot and R. Beare Eds.) *Mathematical Morphology, Proc. of ISMM'02*, Sydney, Australia, April 2002, CSIRO Publishing.
- [7] Jesús Angulo et Jean Serra. Morphological coding of color images by vector connected filters. Dans *Proc. of 7th International Symposium on Signal Processing and Its Applications (ISSPA'03)*, IEEE, Vol. I, 69–72, Paris, July 2003.
- [8] Jean Serra. Connexions et segmentation d'image. *Traitement du signal*, 20(3) : –, 2003.
- [9] Jesús Angulo et Jean Serra. Color segmentation by ordered mergings. Dans *Proc. of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'03)*, IEEE, Vol. II, 125–128, Barcelona, Spain, September 2003.
- [10] Philippe Salembier et Ferrand Marqués. Region-based representations of image and video : Segmentation tools for multimedia services. *IEEE Trans. on Circuits for Video Technology*, 9(8) : 1147–1167, 1999.