
Limitations et comparaisons d'ordonnement utilisant des distances couleur

Audrey Ledoux, Noël Richard, Anne-Sophie Capelle-Laizé

Université de Poitiers, XLIM-SIC UMR CNRS 7252
Boulevard Marie et Pierre Curie
Téléport 2, BP 30179, 86962 Futuroscope Chasseneuil cedex
{aledoux,richard,capelle}@sic.univ-poitiers.fr

RÉSUMÉ. La morphologie mathématique repose sur la notion d'ordonnement. Pour le traitement d'images couleur, l'écriture d'une relation d'ordre valide nécessite l'utilisation de distances couleur normalisées issues des espaces CIELAB ou CIELUV. Depuis les premières recommandations de la CIE (Commission internationale de l'éclairage), plusieurs distances couleur ont été proposées. Le but de cet article est d'étudier l'impact de ces formules de distance couleur dans le contexte de la morphologie mathématique couleur. Les résultats sont développés pour une nouvelle construction des opérateurs morphologiques couleur basée sur la distance dans l'espace CIELAB. Un critère de comparaison des méthodes d'ordonnement couleur est ensuite proposé pour comparer les principales approches en morphologie mathématique avec celles basées sur une fonction de distance.

ABSTRACT. Mathematical morphology is based on the concept of ordering. With color image process, write a valid order relation requires to using distances from standard color spaces CIELAB or CIELUV. Since the first recommendations of the CIE (International commission on illumination), several colors distances have been proposed. The aim of this paper is studying the impact of each color distances in the context of color mathematical morphology. The results are developed for a new construction of morphological operators based on color distances in CIELAB space. A criterion to evaluate methods of color ordering is then proposed to compare the main approaches in mathematical morphology with those based on a distance function.

MOTS-CLÉS : images couleur, morphologie mathématique, distance perceptuelle.

KEYWORDS: color images, mathematical morphology, perceptual distance.

DOI:10.3166/TS.29.65-82 © 2012 Lavoisier

Extended abstract

The mathematical morphology is based on complete lattice theory. Its extension to color images is not straightforward. Since twenty years, a lot of proposal have been made to express color ordering. Each color mathematical morphology approach is based initially on a particular ordering scheme. We have defined a construction based on perceptual distance functions and built a total order relation which induces the duality between the operators of dilation and erosion. However, the choice of the distance metric the most appropriated in this context is a crucial question.

To construct our method, we work in the *CIELAB* space specified by the International Commission on Illumination (French Commission internationale de l'éclairage, hence its CIE initialism). Several distance metrics associated at the *CIELAB* space are developed by this commission. The first, the ΔE metric, is a simple euclidienne distance. Although the *CIELAB* space is originally created to provide a perceptually uniform model, it is not totally. So others metrics succeeded the ΔE metric to improve the discrimination between close colors (ΔE_{94} (CIE, 1995) and ΔE_{2000} (CIE, 2001)). Specifically, this metrics are developed to enhance precision for colors remote under 5 *CIELAB* units. But should we directly deduce that these metrics are more suitable for ordering than the initial metric ΔE ? In response, we presented a study whose goal is to identify the protocol for selecting a metric in the context of ordering.

During the first study, we generate the results with the White and Black as convergence point. This choice is made to be coherent with the main approaches of the literature. With this parameters, the formulation of the metrics ΔE and ΔE_{94} are identical. Indeed the different coefficients, added to improve the formula, depends on the chromatic values. So our work are dedicated to the differences between the ΔE and ΔE_{2000} metrics. We start by applying the dilation and erosion operations on the global image. Based on this initial results, it appears that the use of both metric produces different results on the global image. These nuances between results show the metric ΔE_{2000} as the most suitable for morphological processing. However, these differences in the overall image are subjective, they depend on the observer.

In the goal to differentiate more easily the impact of distance functions in the color morphology process, we examine some images parts. The main difference between the results at this resolution of the images, appears on the image which has uniform areas. Between some color, we observe a deterioration on the gradient by the ΔE metric whereas the ΔE_{2000} metric keep the perceptual linearity of the gradient. However this deterioration appear only between several colors. And the choice of the ΔE_{2000} metric is here too subjective.

Therefore, the next study estimate the capacity of methods to ordering color gradients. Our hypothesis is based on the statistical validation of the ordering test. To compare the ΔE and ΔE_{2000} metrics, we generate gradients randomly in the CIE-LAB space and we verify if the gradient order is always the same after ordering with function of the distance. The ΔE metric are an euclidean distance and the gradients are generated linearly, so the ordering obtained with this metric is, by construction,

correct to a geometric point of view. However, if the minimum is at the opposite end, the gradient is reversed or if the minimum is not an extremity of the gradient, it can be separated in two part. The ΔE_{2000} metric is not an euclidean distance, it is built to improve the calculation of short distances. So all the colors located at the same distance from a reference point do not form a smooth sphere, but a deformed sphere. So if the linear gradient across the irregular surface of the sphere, several minima can be found and the algorithm will be unable to order correctly color.

To complete the study, our method with ΔE or ΔE_{2000} metrics and the methods of priority plan in the *HLS* and *RGB* spaces are compared: *LSH*, *SLH* and *IRGB* lexicographic order. To put each method in the wrong, we generate the gradients in different color spaces. In grey level, all the colors are reduced to a 1D set, so all the methods order correctly the gradients. In color, when gradients are built randomly in space *RGB*, all the methods have ordering errors, however, the error rate obtained with our approach and specifically with ΔE is the lowest and less than 1 %. For tests with gradients created in the *HLS* space we test tree construction type, for each two components are fixed and the third varies. When only the saturation varies, all approaches are correct. If only the luminance change, the approaches directly related to the *HLS* or *RGB* space correctly order the gradients. Yet, a hue change induced important error rates for different approaches. Finally, to gradients created in the *CIELAB* space, only the approche using the metric ΔE and ΔE_{2000} are able to find the initial ordering, the other approaches the error rates are very high (>90 %). Although the results of conventional approaches in color morphology (*IRGB*, *LSH*, *SLH*) are more adapted to treatment in the *HSL* space, that is not enough to validate them. This space is not an acquisition or comparison space and error rates for ordering in *RGB* space is greater than 95 %. However, the construction of the euclidean metric ΔE in *CIELAB* space has the lowest error rate for ordering gradients generated in *RGB* space (less than 1 %) and none in the spaces of color comparisons (*CIELAB*).

1. Introduction

Notre problématique porte sur la morphologie mathématique dans des espaces couleur. En raison du lien étroit entre le concept d'ordre perceptuel d'une paire de couleur et celui de la morphologie mathématique, notre hypothèse est de construire une relation d'ordre basée sur la distance couleur perceptuelle. L'utilisation de la distance pour le traitement des images couleur n'est pas nouvelle (Comer, Delp, 1999 ; Lambert, Gaspard, 2000 ; Evans, 2003 ; Plaza *et al.*, 2004) ; elle permet d'obtenir un ordre réduit pour l'ordonnement vectoriel en général (Barnett, 1976) ou plus précisément pour l'ordonnement colorimétrique (Aptoula, Lefèvre, 2007). La distance doit être utilisée conjointement avec un ordre lexicographique pour obtenir un ordre total essentiel à la morphologie mathématique (Angulo-Lopez, 2007 ; Gonzalez *et al.*, 2010). L'utilisation d'espaces couleur perceptuels a également été exploré (Hanbury, Serra, 2002). Cependant nous avons défini un formalisme basé sur les fonctions de distances perceptuelles et construit une relation d'ordre total qui induit la dualité entre

les opérateurs de dilatation et d'érosion, cette propriété est très rarement respectée ou vérifiée.

Néanmoins, une question cruciale apparaît concernant le choix de la métrique de distance la plus adaptée dans ce cadre. Pour y répondre, une étude, dont le but est d'identifier le protocole de sélection d'une métrique dans un objectif d'ordonnement, est présentée. Celle-ci est précédée par la présentation du contexte, notamment les questions de l'ordonnement, et de la problématique des distances couleur pour la morphologie mathématique. Nous terminons en déterminant la méthode la plus adaptée dans ce domaine.

2. Définition d'un ordonnancement couleur

Les opérations élémentaires de la morphologie mathématique se fondent sur la recherche d'extrema dans un ensemble de valeurs définies sur un domaine spatial (Serra, 1988 ; Ronse, 1990). Pour l'extension des traitements morphologiques au domaine de la couleur, des expressions vectorielles des opérateurs \bigvee et \bigwedge (respectivement *sup* et *inf*) sont nécessaires. Ainsi, la dilatation (équation (1)) et l'érosion (équation (2)) d'un point de coordonnées (i, j) d'une image multivaluée par un élément structurant¹ g de support spatial Sg peut s'écrire (Ortiz *et al.*, 2002) :

$$\overrightarrow{(f \oplus g)}(i, j) = \bigvee \{ \overrightarrow{f(i+k, j+l)} \}_{\forall k, l \in Sg} \quad (1)$$

$$\overrightarrow{(f \ominus g)}(i, j) = \bigwedge \{ \overrightarrow{f(i-k, j-l)} \}_{\forall k, l \in Sg} \quad (2)$$

où \bigvee et \bigwedge correspondent respectivement au maximum et au minimum de l'ensemble des coordonnées couleur appartenant à Sg .

La recherche des extrema nécessite alors l'établissement d'un ordre entre coordonnées couleur. L'originalité de nos travaux réside dans l'intégration de métriques perceptuelles de distances couleur dans la définition de l'ordre, tout en exploitant le concept de *convergence* existant en niveaux de gris. En prenant l'opérateur de dilatation comme exemple, une relation d'ordre qui définit le maximum entre deux coordonnées couleur, C_1 et C_2 par rapport au point de convergence $O^{+\infty}$ peut être décrite par :

$$C_1 \succeq C_2 \Leftrightarrow |\overrightarrow{C_1 O^{+\infty}}| \leq |\overrightarrow{C_2 O^{+\infty}}| \quad (3)$$

où la norme du vecteur $|\cdot|$ est une distance perceptuelle normalisée ou validée par des tests psychovisuels.

L'expression (4) assure une convergence linéaire des points vers la couleur $O^{+\infty}$, du point de vue de la distance choisie, mais n'est pas suffisante pour construire un ordre total. La description complète et la validation d'un ordre total n'étant pas le sujet de cet article, elles ne sont pas détaillées ici. Le maximum d'un ensemble de

1. Ici, nous ne considérons que des éléments structurants plats ($g(x, y) = 0$ sur le domaine de définition Sg de g et $-\infty$ ailleurs).

coordonnées couleur appartenant au support de l'image \mathcal{S}_f et celui de l'élément structurant \mathcal{S}_g se définit par :

$$\begin{aligned} \bigvee_{x \in (\mathcal{D}_f \cap \mathcal{D}_g)} \{f(x)\} &= \left\{ C_y, C_y = \bigvee_{\forall C_x \in \mathcal{S}_{\mathcal{D}_9}} \{C_x^\beta\} \right\} & (4) \\ \text{avec } \mathcal{S}_{\mathcal{D}_9} &= \left\{ C_y : C_y = \bigvee_{\forall C_x \in \mathcal{S}_{\mathcal{D}_8}} \{C_x^\alpha\} \right\}; \\ \mathcal{S}_{\mathcal{D}_8} &= \left\{ C_y : \overrightarrow{|C_y O^{-\infty}|} = \bigvee_{\forall C_x \in \mathcal{S}_{\mathcal{D}_7}} \{ \overrightarrow{|C_x O^{-\infty}|} \} \right\}; \\ \mathcal{S}_{\mathcal{D}_7} &= \left\{ C_y : \overrightarrow{|C_y C_i|} = \bigvee_{\forall C_x \in \mathcal{S}_{\mathcal{D}_6}} \{ \overrightarrow{|C_x C_i|} \} \right\}; \\ \text{et } \mathcal{S}_{\mathcal{D}_6} &= \left\{ C_y : \overrightarrow{|C_y O^{+\infty}|} = \bigwedge_{\forall x \in (\mathcal{D}_f \cap \mathcal{D}_g)} \{ \overrightarrow{|C_x O^{+\infty}|} \} \right\}; \end{aligned}$$

où $O^{+\infty}$ et $O^{-\infty}$ sont respectivement les coordonnées couleur de convergence² de la dilatation et de l'érosion, C_i la coordonnée couleur à l'origine de l'élément structurant et les valeurs C_x^α et C_x^β sont les valeurs des composantes a et b de l'espace $CIELAB$ de la couleur C_x après un changement de repère³. Cette équation montre l'importance de la notion de distance dans la définition des extrema et plus généralement pour l'ordonnancement couleur. L'objectif du travail présenté est d'étudier l'influence de la fonction de distance et de définir des critères de validation de celle-ci.

3. Pourquoi le choix d'une métrique ?

Les travaux de la CIE⁴ ont conduit à la production d'espaces dédiés au calcul de distances couleur et permis des formulations de plus en plus précises au sens des panels d'évaluateurs testés. La première recommandation importante fut produite en 1976 avec l'adoption de l'espace $CIELAB$ et de la métrique ΔE . Pour deux couleurs (L_1^*, a_1^*, b_1^*) et (L_2^*, a_2^*, b_2^*) la différence ΔE est une distance euclidienne :

$$\Delta E = \sqrt{(L_1^* - L_2^*)^2 + (a_1^* - a_2^*)^2 + (b_1^* - b_2^*)^2} \quad (5)$$

Bien que cet espace ait été créé à l'origine pour fournir un modèle perceptuellement uniforme, il est loin de l'être totalement (Bonton *et al.*, 2004). Pour palier ce

2. Ces coordonnées sont choisies en fonction des objectifs de l'application.

3. Ce changement de repère permet d'obtenir la dualité des opérateurs.

4. Commission internationale de l'éclairage.

problème, plusieurs évolutions lui succédèrent afin d'affiner les capacités de discrimination entre couleurs proches. La première évolution est la métrique ΔE_{94} (CIE, 1995) :

$$\Delta E_{94} = \sqrt{\left(\frac{\Delta L}{K_L S_L}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C}{K_C S_C}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H}{K_H S_H}\right)^2} \quad (6)$$

où ΔL , ΔC et ΔH sont respectivement les différences de clarté, de chromaticité et de teinte. Les paramètres K_L , K_C et K_H pondèrent la formule en fonction des conditions d'observation, généralement $K_L = K_C = K_H = 1$. Les fonctions S_L , S_C et S_H ajustent la différence de couleur proportionnellement aux valeurs de chroma des couleurs considérées. La valeur S_L est généralement à 1. Toutefois, il existe deux variantes de l'écriture de la formule ΔE_{94} . La première (équation (7)) donne une métrique non symétrique, où les poids S_C et S_H sont en fonction de C_{ref} , la couleur de référence. La seconde (équation (8)) utilise la moyenne géométrique de chromaticité, mais est moins robuste que la première.

$$S_C = 1 + K_1 C_{ref} \quad S_H = 1 + K_2 C_{ref} \quad (7)$$

$$S_C = 1 + K_1 (C_{ref} * C_{sample})^{\frac{1}{2}} \quad S_H = 1 + K_2 (C_{ref} * C_{sample})^{\frac{1}{2}} \quad (8)$$

$$\text{avec } C_{ref} = \sqrt{a_{ref}^2 + b_{ref}^2} \quad C_{sample} = \sqrt{a_{sample}^2 + b_{sample}^2}$$

La seconde évolution est la métrique ΔE_{2000} (CIE, 2001) :

$$\Delta E_{2000} = \sqrt{\left(\frac{\Delta L'}{K_L S_L}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C'}{K_C S_C}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H'}{K_H S_H}\right)^2 \dots} \quad (9)$$

$$\dots + R_T \left(\frac{\Delta C'}{K_C S_C}\right) \left(\frac{\Delta H'}{K_H S_H}\right)$$

Les paramètres K_L , K_C et K_H sont les mêmes que ceux utilisés avec la métrique ΔE_{94} . Les termes ajoutés permettent les corrections suivantes :

- S_L : compensation pour la clarté, corrige le fait que ΔE donne des valeurs plus grandes que la sensation visuelle pour les couleurs claires ou sombres ;
- S_C : compensation pour la chromaticité, atténue l'allongement significatif de l'ellipse avec la chromaticité ;
- S_H : compensation pour la teinte, corrige le grossissement des ellipses avec la chromaticité et la teinte ;
- R_T : prise en compte de la rotation de l'ellipse dans le bleu.

En parallèle, d'autres métriques virent le jour au sein de commissions internationales. La métrique $CMC(l : c)$ (Clarke *et al.*, 1984) développée principalement pour l'industrie textile et qui est comme ΔE_{94} non symétrique. La métrique $DIN99$ (DIN,

2000) qui modifie les valeurs des composantes *CIELAB* avant de calculer une distance euclidienne. Ces métriques ne sont pas adaptées à notre outil de morphologie mathématique et ne seront donc pas utilisées dans notre étude. Quant aux métriques ΔE_{94} et ΔE_{2000} , elles ont été développées pour améliorer et valider une précision sur des distances couleur de moins de 5 unités *CIELAB*. Mais doit-on directement déduire que ces métriques sont plus adaptées pour les ordonnancements que ΔE ?

4. Premiers tests

Dans le contexte de notre étude, les points de convergence des opérations de dilatation et d'érosion sont respectivement le blanc et le noir. Ce parti pris est choisi afin de rester en cohérence avec les méthodes de la littérature et pour faciliter la compréhension du comportement des opérations.

En étudiant la formule de la métrique ΔE_{94} (équation (6)) nous pouvons voir que dans ce cadre restreint il n'existe pas de différence avec la métrique ΔE . En effet, les différents coefficients qui sont ajoutés pour rendre la métrique ΔE_{94} plus précise, dépendent des valeurs de a et b qui sont nulles pour ces couleurs. Nous nous consacrerons donc aux différences entre les métriques ΔE et ΔE_{2000} .

Trois images sont utilisées pour étudier l'impact de ces deux métriques (figure 1). La première est une image bien connue dans le domaine de la morphologie mathématique couleur (Flórez-Revuelta, 2005 ; Lezoray *et al.*, 2005 ; Tobar *et al.*, 2007), qui est une version réduite de "*Le chanteur*" de Joan Miro, de dimension 500x644. La deuxième image vient de la base de données d'images Vistex (image: Food.0007.ppm) (Picard *et al.*, 1995), de dimension 512x512. La dernière image est une image de synthèse produite par un générateur d'images fractales couleur (Hurst facteur = 0,1) (Ivanovici, Richard, 2011), de dimension 257x257. Les résultats sont calculés pour les itérations 1, 5 et 20 avec un élément structurant croix de taille 3x3.

Les résultats de la figure 2 montrent plusieurs dilatations de l'image de "*Le chanteur*" avec les distances ΔE et ΔE_{2000} . Comme nous pouvons le voir, les différences sont peu perceptibles pour la première itération⁵, quand elles apparaissent clairement après 5 itérations du processus. En particulier, dans le voisinage de la frontière jaunemarron, le dégradé est détérioré avec la distance ΔE . Le brun clair qui apparaît est en fait présent dans l'image initiale et provient de la compression JPEG. Les différences viennent uniquement de la divergence d'ordre induite par les métriques couleur. Les résultats de l'érosion obtenus avec ΔE sont proches de ceux obtenus avec ΔE_{2000} (figure 3). Les premières différences apparaissent dans le traitement de la couleur rouge, avec les mêmes artefacts que pour la dilatation. Cette différence devient claire après 20 itérations du processus morphologique, en particulier pour le soleil rouge et la ligne rouge.

5. Les différences sont visibles sur la version numérique de l'image. Elles sont peu perceptibles sur une version papier.



Figure 1. Images originales pour les tests comparatifs

Pour la seconde image test, les premières observations sur les résultats de dilatation de la figure 4 reposent sur la différence de convergence des images. Les images doivent toutes converger vers le blanc, cependant avec ΔE_{2000} , l'image est nettement plus proche du point de convergence que celles utilisant ΔE . En particulier, la couleur marron a disparu au profit du jaune et de l'orange. L'image ayant beaucoup de points spéculaires en raison de l'état d'illumination, le résultat obtenu avec ΔE_{2000} est plus proche du comportement attendu. Pour l'érosion de l'image "Food.0007" de la figure 5, nous percevons des différences notables entre les deux formulations de distance mais les deux images érodées convergent d'une manière semblable vers les coordonnées sombres.

La dernière image test, est générée avec des signaux de hautes fréquences. Les résultats pour la dilatation, sur la figure 6, sont proches. Certaines différences de traitement apparaissent entre le vert et le violet. En opposition, le processus d'érosion avec cette image complexe sur la figure 7 montre des différences plus perceptibles, en particulier pour la région en haut à gauche (zone violette). Les convergences de ces deux séquences sont sensiblement les mêmes, même si les jeux de couleurs ne sont pas exactement identiques.

Pour obtenir un critère plus objectif pour comparer ces résultats, nous étudions la somme des distances cumulée entre les couleurs de l'image et la couleur de convergence (tableau 1). L'évolution de la somme cumulée diminue au cours des itérations du processus morphologique. Ce qui signifie que l'algorithme permet bien le regroupement des couleurs de l'image vers la couleur de convergence choisie. Notons également que l'utilisation de la métrique ΔE_{2000} pour ces images conduit l'ensemble des couleurs de l'image plus rapidement vers la couleur de convergence.

À partir de ces premiers résultats, il ressort que l'utilisation des deux métriques engendre des résultats différents. Les nuances qui existent entre les résultats peuvent faire ressortir la métrique ΔE_{2000} comme la plus adaptée aux traitements morphologiques. Cependant les différences sur l'image globale sont subjectives, elles dépendent de l'observateur. Et peut-on affirmer que la rapidité de convergence des couleurs est un critère de comparaison ?

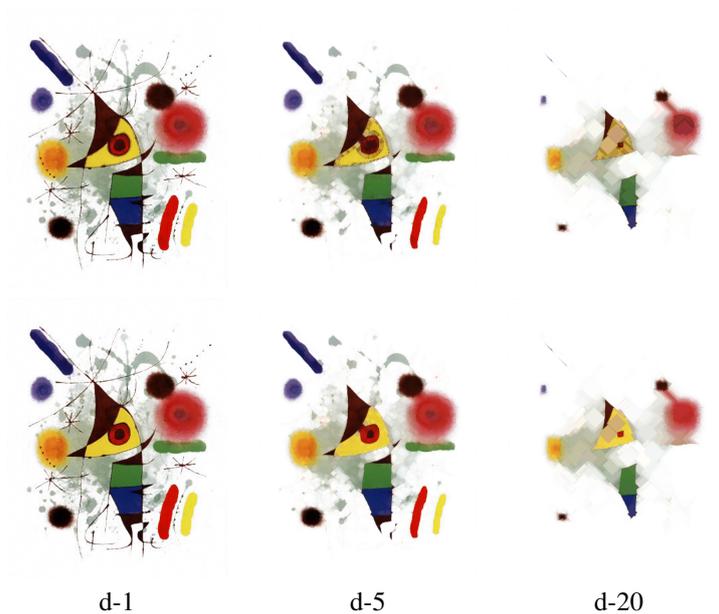


Figure 2. Dilatation de "Le chanteur" avec ΔE (1^{re} ligne) et ΔE_{2000} (2^e ligne) aux itérations 1, 5 et 20

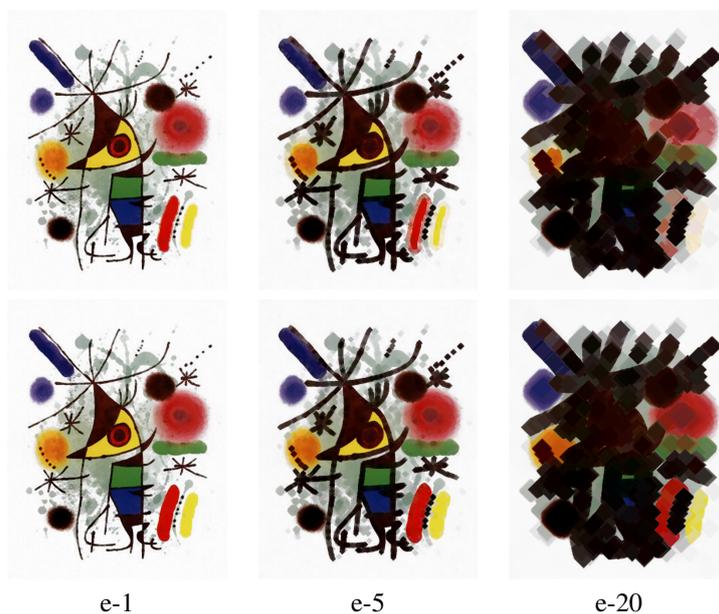


Figure 3. Érosion de "Le chanteur" avec ΔE (1^{re} ligne) et ΔE_{2000} (2^e ligne) aux itérations 1, 5 et 20

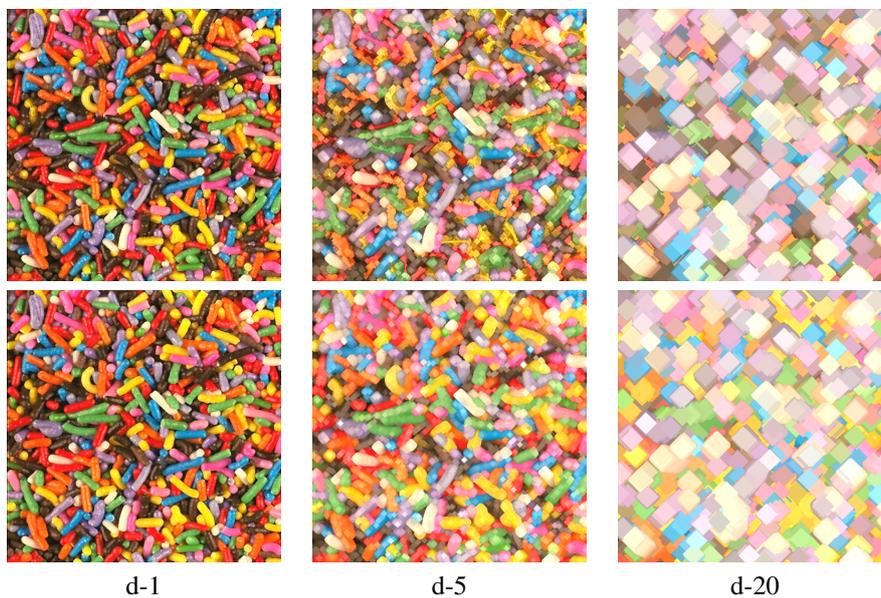


Figure 4. Dilatation de "Food.0007" avec ΔE (1^{re} ligne) et ΔE_{2000} (2^e ligne) aux itérations 1, 5 et 20

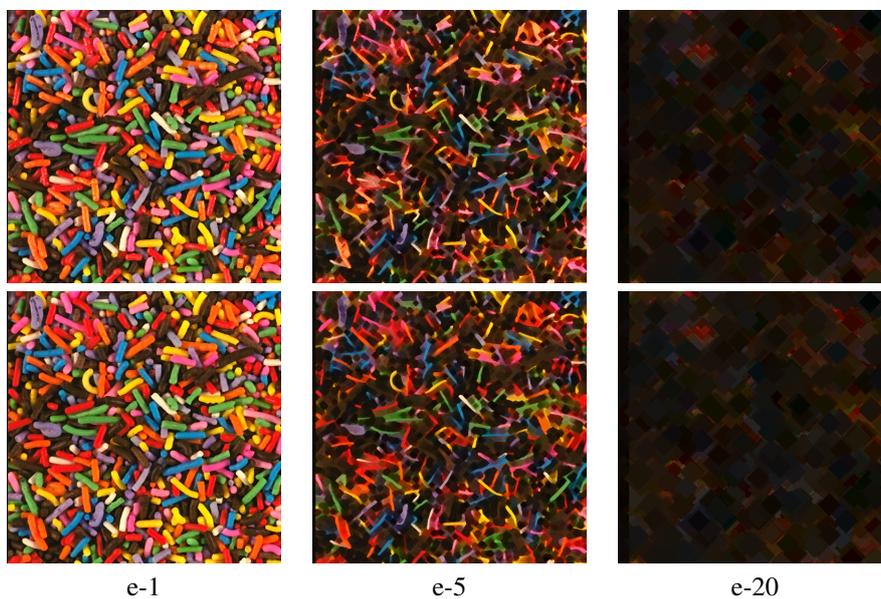


Figure 5. Érosion de "Food.0007" avec ΔE (1^{re} ligne) et ΔE_{2000} (2^e ligne) aux itérations 1, 5 et 20

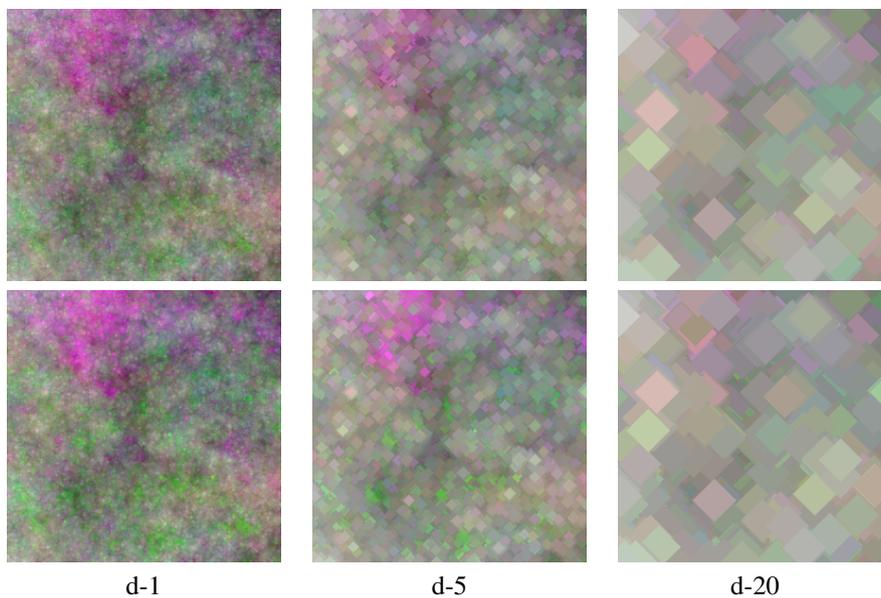


Figure 6. Dilatation de l'image fractale avec ΔE (1^{re} ligne) et ΔE_{2000} (2^e ligne) aux itérations 1, 5 et 20

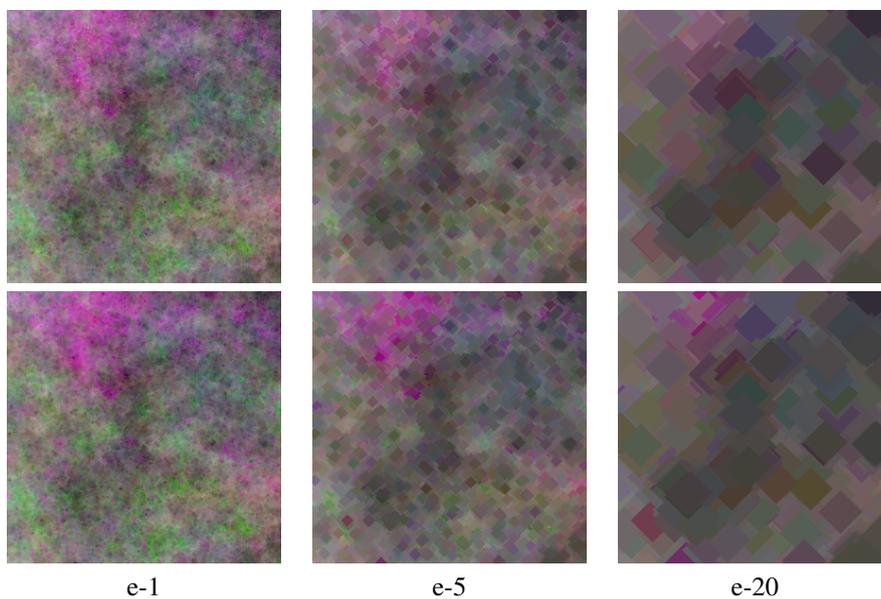


Figure 7. Érosion de l'image fractale avec ΔE (1^{re} ligne) et ΔE_{2000} (2^e ligne) aux itérations 1, 5 et 20

Tableau 1. Distances cumulées entre les couleurs de l'image et la couleur de convergence

			ΔE	ΔE_{2000}
Le Chanteur	Dilatation	1	6,43E+06	4,58E+06
		5	4,73E+06	3,27E+06
		20	1,82E+06	1,21E+06
	Erosion	1	1,86E+07	1,16E+07
		5	1,48E+07	8,61E+06
		20	8,57E+06	5,56E+06
food0007	Dilatation	1	3,37E+06	2,40E+06
		5	2,88E+06	2,05E+06
		20	2,38E+06	1,66E+06
	Erosion	1	2,68E+07	2,48E+07
		5	2,38E+07	2,17E+07
		20	1,68E+07	1,54E+07
Fractale	Dilatation	1	1,57E+07	1,00E+07
		5	9,72E+06	6,18E+06
		20	2,85E+06	2,18E+06
	Erosion	1	3,42E+06	2,46E+06
		5	2,91E+06	2,08E+06
		20	2,42E+06	1,69E+06

Nos travaux se sont alors penchés sur l'étude de différentes parties d'une image, permettant de différencier plus aisément l'impact des fonctions de distances couleur dans le processus morphologique. Ainsi en observant l'image "Le chanteur" sur une partie de la tête (figure 8), dans le cadre d'une dilatation vers le blanc, nous observons que la distance ΔE induit une détérioration du dégradé couleur (figure 8-a, la flèche pointe un exemple), alors que la distance ΔE_{2000} permet d'obtenir un dégradé perceptuellement plus linéaire (figure 8-c). Cependant ce constat est vrai sur ce type d'image mais n'est pas représentatif de résultats obtenus sur un grand nombre de groupes de couleurs à ordonner. La section suivante est alors dédiée aux tests effectués à plus grande échelle.

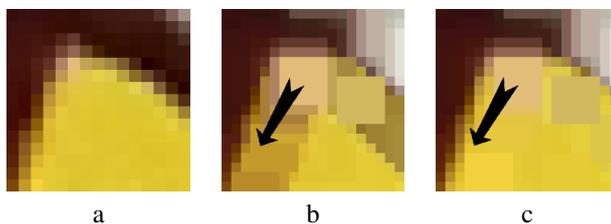


Figure 8. (a) Zoom sur l'image "Le chanteur" de Miro ; (b) Dilatation de l'image avec ΔE ; (c) Dilatation de l'image avec ΔE_{2000}

5. Nouveaux tests et résultats

L'objectif de l'étude est de produire des critères quantitatifs pour estimer les performances des métriques dans une tâche d'ordonnement couleur. Notre hypothèse repose sur une validation statistique des tests d'ordonnement de dégradés produits dans un espace perceptuellement uniforme. Notre modèle de génération de dégradés choisit aléatoirement deux coordonnées couleur P_1 et P_2 dans l'espace RVB , puis les convertit en coordonnées $CIELAB$, pour assurer la validité physique des coordonnées produites. Le dégradé est ensuite obtenu par division du segment $(\overline{P_1P_2})_{Lab}$ défini dans $CIELAB$.

Notre dégradé étant construit linéairement et la métrique ΔE étant conçue comme une distance euclidienne, l'ordonnement obtenu en utilisant ΔE est, par construction, correct d'un point de vue géométrique. Cependant, lors de l'ordonnement, les dégradés peuvent se retrouver dans une configuration de bilinéarité. Comme la figure 9 l'illustre le minimum peut ne pas être une des extrémités du dégradé. L'ordonnement final sera alors séparé en deux parties linéaires.

La métrique ΔE_{2000} n'est pas construite comme une simple distance euclidienne dans l'espace $CIELAB$. Elle a été conçue pour améliorer le calcul de distance pour les faibles écarts couleur. Il est alors possible de se retrouver dans la configuration de la figure 10, la ligne rouge représentant un ensemble de points situés à la même distance ΔE_{2000} de la couleur de référence. L'algorithme d'ordonnement trouvera donc plusieurs minima et ne sera pas capable d'ordonner correctement les couleurs comme sur la figure 11.

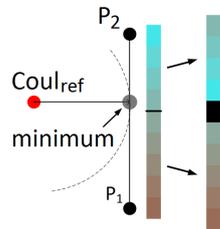


Figure 9. Exemple de bilinéarité pour un dégradé

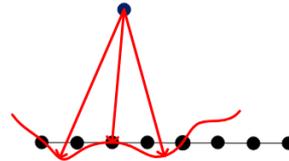


Figure 10. Problème de la non-linéarité avec ΔE_{2000}



Figure 11. Exemples de dégradés mal ordonnés (la couleur de référence est le noir)

Différents tests ont été mis en place afin d'étudier les résultats d'ordonnement lorsque la distance ⁶ ΔE_{2000} est utilisée. Ceux-ci prennent en compte différentes cou-

6. Distance calculée entre une couleur de convergence et la couleur considérée en (x, y) .

leurs de convergence prises aléatoirement et des dégradés quelconques. Comme le montre le tableau 2 aucun cas de mauvais ordonnancement n'est trouvé lorsque la distance est inférieure à 5 unités *CIELAB*. De plus, plus les dégradés sont éloignés de la couleur de référence, plus ils sont mal ordonnés. Ces chiffres montrent que la métrique ΔE_{2000} pour des distances inférieures à 5 unités *CIELAB* permet un ordonnancement valide géométriquement, ce qui n'est pas le cas lorsque les écarts couleur deviennent supérieurs à ce seuil de 5.

Tableau 2. Nombre de dégradés mal ordonnés en fonction de la distance au point de convergence

distance	5	10	15	20	25	50	100	150	200	250
nb de dégradés	0	0,03	0,16	0,6	15,88	97,7	17,43	42,72	8,94	0,44

L'observation des dégradés mal ordonnés (figure 11) met en évidence une non linéarité perceptuelle. De plus, le tableau 2 nous permet d'affirmer que la distance ΔE_{2000} ne peut pas être utilisée pour l'ordonnancement des couleurs situées à plus de 5 unités *CIELAB* de la couleur de référence. En revanche, cette distance est valide sous réserve de rester sous cette contrainte.

Pour compléter l'étude, nous avons comparé notre méthode utilisant la métrique ΔE ou ΔE_{2000} avec les méthodes de priorité par plan dans les espaces *HLS* et *RGB*. Les trois méthodes testées sont celles utilisant les plans suivant ces ordres : $L \rightarrow S \rightarrow H$, $S \rightarrow L \rightarrow H$ et $I \rightarrow R \rightarrow G \rightarrow B$ (avec $I = \beta \cdot (0,299 \cdot R + 0,587 \cdot G + 0,114 \cdot B) + (1 - \beta) \cdot (M - m)$ où M et m sont le maximum et le minimum des valeurs R , G , B et ici $\beta = 0,5$). Ces dernières sont citées comme les principales méthodes permettant d'obtenir un ordonnancement total des couleurs (Lambert, Gaspard, 2000 ; Aptoula, Lefèvre, 2008), et utilisées par de nombreux auteurs (Angulo-Lopez, Serra, 2003 ; Hanbury, Serra, 2001 ; Louverdis *et al.*, 2002) parfois avec un ordre des plans différent (Ortiz *et al.*, 2002). Afin de mettre en défaut chacune des méthodes à comparer, plusieurs générateurs ont été utilisés pour créer les dégradés à partir des différents espaces colorimétriques. Le tableau 3 résume les résultats obtenus.

En niveaux de gris, les couleurs appartiennent à un ensemble $1D$, ainsi toutes les méthodes ordonnent correctement les dégradés. Lorsque les dégradés sont construits aléatoirement dans l'espace *RGB*, toutes les méthodes présentent des erreurs d'ordonnancement, cependant le taux d'erreurs obtenu avec une approche en ΔE reste le plus faible et inférieur à 1 %. Pour les tests avec des dégradés créés dans l'espace *HLS*, trois variantes ont été testées, pour chacune d'elles deux des composantes *HLS* sont fixées et la troisième⁷ varie. Les résultats montrent que lorsque seule la saturation varie, toutes les approches sont exactes. En revanche, lorsque seule la luminance varie les approches directement liées à l'espace *HLS* ou *RGB* réussissent sans erreur l'ordonnancement. Néanmoins, une variation de la teinte induit des taux d'erreurs important pour toutes les approches. Enfin pour les dégradés créés dans l'espace *CIELAB*, seules les approches utilisant les métriques ΔE et ΔE_{2000} réussissent à

7. Ce qui correspond aux différentes lignes du générateur *HLS* du tableau 3.

retrouver les ordonnancements initiaux, pour les autres approches les taux d'erreurs sont très élevés (> 90 %).

Tableau 3. Taux d'erreur de chaque méthode d'ordonnancement pour différents générateurs

générateurs	ΔE	ΔE_{2000}	IRGB	LSH	SLH
nv de gris	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %
RGB	< 1%	<10 %	>95 %	>95 %	>95 %
HSL	S	0 %	0 %	0 %	0 %
	L	<16 %	<7 %	0 %	0 %
	H	<25 %	<27 %	30 %	<26 %
CIELAB	0 %	0 % ⁸	>90 %	>90 %	>90 %

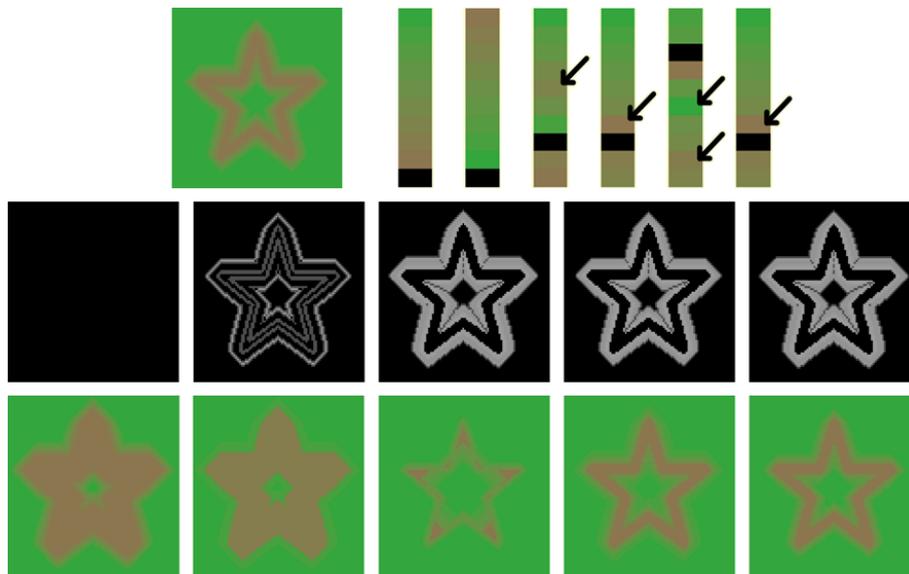


Figure 12. 1^{re} ligne : à gauche : image initiale avec dégradé couleur ; à droite : ordonnancements obtenus avec les couleurs du dégradé (de gauche à droite : dégradé initial, ΔE , ΔE_{2000} , IRGB, LSH, SLH). 2^e ligne : Images des différences entre le résultat attendu et ceux obtenus avec les différentes méthodes à la première itération (amplifiés d'un coefficient de 10). 3^e ligne : résultats obtenus à la cinquième itération. De la ligne 2 à 3 : de gauche à droite : ΔE , ΔE_{2000} , IRGB, LSH, SLH ; résultats obtenus avec un élément structurant croix ; pour notre méthode l'opération est appliquée avec le blanc comme point de convergence ; pour les autres méthodes la dilatation est appliquée

8. Si $\Delta E_{2000} < 35$.

La figure 12 présente un exemple d'impact de ces erreurs d'ordonnement pour toutes les méthodes. La première ligne montre une étoile construite avec un dégradé de vert vers du marron et l'ordonnement de ce dégradé par les différentes approches. Seule l'approche basée distance en ΔE réussit l'ordonnement exact. La seconde ligne montre les erreurs suite à une dilatation par un élément structurant diamant 3×3 (noir = erreur nulle). Enfin la troisième ligne montre le résultat après 5 dilatations, où les erreurs initiales sont amplifiées. Les erreurs d'ordonnement rencontrées entraînent des problèmes lors de l'exécution d'opérateurs plus avancés permettant entre autre de faire de l'analyse de texture ou de l'extraction de contours.

Nous en concluons que pour ordonner les couleurs, les méthodes utilisant la priorité de plans dans les espaces *HLS* et *RGB* ne sont pas adaptées. En effet elles présentent de meilleurs résultats dans l'espace *HLS*, cependant cet espace n'est ni un espace d'acquisition ou d'affichage, ni un espace de mesure, il ne permet pas de décrire correctement la réalité physique ou la réalité perceptuelle.

6. Conclusion

Dans le cadre de la morphologie mathématique couleur, nous avons développé une méthode d'ordonnement des couleurs qui tient compte de la perception des couleurs par le système visuel humain. Or le seul opérateur d'analyse valide est une métrique couleur développée dans l'espace perceptuel *CIELAB*. Cependant, il existe plusieurs améliorations de la fonction de distance initiale ΔE . De plus, face à la multitude de propositions scientifiques existantes, nous avons choisi de consolider notre propos par une validation de l'approche en définissant la fonction de distance couleur la plus adaptée et en comparant les performances de notre proposition avec les méthodes les plus utilisées.

L'étude quantitative présentée ici montre les limites des métriques ΔE_{94} et ΔE_{2000} . La métrique ΔE_{94} est non symétrique et lorsque la couleur de référence est une nuance ce gris, la formule est la même que la métrique ΔE . Quant à ΔE_{2000} , elle n'est pas adaptée pour des ordonnancements de distances supérieures à 5 unités *CIELAB*. Ce résultat est cohérent avec le texte de recommandation de la CIE, bien que cette limite ne soit ni citée, ni évoquée dans le domaine de la morphologie mathématique couleur et plus généralement du traitement d'images. Par contre la métrique initiale ΔE obtient de bons résultats en général, et aucune erreur dans l'espace *CIELAB* pour des dégradés linéaires.

Enfin, même si les résultats des approches classiques en morphologie couleur (*IRGB*, *LSH*, *SLH*) sont plus adaptés à des traitements dans l'espace *HLS*, cela ne suffit pas à les valider. En effet cet espace n'est pas un espace d'acquisition ou de mesure et les taux d'erreurs pour les ordonnancements dans *RVB* sont supérieurs à 95 %.

Il en ressort que notre méthode d'ordonnement des couleurs est plus adaptée dans le domaine de la morphologie mathématique, cela en utilisant la métrique euclidienne ΔE .

Bibliographie

- Angulo-Lopez J. (2007). Morphological colour operators in totally ordered lattices based on distances: Application to image filtering, enhancement and analysis. *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 107, n° 1-2, p. 56–73.
- Angulo-Lopez J., Serra J. (2003). Morphological coding of color images by vector connected filters. *Signal processing and its applications. Seventh international symposium on*, vol. 1, p. 69–72.
- Aptoula E., Lefèvre S. (2007). A comparative study on multivariate mathematical morphology. *Pattern Recognition*, vol. 40, n° 11, p. 2914–2929.
- Aptoula E., Lefèvre S. (2008). On lexicographical ordering in multivariate mathematical morphology. *Pattern Recognition Letters*, vol. 29, n° 2, p. 109–118.
- Barnett V. (1976). The ordering of multivariate data. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, p. 318–355.
- Bonton P., Fernandez-Maloigne C., Tremeau A. (2004). *Image numérique couleur: de l'acquisition au traitement*. Dunod.
- CIE. (1995). Industrial colour-difference evaluation. *CIE Publication*, vol. 116.
- CIE. (2001). Technical Report: Improvement to Industrial Colordifference Evaluation. *CIE Publication*, vol. 142.
- Clarke F., McDonald R., Rigg D. (1984). Modification to the jpc 79 colour difference formula. *Journal of Society of Dyers Colour*, vol. 100, n° 4, p. 128-132.
- Comer M., Delp E. (1999). Morphological operations for color image processing. *Journal of Electronic Imaging*, vol. 8, n° 3, p. 279–289.
- DIN. (2000). *Din 6176. farbmetrische bestimmung von farbabständen bei körperfarben nach der din99-formel (colorimetric evaluation of colour differences of surface colours according to din99 formula—available in english)*.
- Evans A. (2003). Vector area morphology for motion field smoothing and interpretation. *Vision, Image and Signal Processing, IEE Proceedings*, vol. 150, n° 4, p. 219-226.
- Flórez-Revuelta F. (2005). Ordering of the rgb space with a growing self-organizing network. application to color mathematical morphology. *Artificial Neural Networks: Biological Inspirations—ICANN 2005*, p. 385–390.
- Gonzalez P., Cabezas V., Mora M., Cordova F., Vidal J. (2010). Morphological color images processing using distance-based and lexicographic order operators. In *Xxix international conference of the chilean computer science society*, p. 258–264.
- Hanbury A., Serra J. (2001). Mathematical morphology in the hls colour space. In *Proceedings of the british machine vision conference*, p. 451–460.
- Hanbury A., Serra J. (2002). Mathematical morphology in the cielab space. *Journal of Image Analysis and Stereology*, vol. 21, p. 201-206.
- Ivanovici M., Richard N. (2011). Fractal dimension of color fractal images. *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 20, n° 1, p. 227–235.

- Lambert P., Gaspard S. (2000). Enhancement and registration of multichannel images based on vector order filter. *Signal processing: theories and applications: EUSIPCO*.
- Lezoray O., Meurie C., Elmoataz A. (2005). A graph approach to color mathematical morphology. In *Proceedings of the fifth IEEE international symposium on signal processing and information technology*, p. 856-861.
- Louverdis G., Vardavoulia M., Andreadis I., Tsalides P. (2002). A new approach to morphological color image processing. *Pattern recognition*, vol. 35, n° 8, p. 1733-1741.
- Ortiz F., Torres F., Juan E. D., Cuenca N. (2002). Colour mathematical morphology for neural image analysis. *Real Time Imaging*, vol. 8, n° 6, p. 455-465.
- Picard R., Graczyk C., Mann S., Wachman J., Picard L., Campbell L. (1995). *Vistex benchmark database of color textured images*. <http://vismod.media.mit.edu/vismod/imagery/VisionTexture/vistex.html>. (Vision and Modeling Group of the MIT Media Laboratory, Cambridge, Massachusetts)
- Plaza A., Martinez P., Perez R., Plaza J. (2004). A new approach to mixed pixel classification of hyperspectral imagery based on extended morphological profiles. *Pattern Recognition*, vol. 37, n° 6, p. 1097-1116.
- Ronse C. (1990). Why mathematical morphology needs complete lattices. *Signal Processing*, vol. 21, n° 2, p. 129-154.
- Serra J. (1988). *Image analysis and mathematical morphology: Theoretical advances* (vol. II). Academic Press.
- Tobar M., Platero C., González P., Asensio G. (2007). Mathematical morphology in the his colour space. *Pattern Recognition and Image Analysis*, p. 467-474.

Audrey Ledoux obtient son diplôme de master en traitement du signal à l'Université de Poitiers (France) en 2010. Depuis elle poursuit un doctorat au laboratoire XLIM-SIC (Signals, Images and Communications). Son doctorat est axé sur l'extension des opérateurs de morphologie mathématique à la couleur en utilisant des distances perceptuelles dans l'espace CIELAB.

Noël Richard reçoit son diplôme de doctorat en 1993. Depuis 1992, il est chercheur au laboratoire XLIM-SIC. Ses recherches incluent l'analyse d'image par le biais de la géométrie fractale, la couleur et les caractéristiques de texture. Depuis 2000, son travail est axé sur la perception de la couleur d'une image et d'une texture par le système visuelle humaine et le lien entre les images et la sémantique à travers l'ontologie.

Anne-Sophie Capelle-Laizé est docteur de l'Université de Poitiers (France) depuis 2003 dans la spécialité Traitement du Signal et de l'Image. Depuis 2006, elle est maître de Conférences à l'Université de Poitiers. Son travail de recherche concerne principalement le traitement d'image couleur, la classification et segmentation et la fusion de données imparfaites.