

DEBRUITAGE D'IMAGES COULEUR PAR HYPERGRAPHE DE VOISINAGE SPATIO-COLORIMETRIQUE

S. Rital

H. Cherifi

LIRSIA, Faculté des Sciences Mirande, Université de Bourgogne
BP 47870, 21078 Dijon Cedex, France.

{soufiane.rital, Hocine.cherifi}@u-bourgogne.fr

Résumé

Dans cet article, nous introduisons un nouvel algorithme de détection de bruit impulsionnel dans des images couleur. L'algorithme comprend deux étapes. La première étape consiste à calculer la représentation d'images couleur par Hypergraphe de Voisinage Spatio-Colorimétrique (HVSC). La seconde étape consiste à classifier les hyperarêtes en fonction de leurs propriétés. Une série d'expérimentations ont permis de valider notre algorithme et de le comparer aux autres méthodes VMF, BVDF couramment utilisés. Les résultats de ces expérimentations montrent la supériorité de notre approche.

Mots clefs

Bruit impulsionnel, Hypergraphe, Graphe, Espace Couleur.

1 Introduction

De nombreuses applications en traitement numérique d'image nécessitent une étape de filtrage. L'objectif général du filtrage est de restituer au mieux les régions pertinentes de l'image, au sens de l'application traitée, et supprimer les autres. Cela devra se faire avec le triple impératif suivant : (1) détecter les perturbations ; (2) trouver la meilleure estimation possible de la valeur bruitée associée à chaque région ; (3) préserver au mieux les frontières entre chaque région.

Le filtrage non-linéaire est couramment employé en traitement des images. La famille de filtres vectorielles non-linéaires est en développement constant depuis 10 ans. Ces filtres visent à exploiter la corrélation existant entre les composantes de l'image couleur.[5, 4]...

L'utilisation des Hypergraphes en vision par ordinateur s'est développée depuis quelques années, notamment pour le traitement bas niveau des images. La modélisation des images a été introduite par A. Bretto

en 1997[7]. Un hypergraphe[2] $H = (X, (E_i)_{i \in I})$ sur un ensemble fini X est une famille de parties non vides $(E_i)_{i \in I}$ de X telles que $\bigcup_{i \in I} E_i = X$. Les éléments de X sont appelés *sommets*, et les éléments E_i sont appelés *hyperarêtes*. Dans [3] nous avons proposé un algorithme de débruitage d'images en utilisant la notion d'inhomogénéité par hypergraphe de voisinage sur des images à niveaux de gris. Les résultats obtenus démontrent une meilleure détection du bruit impulsionnel et une meilleure préservation des contours par rapport aux autres méthodes (filtre médian, algorithme de STEVENSON[6]). Nous présentons une extension de cet algorithme appliquée aux images multi-composantes et plus particulièrement les images couleur. Deux approches sont possibles pour appliquer l'algorithme [3] au signaux multi-composantes : l'approche marginale ou l'approche vectorielle. En général, l'approche vectorielle (Fig.1) permet d'améliorer les performances des opérateurs marginaux. En effet toutes les composantes sont traitées simultanément et la corrélation entre les différents composantes est alors être prise en compte.

L'organisation de l'article est la suivante. Dans la deuxième section, on présente la représentation HVSC, en utilisant une distance euclidienne. Dans la troisième section, on présente l'extension de l'algorithme. Dans la dernière section, on évalue les performances de l'algorithme dans l'espace RVB et CIELab par rapport aux filtres VMF et BVDF.

2 Hypergraphe de Voisinage Spatio-Colorimétrique HVSC

Soit $G = (X, E)$ un graphe [1], à tout sommet x du graphe on associe le voisinage de x défini par :

$$\Gamma(x) = \{y \in X, \{x, y\} \in E\}.$$

A tout graphe, on peut associer un hypergraphe dit hypergraphe de voisinage défini par :

$$H = (X, (\{x\} \cup \Gamma(x))_{x \in X}).$$

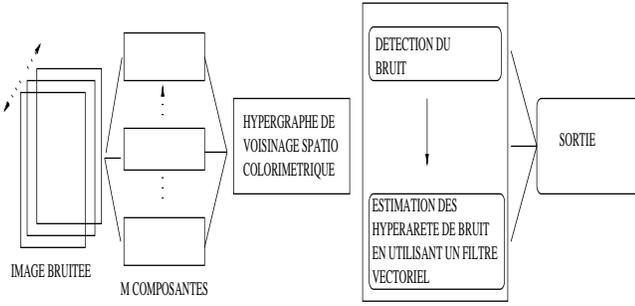


Figure 1 – La représentation HVSC : approche vectorielle

Plus précisément, en géométrie discrète et en topologie digitale, on définit le voisinage grâce aux distances suivantes :

– Le système de voisinage 4-connexe :

$$\forall x \in L : \Gamma(x) = \{y \in L, d_1(x, y) = 1\}$$

avec $d_1(x, y) = |i - k| + |j - l|$

– Le système de voisinage 8-connexe :

$$\forall x \in L : \Gamma(x) = \{y \in L, d_\infty(x, y) = 1\}$$

avec $d_\infty(x, y) = \max|i - k| + |j - l|$

Une image numérique peut être définie comme une application d'un sous-ensemble X généralement fini de Z^2 à valeurs dans C , sous-ensemble de Z^n où n désigne la dimension de l'espace. Soit ρ une distance sur C . Nous pouvons associer à tout vecteur x de l'image un voisinage $\Gamma_{\alpha, \beta}$ où α et β désignent des valeurs strictement positives, grâce à l'application définie sur X à valeurs dans l'ensemble des parties de X :

$$\forall x \in X, \Gamma_{\alpha, \beta}(x) = \{x' \in X \setminus \{x\} \mid \rho(I(x), I(x')) \leq \alpha \text{ et } d'(x, x') \leq \beta\} \quad (1)$$

À toute image couleur $I(x)$ muni d'une distance colorimétrique on peut associer un hypergraphe de voisinage HVSC (Fig.2). La représentation définie par :

$$H = (X, (\{x\} \cup \Gamma_{\alpha, \beta}(x))_{x \in X}) \quad (2)$$

L'attribut α peut être calculé de façon adaptative. Dans ce cas, toute image couleur est associée à une seule et unique représentation HVSC.

3 Espace couleur et distance

En colorimétrie, il est nécessaire de pouvoir quantifier les différences entre couleurs. Mais la sensibilité de l'oeil aux variations de couleur n'est pas linéaire. Il n'est donc pas possible de relier simplement ces variations avec une distance euclidienne. C'est pourquoi de nombreuses recherches ont été effectuées afin de déterminer des espaces perceptuellement uniformes

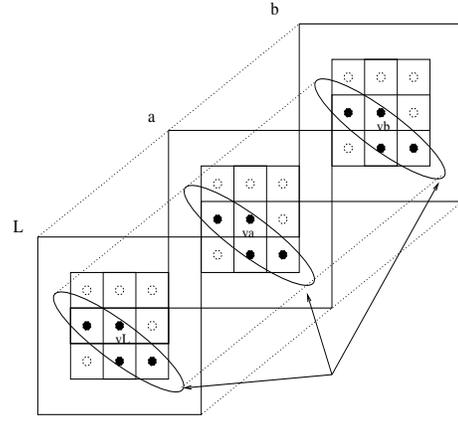


Figure 2 – Exemple d'un hypergraphe de voisinage spatio-colorimétrique (HVSC)

dans lesquels des distances euclidiennes identiques correspondent à peu près à des mêmes différences de perception. La CIE a ainsi normalisé deux espaces uniformes : CIELab et CIELuv. La distance entre deux couleurs dans l'espace CIELab et CIELuv est :

$$\Delta E_{ab}^* = \sqrt{\Delta(L^*)^2 + \Delta(a^*)^2 + \Delta(b^*)^2} \quad (3)$$

$$\Delta E_{uv}^* = \sqrt{\Delta(L^*)^2 + \Delta(u^*)^2 + \Delta(v^*)^2} \quad (4)$$

L'espace CIELab est défini à partir de l'espace CIEXYZ. Toute image couleur dans l'espace CIELab ou CIELuv peut donc être représentée par HVSC. La distance colorimétrique est :

$$\rho(I(x), I(x')) = \Delta E_{ab}^*(I(x), I(x')) \text{ or } \Delta E_{uv}^*(I(x), I(x'))$$

De la même manière, la distance colorimétrique dans l'espace RVB est définie par :

$$\rho(I(x), I(x')) = \sqrt{\Delta(R^*)^2 + \Delta(V^*)^2 + \Delta(B^*)^2} \quad (5)$$

4 Débruitage

L'objet de cette section est d'illustrer l'efficacité et l'utilisation de la représentation HVSC. Pour ce faire, nous donnons comme application un algorithme de détection de bruit impulsif. L'algorithme est basé sur le principe suivant : (i) Représentation de l'image couleur par HVSC ; (ii) Classification binaire des hyperarêtes de l'image (H_0 hyperarête de bruit et H_1 hyperarête de donnée non bruitée) ; (iii) Filtrage des zones bruitées.

Pour modéliser le bruit nous proposons la définition qui suit : Une hyperarête $E_{\alpha, \beta}$ est une hyperarête de bruit si elle vérifie l'une des deux conditions :

- La cardinalité de $E_{\alpha, \beta}$ est égale à un et $E_{\alpha, \beta}(x)$ n'est pas inclus dans une chaîne disjointe possédant 5 éléments au maximum,

– $E_{\alpha,\beta}(x)$ est une hyperarête isolée et pour tout y élément du voisinage ouvert sur la grille de $E_{\alpha,\beta}(x)$, il existe au moins une hyperarête $E_{\alpha,\beta}(y)$ isolée. Une hyperarête E_i est isolée si et seulement si : $\forall j \in I, j \neq i$ tels que $E_i \cap E_j \neq \emptyset$ alors $E_j \subseteq E_i$.

Cette définition met en évidence les hyperarêtes qui sont incohérentes avec leur environnement. Elle permet de traduire l’inhomogénéité de l’image et donc de détecter le bruit.

5 Résultats Expérimentaux

Dans cette section, nous présenterons un ensemble d’expériences afin d’évaluer l’algorithme proposé. Notre but dans les premières expériences est de comparer les espaces couleur. Le deuxième objectif de simulation est d’étudier les performances de l’algorithme après estimation des hyperarêtes de bruit par rapport aux filtres non linéaires appliqués à la suppression du bruit impulsionnel comme le filtre VMF proposé par Astola[4] et le filtre BVDF[5].

5.1 Détection des hyperarêtes de bruit

Dans cette partie, nous comparons la détection des hyperarêtes de bruit en utilisant la représentation HVSC dans l’espace RVB et CIELab.

Pour qualifier la détection des hyperarêtes de bruit il faut évaluer les probabilités de détection pd et de fausse alarme pf . Les probabilités Pd et Pf sont estimés par :

$$\hat{P}_d = \frac{\text{le nombre de pixels bruité correctement détectés}}{\text{nombre de pixels bruités}} \quad (6)$$

$$\hat{P}_f = \frac{\text{le nombre de pixels non bruité détecté}}{\text{nombre de pixels non bruités}} \quad (7)$$

Le tableau 1 résume les résultats obtenus pour les images Poivres et Tiffany bruitées par 2% de bruit impulsionnel sur chaque composante. Une meilleure détection des hyperarêtes de bruit est caractérisée par une valeur \hat{P}_d élevée et une valeur de \hat{P}_f faible. Les résultats du tableau 1 montrent la supériorité de l’approche vectorielle HVSC dans l’espace CIELab par rapport à HVSC dans l’espace couleur RVB. La supériorité est justifiée par l’utilisation de la distance ΔE_{ab}^* qui correspond à une bonne mesure de l’erreur perceptuelle.

5.2 Estimation des hyperarêtes de bruit

Dans le but de comparer l’algorithme proposé visuellement avec les filtres couramment utilisés dans la littérature, vecteur médian vectoriel (VMF) et le filtre directionnel de base (BVDF), nous remplaçons ces hyperarêtes de bruit pas la valeur médiane des vecteurs calculée sur le voisinage ouvert de $E_{\alpha,\beta}^{bruit}$.

image couleur	HVSC _{Lab}		HVSC _{RVB}		HVI _{RVB}	
	\hat{P}_d	\hat{P}_f	\hat{P}_d	\hat{P}_f	\hat{P}_d	\hat{P}_f
Tiffany	0.87	0.08	0.78	0.30	0.70	0.25
Poivres	0.85	0.06	0.80	0.25	0.72	0.09

Tableau 1 – Comparaison de la détection des hyperarêtes de bruit en utilisant les probabilités Pd et Pf . ($\beta = 1$ et α variée de 0 jusqu’à la valeur maximale de chaque composante. 0 à 255 pour l’espace RVB).

Le rapport (PSNR) est utilisé pour donner une évaluation quantitative des effets du filtrage.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{3 \times M \times N \times 255^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \|I_{i,j} - \hat{I}_{i,j}\|_{L_2}^2} \quad (8)$$

$I_{i,j}$ et $\hat{I}_{i,j}$ représentent les vecteurs d’image originale et l’image traitée, et $\|\cdot\|_{L_2}$ dénote la norme L_2 .

En plus du PSNR, nous utilisons la mesure NCD (Normalized Color Difference) pour mesurer l’erreur perceptuelle dans l’espace CIELab. La mesure NCD est définie par :

$$NCD = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \|\Delta E_{ab}^*\|}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \|E_{ab}^*\|} \quad (9)$$

avec ΔE_{ab}^* vecteur couleur de différence entre deux couleurs. E_{ab}^* est l’amplitude de l’image originale donnée par :

$$E_{ab}^* = \sqrt{(L^*)^2 + (a^*)^2 + (b^*)^2}$$

Le tableau 3 illustre les valeurs α adaptative calculées selon l’équation 10 pour l’image Poivres bruitée par 2% du bruit impulsionnel sur chaque composante.

$$\alpha = D_m + D_\delta, \quad (10)$$

$$D_m = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{d_{i,j}}{M \times N}$$

$$D_\delta = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{|d_{i,j} - D_m|}{M \times N}$$

$$\text{avec } d_{i,j} = \frac{1}{8} \sum_{x=i-1}^{i+1} \sum_{y=j-1}^{j+1} \rho(I_{x,y} - I_{i,j})$$

Les résultats du tableau 2 confirment à nouveau la supériorité de l’algorithme HVSC dans l’espace couleur CIELab non seulement par rapport à HVSC dans l’espace RVB, mais aussi par rapport aux filtres VMF et BVDF. La supériorité est traduite par un PSNR élevé et un NCD faible et ceci grâce à la conservation de l’information utile. Les résultats de comparaison

obtenus avec le filtre VMF appliqué sur l'image couleur TIFFANY sont présentés sur la figure 3. A partir des figures 3(e), 3(f) on constate que la méthode proposée permet une meilleure préservation des contours.

Image Poivres bruitée avec 2% du bruit impulsif Tab.3 résume les valeurs optimales de α , $\beta = 1$				
PSNR in dB				
Pourcentage	1%	3%	5%	10%
Image bruitée	26.35	21.50	19.18	16.19
HVSC _{Lab}	34.49	30.17	27.11	22.03
HVSC _{RVB}	28.33	25.21	22.71	18.99
VMF [3 × 3]	22.72	22.56	22.39	21.66
BVDF [3 × 3]	21.78	21.63	21.54	21.43
NCD				
HVSC _{Lab}	0.0015	0.0044	0.0121	0.0565
HVSC _{RVB}	0.0075	0.0277	0.0559	0.1379
VMF [3 × 3]	0.0160	0.0165	0.0171	0.0235
BVDF [3 × 3]	0.0133	0.0154	0.0176	0.0246

Tableau 2 – Evaluation quantitative des performances de la détection et estimation des hyperarêtes de bruit en utilisant PSNR et NCD

-	α			
HVSC _{Lab}	19	33	46	67
HVSC _{RGB}	36	59	79	116

Tableau 3 – Les valeurs optimales

6 Conclusion

Dans ce papier, nous avons développé une nouvelle application de la modélisation d'images couleur par hypergraphe de voisinage. La représentation d'images couleur par hypergraphe de voisinage dans un espace donné nous permet de réaliser tous les processus bas niveau. Les résultats des simulations de l'algorithme de détection du bruit impulsif sont prometteurs. Ils indiquent que notre approche est supérieure aux autres méthodes testées dans la détection et la réduction du bruit.

Références

- [1] Berge. C. *Graphs North*, Holland, 1987.
- [2] Berge. C. *Hypergraphs*, North-Holland, Amsterdam, 1987.
- [3] S. Rital, A. Bretto, H. Cherifi and D. Aboutajdine, A Combinatorial based Technique for Impulsive Noise Removal in Images, *IP&C Image Processing and Communications*, Vol. 1, pp. 3-4 January, 2001.
- [4] J. Astola, P. Haavisto, Y. Neuvo, Vector median filter, *IEEE Proc.* Vol. 78, pp. 678-689, 1990.

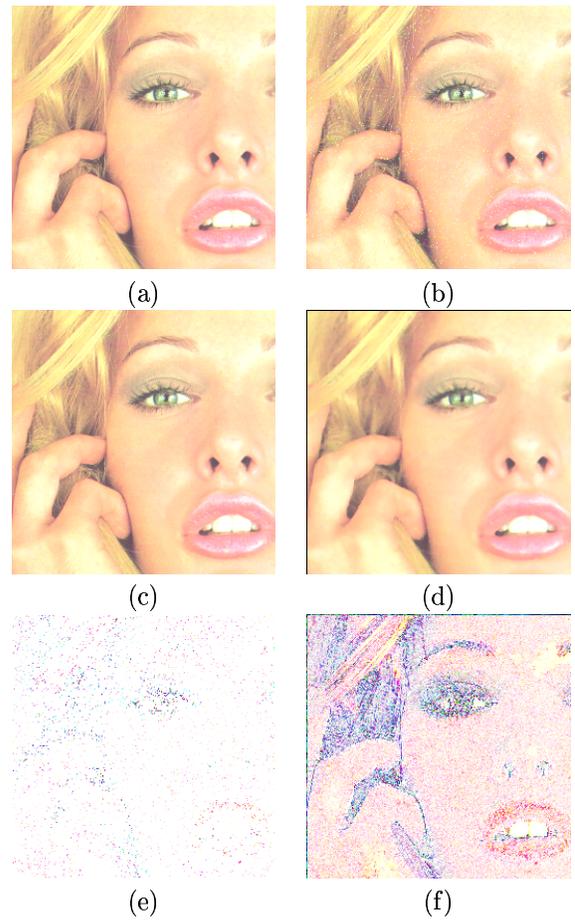


Figure 3 – Comparaison visuelle de notre méthode par rapport au filtre VMF. (a) l'image originale, (b) l'image bruitée. (c) et (d) les images filtrées par notre algorithme et le filtre VMF respectivement. (e), (f) les images d'erreurs multipliées par un coefficient 10.

- [5] K.N. Plataniotis and A.N. Venetsanopoulos, Color Image Processing and Applications, *Springer Verlag*, August 2000.
- [6] Stevenson R. L. and Schweizer. S. M., Nonlinear Filtering Structure for Image Smoothing in Mixed-Noise Environments, *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, Vol. 2, pp. 137-154, 1992.
- [7] Bretto A., Azema, Cherifi H. and Laget. B., Combinatorics and image processing, *Computer Vision Graphic in Image Processing*, Vol. 5, pp. 256-277, September 1997.