

Sélection de bandes pour la visualisation d'images spectrales : une approche basée sur l'étude de saillance

Steven LE MOAN^{1,2}, Alamin MANSOURI¹, Yvon VOISIN¹, Jon Y. HARDEBERG²

¹Laboratoire Le2i, BP16, 89010 Auxerre Cédex, France

²Colorlab, Gjøvik University College, P.O.Box 191, N-2802 Gjøvik, Norvège

steven.le-moan@u-bourgogne.fr, alamin.mansouri@u-bourgogne.fr
yvon.voisin@u-bourgogne.fr, jon.hardeberg@hig.no

Résumé – Dans cette communication, nous proposons une nouvelle méthode de sélection automatique de bandes pour la visualisation couleur d'images spectrales. Contrairement aux méthodes existantes, nous proposons d'utiliser les cartes de saillance de chacune des bandes afin d'en comparer le contenu informatif et de mesurer leur similarité. Nous présentons une métrique basée sur la théorie de l'information de Shannon et les résultats obtenus sont comparés à ceux d'autres techniques de réduction de dimensionnalité, afin de démontrer l'efficacité de l'approche proposée.

Abstract – In this paper, we introduce a new band selection approach for the color visualization of spectral images. Unlike traditional methods, we propose to make a selection out of a comparison of the saliency maps of the individual spectral channels. This allows to assess how different they are in terms of prominent features. A comparison metric based on Shannon's information theory at the second and third orders is presented and results are subjectively and objectively compared to other dimensionality reduction techniques on three datasets, demonstrating the efficiency of the proposed approach.

1 Introduction

De nos jours, la plupart des technologies d'affichage numériques sont basées sur le paradigme qu'une combinaison de trois couleurs primaires spécifiques est suffisante pour la reproduction d'une couleur quelconque pour l'oeil humain [1]. Par ailleurs, les dispositifs d'affichage multispectraux ne sont pas encore monnaie courante sur le marché du multimédia. Ainsi, lorsqu'il s'agit de visualiser une image spectrale en couleur, sur un écran traditionnel, seuls trois bandes peuvent être utilisées simultanément, ce qui implique une réduction de dimensionnalité. Cette étape doit permettre la préservation d'un maximum de contenu informatif tout en préservant contrastes et couleurs naturelles afin d'en faciliter l'interprétation [2]. Contrairement aux méthodes dites de transformation, la sélection de bandes a pour but de préserver le sens physique des bandes spectrales en les laissant "intactes" au cours de la réduction de dimensionnalité. Dans cet article nous nous concentrons sur la sélection de bande puisque nous visons à maximiser l'interprétabilité du processus de réduction de dimensionnalité. Celle-ci s'effectue généralement à l'aide d'un critère de similarité tel que la corrélation [3], l'information mutuelle [4] ou encore la projection linéaire ou "Orthogonal Subspace Projection" [5]. Cependant, l'étude de saillance n'a jamais été utilisée comme mesure de similarité inter-bandes pour la visualisation d'images spectrales.

L'étude de l'attention visuelle permet de comprendre comment une scène donnée est interprétée par l'oeil humain. En

d'autres termes, quels objets/régions attire l'attention et pourquoi ? Cette notion est donc étroitement liée à celle de saillance. S'inspirant des travaux pionniers de Treisman *et al.* [6], Itti *et al.* [7] proposèrent un modèle d'attention visuelle permettant l'élaboration de cartes dites de saillance. Ce modèle est basé sur une extraction de trois attributs primaires, à savoir la couleur, l'intensité et l'orientation. Des travaux plus récents utilisent par exemple le résidu spectral [8] ou l'information de la théorie [9]. Dans cet article, nous proposons une nouvelle stratégie pour l'affichage couleur des images spectrales. Nos contributions sont issues de deux idées de base : utiliser les cartes de saillance comme moyen de comparer les canaux spectraux ainsi que mesurer la redondance de troisième ordre au moyen d'une généralisation de l'information mutuelle de Shannon appelée co-information [10]. Ainsi, nous déclinons cet article en trois parties : une première section décrit la méthode utilisée pour la comparaison de cartes de saillance associées à chaque canal spectral. La seconde partie décrit l'algorithme de sélection de bandes tandis que la section suivante présente les résultats obtenus sur trois images multispectrales.

2 Comparaison des cartes de saillance

De nombreuses méthodes permettent d'obtenir la carte de saillance d'une image couleur, mais l'une des plus usitées pour sa simplicité est celle de Itti *et al.* [7]. Pour cette raison, nous

avons décidé de l'utiliser dans cette étude. il s'agit d'un modèle basé sur l'extraction de cartes dites de visibilité, représentant la proéminence de chaque pixel en termes de trois différents attributs : couleur, intensité et orientation (ce dernier étant en fait analysé sous 4 angles différents). Dans le cas de bandes spectrales, non seulement la couleur n'intervient pas, mais, étant donné que chaque bande décrit la même scène, nous faisons l'hypothèse que l'attribut d'orientation peut être analysé une seule fois pour toutes, sans perte de généralité. En résumé, cette étape requiert le calcul de $N + 4$ cartes de visibilité pour obtenir N cartes de saillance (N étant la dimensionnalité de l'image spectrale). Ainsi, dans le but de les comparer, nous présentons une métrique basée sur l'information mutuelle de Shannon que nous appelons *Normalized Mutual Saliency* (NMS) et qui est définie comme suit :

$$NMS(im1; im2) = \frac{H(s(im1)+s(im2))}{I(s(im1);s(im2))}$$

avec im_1 et im_2 deux images de dimensions identiques, $s(\cdot)$ un opérateur calculant la carte de saillance, et $H(\cdot)$ et $I(\cdot; \cdot)$ étant respectivement les opérateurs d'entropie et d'information mutuelle. En outre, nous proposons d'étendre cette définition au troisième ordre en utilisant la co-information, ainsi qu'elle a été définie par Bell [10]:

$$CI(X; Y; Z) = H(X) + H(Y) + H(Z) - H(X; Y) - H(X; Z) - H(Y; Z) + H(X; Y; Z)$$

et de laquelle nous dérivons la NMS de troisième ordre :

$$NMS(im1; im2; im3) = \frac{|CI(s(im1);s(im2);s(im3))|}{H(s(im1)+s(im2)+s(im3))}$$

3 Sélection de bandes

La première étape de la sélection est de trouver le couple de bandes le plus dissimilaires. Au lieu d'une recherche exhaustive, nous proposons d'utiliser un algorithme similaire à celui utilisé dans [5]. Une bande B_1 est sélectionnée aléatoirement et celle qui lui est le plus dissimilaire (B_2) après elle. La même procédure est effectuée sur B_2 jusqu'à ce que $B_i = B_{i-2}$. L'Algorithme 1 décrit la procédure pour une image N -dimensionnelle.

Algorithm 1 Sélection de bandes

```

i = 0; k = 1; iterations = 0;
choisir au hasard j ∈ [1..N];
while (i != k) et (iterations < 20) do
    trouver temp = argmink[NMS(Bj; Bk)]
    i ← j; j ← k; k ← temp;
    iterations++;
end while
trouver k = argmin |NMS(Bi; Bj; Bk)|
{R, G, B} ← ranger({Bi, Bj, Bk}) par longueur d'onde
décroissante

```

4 Expérimentations

4.1 Données

Pour nos expérimentations, nous avons utilisé trois images multispectrales :

- "MacBeth" est une image de la célèbre mire MacBeth CC, comprenant 31 bandes (400-700nm).
- "Sarcophage" est une image de 35 bandes représentant une portion d'un sarcophage du III^e siècle se trouvant dans l'abbaye St Matthias abbey à Trier (Allemagne) [11].
- "Mural" est également une image de 35 bandes (400-740nm) représentant une peinture murale du XVI^e siècle du Brömser Hof à Rudesheim (Allemagne).

4.2 Méthodes de comparaison

Dans le but d'évaluer les performances de notre méthode, nous avons sélectionné deux autres techniques de réduction de dimensionnalité pour comparaison.

- PCA_{HSV} : Analyse en Composantes Principales dont les trois premières composantes ont été appliquées sur l'espace colorimétrique HSV ($PC_1 \leftarrow V$; $PC_2 \leftarrow S$; $PC_3 \leftarrow H$).
- LP : Sélection de bandes basée sur la projection linéaire, ainsi que l'ont proposé Du *et al.* [5]. Cette approche consiste à progressivement sélectionner les bandes en maximisant leur orthogonalité respective.

4.3 Résultats

La figure 1 montre les composites résultant des trois approches PCA, LP et NMS pour chacun des jeux de données.

Dans le but de comparer objectivement ces résultats, nous avons choisi d'utiliser la mire MacBeth CC présente dans chacune de scène et de comparer les valeurs $L^*a^*b^*$ d'un ensemble de 480 pixels sélectionné manuellement (20 par patch) avec les valeurs "vérité de terrain" fournies par Xrite, au moyen de la métrique CIE76 ΔE_{ab^*} . Nous avons utilisé les dynamiques suivantes dans l'espace $L^*a^*b^*$:

- $L^* \in [0..100]$
- $a^* \in [-100..100]$
- $b^* \in [-100..100]$

Par cette approche, nous désirons mesurer avec quelle efficacité une méthode de réduction de dimensionnalité peut transférer une importante variété de couleurs depuis un espace de haute dimensionnalité vers un espace tridimensionnel. La Table 1 donne les valeurs minimales, maximales et moyennes obtenues.

Nous constatons que notre approche surpasse globalement les deux autres, notamment en termes de valeurs moyennes et

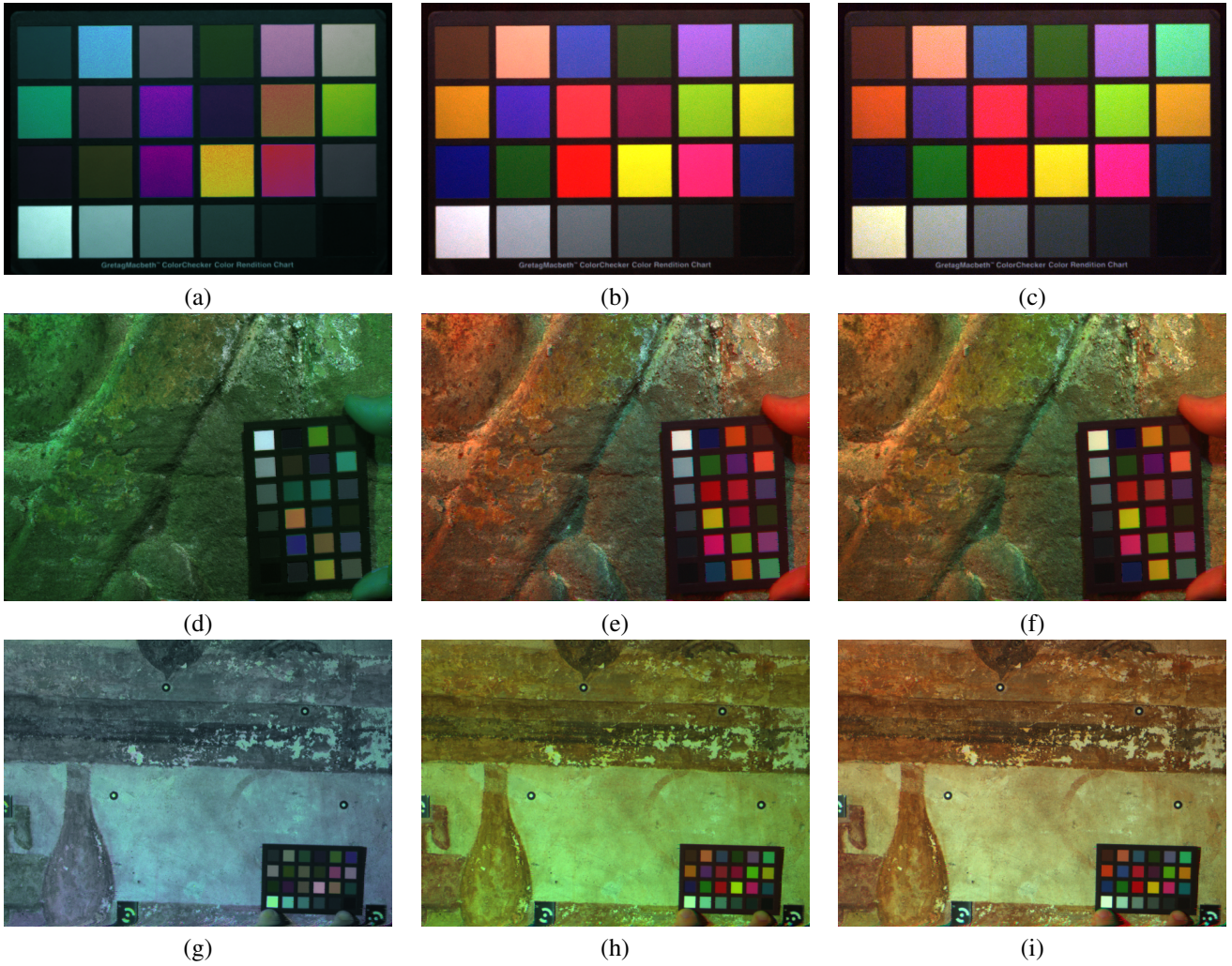


Figure 1: Différentes représentations pour chaque image (première colonne : PCA , seconde : LP et troisième : NMS)

		PCA_{hsv}	LP	NMS
ΔE_{min}	"MacBeth"	8.55	3.36	3.80
	"Sarcophage"	8.56	3.43	0.50
	"Mural"	8.38	5.95	2.30
ΔE_{max}	"MacBeth"	86.47	48.39	45.74
	"Sarcophage"	80.42	38.16	38.60
	"Mural"	85.63	45.65	35.12
$\overline{\Delta E}$	"MacBeth"	32.30	29.17	28.95
	"Sarcophage"	35.10	17.31	13.86
	"Mural"	46.76	19.93	15.42

Table 1: Erreurs colorimétriques

particulièrement sur la dernière image. D'un point de vue subjectif, nous pouvons constater que la méthode basée sur l'ACP donne les résultats les moins "plaisants" en termes de rendu naturel, tandis que les images produites par les méthodes LP et NMS sont beaucoup plus satisfaisante, d'un point de vue strictement naïf. Sur la première image, notons que le patch blanc (en bas à gauche) est plus cassé dans l'image NMS, mais

n'en est pour autant pas moins différentiable des autres. Cependant, si nous regardons le patch orange-jaune (seconde ligne, dernier à droite), celui-ci se différencie beaucoup plus du patch jaune dans l'image produite par notre méthode. Une tendance similaire est observable sur le patch bleu-violet, ce qui nous permet de conclure dans ce cas que la méthode NMS permet d'amener plus d'information discriminante (en terme de perception visuelle) que les autres méthodes ici testées.

5 Conclusion

Nous avons proposé une nouvelle méthode de sélection de bande pour la visualisation d'images spectrales. Celle-ci est basée sur une comparaison des cartes de saillance de chacune des bandes spectrales prises individuellement. Une métrique simple utilisant l'information mutuelle de Shannon et baptisée *Normalized Mutual Saliency* a été présentée et utilisée à cette fin. Des résultats sur trois images ont été objectivement et subjectivement critiqués, afin de démontrer l'efficacité de l'approche proposée.

6 Remerciements

Les auteurs remercient le Conseil Régional de Bourgogne pour soutenir ces travaux ainsi que le laboratoire i3Mainz à Mainz et l'Institut Für Steinkonservierung pour nous avoir fourni d'utiles données.

provide complementary datasets for cultural heritage applications,” in *Proceedings of SPIE*, 2010, vol. 7531, p. 75310L.

References

- [1] H. Grassmann, “On the theory of compound colors,” *Phil. Mag.*, vol. 7, pp. 254–64, 1854.
- [2] N.P. Jacobson and M.R. Gupta, “Design goals and solutions for display of hyperspectral images,” *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 43, no. 11, pp. 2684–2692, 2005.
- [3] C.I. Chang, Q. Du, T.L. Sun, and M.L.G. Althouse, “A joint band prioritization and band-decorrelation approach to band selection for hyperspectral image classification,” *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 37, no. 6, pp. 2631–2641, 1999.
- [4] B. Guo, R.I. Damper, S.R. Gunn, and JDB Nelson, “A fast separability-based feature-selection method for high-dimensional remotely sensed image classification,” *Pattern Recognition*, vol. 41, no. 5, pp. 1670–1679, 2008.
- [5] Q. Du and H. Yang, “Similarity-based unsupervised band selection for hyperspectral image analysis,” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 5, no. 4, pp. 564–568, 2008.
- [6] A.M. Treisman and G. Gelade, “A feature-integration theory of attention,” *Cognitive psychology*, vol. 12, no. 1, pp. 97–136, 1980.
- [7] L. Itti, C. Koch, and E. Niebur, “A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis,” *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 11, pp. 1254–1259, 1998.
- [8] X. Hou and L. Zhang, “Saliency detection: A spectral residual approach,” in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR'07. IEEE Conference on. Ieee*, 2007, pp. 1–8.
- [9] N.D.B. Bruce and J.K. Tsotsos, “Saliency, attention, and visual search: An information theoretic approach,” *Journal of Vision*, vol. 9, no. 3, 2009.
- [10] A.J. Bell, “The co-information lattice,” in *Proceedings of the Fifth International Workshop on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation: ICA 2003*, 2003.
- [11] C. Simon, U. Huxhagen, A. Mansouri, A. Heritage, F. Boochs, and F.S. Marzani, “Integration of high-resolution spatial and spectral data acquisition systems to