

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

Steven LE MOAN<sup>1,2</sup>, Alamin MANSOURI<sup>1</sup>, Yvon VOISIN<sup>1</sup>, Jon Y. HARDEBERG<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Laboratoire Le2i, BP16, 89010 Auxerre Cédex, France

<sup>2</sup>Colorlab, Gjøvik University College, P.O.Box 191, N-2802 Gjøvik, Norvège

[steven.le-moan@u-bourgogne.fr](mailto:steven.le-moan@u-bourgogne.fr), [alamin.mansouri@u-bourgogne.fr](mailto:alamin.mansouri@u-bourgogne.fr)

[yvon.voisin@u-bourgogne.fr](mailto:yvon.voisin@u-bourgogne.fr), [jon.hardeberg@hig.no](mailto:jon.hardeberg@hig.no)

**Thème** – Visualisation, Imagerie spectrale, Saillance

**Problème traité** – 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.

**Originalité** – 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 [3]. Les cartes sont obtenues par le modèle Itti, appliqué sur chacun des canaux de l'image. Afin de mesurer la similarité inter-bandes, nous présentons une métrique appelée "Normalized Mutual Saliency".

$$NMS(im_1; im_2) = \frac{I(s(im_1); s(im_2))}{H(s(im_1) + s(im_2))}$$

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 [3] :

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

et de laquelle nous dérivons la  $NMS$  de troisième ordre :

$$NMS(im_1; im_2; im_3) = \frac{|CI(s(im_1); s(im_2); s(im_3))|}{H(s(im_1) + s(im_2) + s(im_3))}$$

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  $B_i = B_{i-2}$ .

**Résultats** – Afin de démontrer l'efficacité de notre approche, nous l'avons appliqué sur trois images multispectrales :

- "MacBeth" est une image de la célèbre mire MacBeth CC, comprenant 31 bandes (400-700nm).
- "Sarcophagus" représente un sarcophage du 3ème siècle se trouvant dans l'abbaye St Matthias à Trier, en Allemagne [4].
- "Mural" est également une image de 35 bandes (400-740nm) représentant une peinture murale du 16ème siècle du Brömser Hof à Rudesheim (Allemagne).

Nous avons également sélectionné deux autres méthodes 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 ( $PC1 \rightarrow V; PC2 \rightarrow S; PC3 \rightarrow H$ ).
- $LP$  : 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.

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

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

Table 1: Erreurs colorimétriques

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" fourni par *Xrite*, au moyen de la métrique CIE76  $\Delta E_{ab^*}$ . Nous avons utilisé les dynamiques suivantes dans l'espace  $L^*a^*b^*$  :  $L^* \in [0..100]$ ,  $a^* \in [-100..100]$  and  $b^* \in [-100..100]$ . Par cette approche, nous désirons mesurer avec quelle efficacité une méthode de réduction de dimensionnalité peut transférer une importante variété de couleurs depuis une 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 particulièrement sur les deux dernières images.

D'un point de vue subjectif, nous pouvons constater que la méthode basée sur l'ACP donne les résultats les moins "plaisant" 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.

## 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] 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.
- [4] 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 provide complementary datasets for cultural heritage applications," in *Proceedings of SPIE*, 2010, vol. 7531, p. 75310L.
- [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.

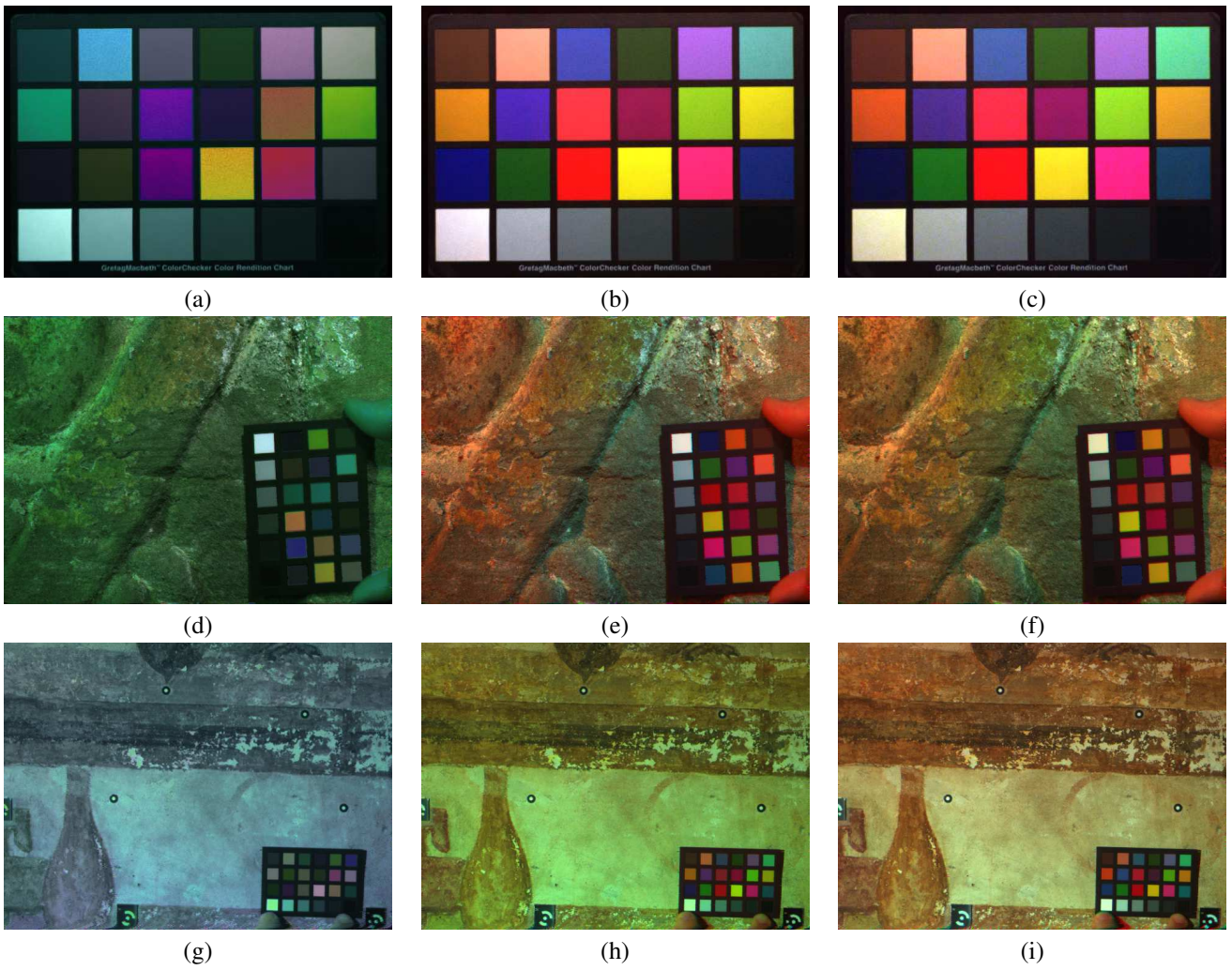


Figure 1: Représentations des différents jeux de données (première colonne: PCA, seconde: LP et troisième: NMS)