Visualisation d'images spectrales : une méthode basée sur la perception humaine

Steven Le Moan, Alamin Mansouri, Yvon Voisin, Jon Hardeberg

▶ **To cite this version:**

Steven Le Moan, Alamin Mansouri, Yvon Voisin, Jon Hardeberg. Visualisation d'images spectrales : une méthode basée sur la perception humaine. ORASIS - Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, INRIA Grenoble Rhône-Alpes, Jun 2011, Praz-sur-Arly, France. inria-00600236

HAL Id: inria-00600236

https://inria.hal.science/inria-00600236

Submitted on 14 Jun 2011

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Visualisation d'images spectrales : une méthode basée sur la perception humaine

Steven Le Moan[1,2] Alamin Mansouri[1] Yvon Voisin[1] Jon Y. Hardeberg[2]

[1] Le2i, Université de Bourgogne
BP16, route des plaines de l'Yonne, 89000 Auxerre

[2] The Norwegian Color Research Laboratory
Teknologivn. 22, 2815 Gjøvik, Norvège

Résumé

Nous proposons une nouvelle méthode pour la visualisation d'images spectrales. Celle-ci est basée sur un seuillage supervisé des fonctions colorimétriques permettant un rejet préalable des bandes apportant peu d'information à la création des primitives Rouge, Verte et Bleue. Une Analyse en Composantes Principales est ensuite utilisée au sein de chaque segment afin d'extraire les dites primitives pour la création d'un composite couleur. Un cadre de comparaison avec deux images et trois méthodes alternatives démontrent l'efficacité de l'approche proposée.

Mots Clef

Imagerie spectrale, Visualisation, Color Matching Functions

Abstract

We propose a new method for the visualization of spectral images. It involves a perception-based spectrum segmentation using an adaptable thresholding of the stretched CIE standard observer color-matching functions. This allows for an underlying removal of irrelevant channels, and, consequently, an alleviation of the computational burden of further processings. Principal Components Analysis is then used in each of the three segments to extract the Red, Green and Blue primaries for final visualization. A comparison framework using two different datasets shows the efficiency of the proposed method.

Keywords

Spectral imagery, Visualization, Color Matching Functions

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]. Pourtant, de nombreuses applications telles que l'imagerie satellitaire, médicale ou dans le domaine du patrimoine requièrent une précision spectrale accrue. L'imagerie spectrale consiste en l'acquisition de plus de trois "couleurs" (ou composantes spectrales) pour une même scène, généralement plusieurs dizaines (multi), centaines (hyper), voire milliers (ultra).

Cependant, 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 dimensionalité. L'une des approches les plus usitées est très probablement celle nommée *true color*. Il s'agit d'utiliser les fonctions colorimétriques afin de créer trois combinaisons linéaires du sous-ensemble de bandes spectrales dont la longueur d'onde centrale se trouve dans le visible (400-700nm). Une autre méthode très commune est l'Analyse en Composantes Principales (ACP), qui a été largement étudiée dans le cadre de la réduction de dimensionalité. Dans [2], les auteurs proposèrent une méthode de décorrélation basée sur une maximisation du rapport signal à bruit ainsi que du contraste du composite final. Plus tard, Tyo *et al.* [3] étudièrent l'ACP en combinaison avec l'espace HSV. Une méthode automatique permettant de déterminer l'origine du cône HSV est proposée afin de parfaire l'agencement des couleurs. Tsagaris *et al.* [4] suggérèrent d'utiliser le fait que les couleurs primitives Rouge, Vert et Bleu, sont perçues par l'oeil humain avec une certaine corrélation, ce qui est en contradiction avec le principe de base de l'ACP, à savoir une décorrélation totale. Ainsi, les auteurs proposèrent une ACP sous contraintes afin d'obtenir des contrastes de couleurs plus naturels. Scheunders [5] suggéra une segmentation spatiale de l'image permettant une réduction de dimensionalité locale. Dans [6], Du *et al.* comparèrent sept techniques de réduction de dimensionalité pour la visualisation en termes de séparabilité des classes, incluant l'ACP, l'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) ainsi que l'Analyse Discriminante Linéaire (ADL).

Néanmoins, principalement à cause de la nécessaire manipulation de matrices de grande taille, l'ACP est connue pour sa faible efficacité computationelle. Pour cette raison, Jia *et al.* [7] proposèrent une méthode dite d'ACP segmentée, permettant de réduire la complexité de l'analyse par

une approche de type *diviser pour régner*. Leur méthode tire partie de la structure en blocs de la matrice de corrélation de l'image spectrale afin de segmenter celle-ci et ainsi créer des sous-groupes de bandes au sein desquelles serait par la suite effectuée une ACP locale (au sens spectral). Zhu *et al.* [8] étudièrent diverses méthodes de segmentation de spectre (sous-groupes égaux, corrélation et RVB) avec l'ACI pour la visualisation. L'ACP segmentée a également été étudiée dans [9], incluant des méthodes de partitionnement basées sur la maximisation d'énergie ainsi que la signature spectrale des pixels. Enfin, Martínez-Uso *et al.* [10] utilisèrent l'information mutuelle de Shannon ainsi que la divergence de Kullback–Leibler pour la segmentation de spectre, d'une manière similaire à [7]. Cependant, aucune de ces techniques de segmentation de spectre n'utilise la perception humaine de la couleur de manière appropriée. En outre, le fait de se contraindre à regrouper uniquement des bandes contiguës et d'empêcher une bande d'appartenir à différents segments nous apparaît comme très restrictif et ne permettant pas la pleine exploitation de la corrélation perceptuelle entre les trois couleurs primaires.

Dans cet article, nous proposons une nouvelle méthode d'ACP segmentée pour la visualisation d'images spectrales. Le partitionnement du spectre est basée sur un seuillage des *CIE standard observer Color Matching Functions* (CMF). Trois segments sont formés et chacun d'entre eux est utilisé pour l'extraction des composantes Rouge, Verte et Bleue. Les segments sont autorisés à se superposer ainsi qu'à être non-contiguës, de façon à ce qu'une bande puisse figurer dans plusieurs segments. En fonction du paramètre de seuillage, un certain nombre de bandes sont exclues au préalable, ce qui constitue en soit une pré-sélection grossière. Dans le reste de cet article, la méthode de segmentation de spectre est d'abord présentée et l'utilisation de l'ACP est brièvement abordée. S'ensuit une description des expérimentations menées ainsi qu'une présentation des résultats avant la conclusion.

2 Méthode proposée

La Figure 1 donne une vue générale de la méthode.

2.1 Segmentation de spectre

La segmentation de spectre a pour objectif de regrouper les bandes spectrales selon un critère de similarité, ce qui permet d'alléger la complexité des traitements lui succédant par une analyse locale du spectre. Dans les travaux mentionnés dans la précédente section, la segmentation est réalisée sur la base de différents critères basés principalement sur des mesures d'information, mais n'utilisant pas pleinement les propriétés de la vision humaine. C'est pourquoi nous proposons de mesurer la dite similarité en termes de ce que l'on pourrait qualifier de "corrélation perceptuelle". A cette fin, nous utilisons les *CIE 1964 Supplementary Standard Colorimetric Observer CMF* [11] qui sont en fait les descripteurs de la réponse chromatique de l'oeil humain (voir Figure 2).

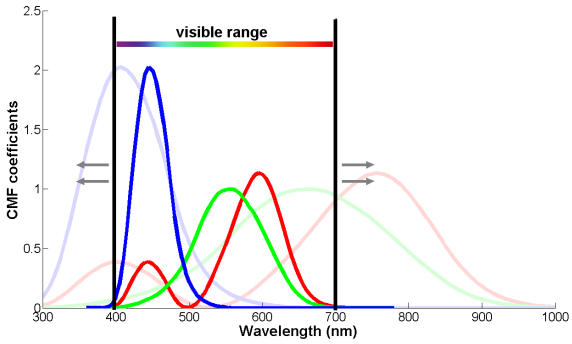


Figure 2: Le principe d'étirement des CMF : En couleurs fortes, les fonctions originales. En couleurs claires, les mêmes fonctions étirées de manière à s'adapter à une plage de longueurs d'ondes plus large

Les CMF sont généralement utilisées dans le but de combiner linéairement les bandes spectrales en un composite tri-dimensionnel représentant ce que l'oeil humain verrait de la scène en question [12]. En d'autres termes, chaque bande spectrale $i \in [1..N]$ est associée à trois coefficients pondérateurs $x(i), y(i), z(i)$ correspondant grossièrement à ses contributions dans la perception du rouge, du vert et du bleu. À des fins de clarté, nous utiliserons les notations suivantes : $W_i^R = x(i), W_i^G = y(i), W_i^B = z(i)$.

Nous proposons alors d'interpréter cette assertion de la manière suivante : plus un coefficient W_i^p a une valeur élevée, plus la pertinence de choisir la bande d'indice i comme représentant de la primitive p est élevée. En conséquence, les coefficients CMF sont regroupés en deux classes, au moyen d'un seuillage supervisé de paramètre τ. Les coefficients supérieurs à τ représentent les indices de bandes pertinentes pour les traitements *a posteriori* tandis que les autres bandes sont d'ores et déjà exclues du processus.

La segmentation de spectre est effectuée en utilisant des CMF normalisées de sorte que $max_i(W_i^p) = 1, \forall P$. La Figure 3 illustre la technique et le rôle de τ.

Un problème apparaît lorsque l'image spectral contient des bandes spectrales en dehors du domaines des longueurs d'onde visibles. En effet, les CMF sont conçues uniquement pour la plage 400-700nm. Afin de remédier à cela, Jacobson *et al.* [13] présentèrent le principe dit de *stretched CMF*, permettant d'étirer les CMF à n'importe quelle plage de longueurs d'ondes par simple interpolation. Celui-ci est présenté sur la Figure 2 pour une image couvrant la plage de longueurs d'ondes 300-1000nm. Dans le cas d'un pas d'échantillonnage spectral non constant, soit les "trous" peuvent être comblés par interpolation ou bien simplement négligés en ajustant les valeurs des coefficients.

Au final, trois segments sont obtenus, en fonction des seuils de binarisation : Seg_R^τ, Seg_G^τ and Seg_B^τ au sein desquels sera par la suite effectuée l'extraction des composantes primaires Rouge, Verte et Bleue, respectivement.

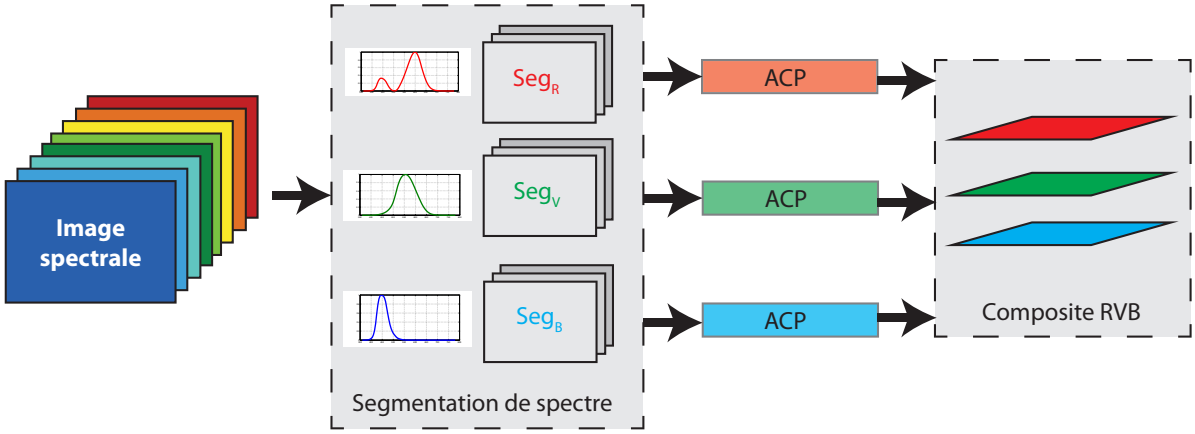


Figure 1: Synopsis de la méthode

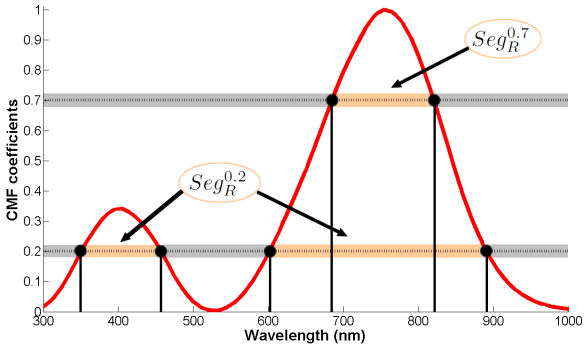


Figure 3: Le rôle de τ, exemple sur la fonction Rouge pour $\tau = 0.2$ et $\tau = 0.7$. Dans chaque cas, les segments gris mettent en évidence les régions d'"enlèvement".

Ainsi, pour une valeur croissante de τ, la taille des segments diminue et :

$$\tau_1 > \tau_2 \rightarrow Seg_p^{\tau_2} \in Seg_p^{\tau_1}, \forall p \in \{R, G, B\} \qquad (1)$$

Conformément à sa nature, τ permet de modérer l'hypothèse précédemment avancée. Si celui-ci est fixé à la valeur 0, l'hypothèse est rejetée et la réduction de dimensionalité est totalement non contrainte. Dans le cas contraire, si $\tau = 1$, l'hypothèse est considérée parfaitement pertinente et l'ACP devient inutile puisque, dans ce cas précis, chaque segment est réduit à une taille unitaire. Ainsi que nous allons en discuter dans la section Résultats, τ permet de modérer l'aspect naturel des composites et peut donc être manuellement ajusté, en fonction des besoin de l'utilisateur.

2.2 Réduction de dimensionalité

La réduction de dimensionalité a pour but de générer un nombre réduit de bandes représentant l'image spectrale en entier. Dans nos travaux, nous avons choisi d'utiliser l'ACP, aussi connue sous les noms anglophones de *Principal Components Analysis* (PCA), *Principal Components Transform* (PCT) et *Karhunen–Loève Transform* (KLT). L'ACP est basée sur une décomposition en vecteurs et valeurs simples de la matrice de covariance des données, c'est à dire, dans notre cas, d'un ensemble de bandes spectrales considérées individuellement comme populations statistiques. Il est établi que la première composante principale contient généralement plus de 95% de l'énergie (variance) totale des données. Ainsi, notre méthode consiste à simplement extraire cette première composante de chacun des trois segments définis à l'étape précédente. A la fin, nous obtenons trois bandes au haut contenu informatif que nous utiliserons pour la création d'un composite.

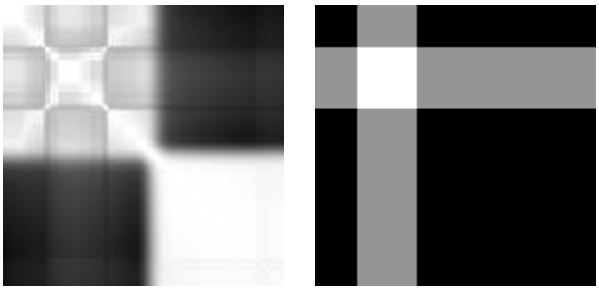
3 Expérimentations et résultats

Puisque la segmentation de spectre est le coeur de notre méthode, nous proposons d'utiliser différentes techniques d'ACP segmentée afin de concentrer la comparaison sur l'aspect partitionnement. Ainsi, nous avons implémenté les méthodes suivantes :

- Le partitionnement en trois groupes de tailles égales [8] (*equal subgroups*).
- Le partitionnement de spectre basé sur une segmentation par seuillage de la matrice de corrélation [7], ainsi que l'illustre la figure 4 (*correlation-based*).
- Le partitionnement basé sur une maximisation de l'énergie au sein de chaque segment [9] (*maximum energy*). Cette dernière est mesurée par la première valeur propre de la matrice de corrélation de l'ensemble des bandes contenues par le segment.

Une comparaison objective a été menée suivant les deux axes suivant :

- Le *rendu naturel*, de manière à mesurer à quel point le composite est "plaisant" pour l'oeil humain. L'évaluation de ce critère est relativement difficile puisqu'il n'existe pas de consensus définissant précisément ce qu'est une couleur ou un contraste naturel, bien qu'il y ait eu des efforts effectués dans ce



(a) (b)

Figure 4: Exemple de segmentation de la matrice de corrélation de l'image "Oslo".

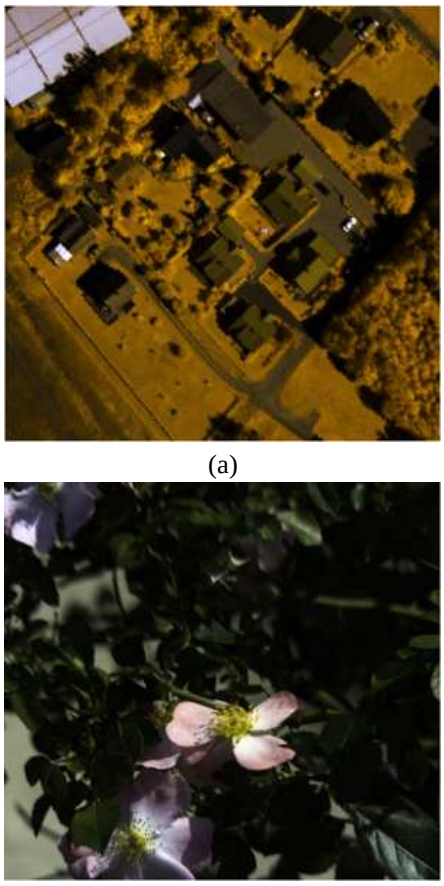
sens [14]. Nous proposons d'utiliser une représentation pseudo-*true color* de l'image comme référence de rendu naturel. "Pseudo-" car nous avons appliqué le principe des CMF étirées de Jacobson *et al.* afin de rendre la comparaison pertinente. Quant à la métrique de comparaison, nous avons utilisé la norme euclidienne dans l'espace CIELAB, aussi connue en tant que CIE76 ΔE^*_{ab}. La projection vers l'espace CIELAB a été effectuée en réalisant une conversion préalable dans l'espace XYZ et en supposant une illumination de type *D65* (lumière du jour). Nous insistons sur le fait que ces représentations sont utilisées uniquement à des fins d'évaluation, en supposant qu'elle représentent le rendu le plus naturel possible. Cependant, ainsi que nous l'avons exprimé en introduction, l'utilisation des CMF seules ne permet pas de manipuler les propriétés intrinsèques de l'image (bruit, redondance,..) avec pertinence, puisqu'il s'agit d'une transformation indépendante des données. Cette métrique sera nommé **NR** (Natural Rendering).

- La *séparabilité perceptuelle des classes*, de façon à mesurer le contenu informatif du composite, ainsi que cela a été suggéré par Du *et al.* dans [6]. Pour cela, nous avons manuellement sélectionné vingt pixels par classe dans chaque image. Chaque classe a été définie en tant qu'objet distinct de la scène (voir description des données). Les valeurs de ΔE^*_{ab} entre chaque couple de centroïde de classe ont ensuite été calculées puis moyennées. Cette métrique sera nommé **ICPD** (Inter-Class Perceptual Distance).

Pour nos expérimentations, nous avons utilisé deux images spectrales :

- "Oslo" est une image hyperspectrale de 160 bandes représentant une zone urbaine dans les alentours d'Oslo. Elle a été acquise à l'aide du capteur HySpex VNIR-1600, développé par la société norvégienne Norsk Elektro Optikk (NEO). Celui-ci permet l'acquisition dans des plages de longueurs d'ondes allant de 400 à 1000nm avec une résolution de 3.7nm [15]. Cette image contient 5 classes : végétation, routes, toits (de deux types) et voitures.
- "Fleurs" est une image multispectrale de 31 bandes issue de la base de données utilisée dans [16]. Le capteur acquiert uniquement dans la plage visible avec une résolution de 10nm. Trois classes sont présentes : fleurs, feuilles ainsi que le fond.

La Figure 5 montre les représentations pseudo-*true color* des images et les résultats obtenus sont présentés dans les figures 6-9. Les tableaux 1 et 2 donnent la distance perceptuelle moyenne avec les références pseudo-*true color*.



(a)

(b)

Figure 5: Pseudo-*true color* composites

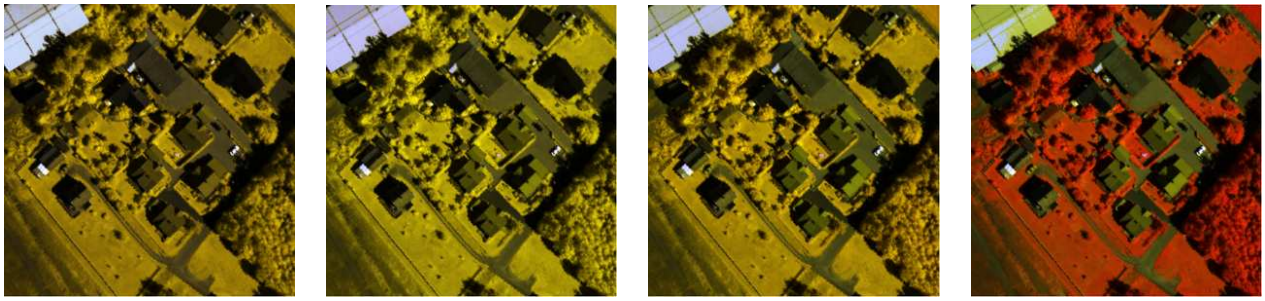
Segmentation technique	NR	ICPD
Equal subgroups	53.76	205.22
Correlation-based	90.87	226.72
Maximum energy	101.03	**243.21**
CMF-based, $\tau = 0.1$	**7.65**	222.01
CMF-based, $\tau = 0.5$	14.40	227.36
CMF-based, $\tau = 0.8$	11.96	224.55
CMF-based, $\tau = 1$	19.62	242.45

Table 1: Resultats pour l'image "Oslo"

Nous constatons que les résultats obtenus à l'aide de notre méthode présentent des contrastes plus naturels et perme-

(a) (b) (c)

Figure 6: Résultats sur l'image "Oslo" : (a) Equal subgroups (b) Correlation-based (c) Maximum Energy



(a) (b) (c) (d)

Figure 7: Résultats sur l'image 'Oslo' par la méthode proposée : τ = 0.1, 0.5, 0.8 and 1, respectivement

(a) (b) (c)

Figure 8: Résultats sur l'image "Fleurs" : (a) Equal subgroups (b) Correlation-based (c) Maximum Energy

(a) (b) (c) (d)

Figure 9: Résultats sur l'image "Fleurs" par la méthode proposée : τ = 0.1, 0.5, 0.8 and 1, respectivement

ttent ainsi une interprétation accrue par l'utilisateur. Cette observation est confirmée par les résultats de la métrique **NR** qui mettent notre méthode à l'avantage par rapport aux trois autres. Les pires rendus naturels sont obtenus avec la méthode de partitionnement par maximisation d'énergie. Quant à l'évolution de **NR** vis-à-vis du seuil de binarisation des CMF, bien qu'aucune tendance franche ne puisse être constatée sur ces résultats, nous observons que les pires résultats sont obtenus dans le cas où $\tau = 1$ dans les deux images. Cela révèle que, en contraignant de trop la seg-

Segmentation technique	NR	ICPD
Equal subgroups	12.37	101.34
Correlation-based	13.34	109.71
Maximum energy	22.50	**117.42**
CMF-based, $\tau = 0.1$	4.24	94.48
CMF-based, $\tau = 0.5$	**1.73**	96.33
CMF-based, $\tau = 0.8$	3.81	100.73
CMF-based, $\tau = 1$	5.70	112.30

Table 2: Resultats pour l'image "Fleurs"

mentation de spectre, la qualité des résultats se dégrade, ce qui n'empêche pas notre méthode de montrer les meilleures performances globales pour d'autres valeurs de τ. Concernant les résultats d'**ICPD**, il est normal de constater que la méthode basée sur la maximisation d'énergie donne les meilleurs résultats. Notre méthode se classe seconde en donnant ses meilleurs résultats pour $\tau = 1$. Cependant, considérant l'amélioration majeure apportée en termes de **NR** par notre approche, cette dernière donne globalement un bien meilleur compromis entre les deux métriques. Subjectivement, si nous regardons la fleur sur la Figure 8c, bien que le contenu informatif soit vraisemblablement élevé (haut contraste), celle de la Figure 9d est nettement plus plaisante à l'oeil et permet ainsi une interprétation plus aisée des éléments constituant la scène.

Le principal inconvénient allant avec l'augmentation de la valeur de seuillage est la perte d'information due à l'exclusion systématique des canaux jugées non pertinents pour la réduction de dimensionalité. C'est pour cette raison que l'on peut voir τ comme permettant un compromis entre quantité d'information préservée et rendu naturel.

4 Conclusion

Nous avons présenté une nouvelle méthode d'ACP segmentée pour la visualisation des images spectrales, basée sur un seuillage des fonctions d'association de couleurs (CMF). Contrairement aux autres méthodes de segmentation de spectre, celle-ci permet une sélection préalable des bandes jugées non pertinentes pour la représentation des trois composantes primaires Rouge, Verte et Bleue. Le paramètre de seuillage permet en outre d'ajuster l'hypothèse suivante : plus le coefficient pondérateur CMF est élevé, plus la bande est pertinente pour la représentation de la couleur primaire correspondante. Il permet également de gérer un compromis entre le rendu naturel et l'information à conserver. Les composites obtenus par la méthode présentée sont plus naturellement contrastés et permettent ainsi une interprétation plus aisée. En outre, ils contiennent un contraste inter-classe élevé ce qui révèle la présence d'information visuelle importante.

5 Remerciements

Les auteurs remercient le Conseil Régional de Bourgogne pour soutenir ces travaux ainsi que Norsk Elektro Optikk pour nous avoir fourni d'utiles données.

References

[1] H. Grassmann, "On the theory of compound colors," *Phil. Mag*, vol. 7, pp. 254–64, 1854.

[2] JM Durand and YH Kerr, "An improved decorrelation method for the efficient display of multispectral data," *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 27, no. 5, pp. 611–619, 1989.

[3] J.S. Tyo, A. Konsolakis, D.I. Diersen, and R.C. Olsen, "Principal-components-based display strategy for spectral imagery," *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 41, no. 3, pp. 708–718, 2003.

[4] V. Tsagaris and V. Anastassopoulos, "Multispectral image fusion for improved rgb representation based on perceptual attributes," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 26, no. 15, pp. 3241–3254, 2005.

[5] P. Scheunders, "Multispectral image fusion using local mapping techniques," in *International conference on pattern recognition*, 2000, vol. 15, pp. 311–314.

[6] Q. Du, N. Raksuntorn, S. Cai, and R.J. Moorhead, "Color display for hyperspectral imagery," *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 46, pp. 1858–1866, 2008.

[7] X. Jia and J. Richards, "Segmented principal components transformation for efficient hyperspectral remote-sensing image display and classification," *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 37, no. 1, pp. 538–542, 1999.

[8] Y. Zhu, P.K. Varshney, and H. Chen, "Evaluation of ica based fusion of hyperspectral images for color display," in *Information Fusion, 2007 10th International Conference on*, 2007, pp. 1–7.

[9] V. Tsagaris, V. Anastassopoulos, and GA Lampropoulos, "Fusion of hyperspectral data using segmented pct for color representation and classification," *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 43, no. 10, pp. 2365–2375, 2005.

[10] A. Martinez-Uso, F. Pla, J.M. Sotoca, and P. Garcia-Sevilla, "Clustering-based hyperspectral band selection using information measures," *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 45, no. 12, pp. 4158–4171, 2007.

[11] [online], "http://www.cie.co.at/main/freepubs.html," last check : Nov. 11, 2010.

[12] HJ Trussell, "Color and multispectral image representation and display," *Handbook of image and video processing*, p. 411, 2005.

[13] 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.

[14] D.L. Ruderman, "The statistics of natural images," *Network: computation in neural systems*, vol. 5, no. 4, pp. 517–548, 1994.

[15] [online], "http://www.neo.no/hyspex/," last check : Nov. 11, 2010.

[16] S.M.C. Nascimento, F.P. Ferreira, and D.H. Foster, "Statistics of spatial cone-excitation ratios in natural scenes," *Journal of the Optical Society of America A*, vol. 19, no. 8, pp. 1484–1490, 2002.