

# Une méthode de compression d'images multi/hyperspectrales basée sur les ondelettes 3D anisotropes et son évaluation

J. Delcourt

A. Mansouri

T. Sliwa

Y. Voisin

Le2i ( Laboratoire Électronique, Informatique et Image) UMR-CNRS 5158

BP 16, Route des Plaines de l'Yonne  
89010 AUXERRE Cedex – FRANCE

{jonathan.delcourt, alamin.mansouri, tadeusz.sliwa, yvon.voisin}@u-bourgogne.fr

## Résumé

*Dans cet article, nous explorons les stratégies les plus appropriées à la compression d'images multi/hyperspectrales. Pour ce faire, nous comparons la stratégie classique Multi-2D (ondelettes 2D + SPIHT 2D) et la stratégie Hybride (ondelettes 3D + SPIHT 2D) à une stratégie, que nous nommerons Full 3D (F3D), pour laquelle nous proposons une implémentation basée sur une décomposition en ondelettes 3D anisotropes suivie par un coder SPIHT 3D. Toutes ces stratégies sont combinées avec une étape de décorrélation par ACP pondérée afin d'optimiser leurs performances. La comparaison de la stratégie proposée avec les deux autres est réalisée suivant la variation du bitrate ainsi que les dimensions spatiales et spectrales des images. Pour une meilleure évaluation, nous proposons un cadre de comparaison plus large que le critère d'évaluation classique qu'est le PSNR, incluant neuf métriques divisées en quatre familles. Les résultats obtenus par la méthode proposée sont satisfaisants et la comparaison montre les points forts et les points faibles de chaque stratégie.*

## Mots clefs

Compression d'images multi/hyperspectrales, Ondelettes 3D anisotropes, SPIHT 3D, Cadre d'évaluation.

## 1 Introduction

Les images multi/hyperspectrales offrent plusieurs avantages par rapport à l'imagerie RVB conventionnelle et ont donc suscité un intérêt croissant au cours des dernières années et sont de plus en plus utilisées en géoscience, télé-détection, contrôle qualité industriel, météorologie, et mesures de couleur exacte, etc. Les résolutions spatiales et spectrale augmentent suivant que de meilleurs capteurs hyperspectraux sont développés. Par ailleurs les limitations de vitesse de transmission et de capacité de stockage requièrent le développement de méthodes de compressions adaptées aux images multispectrales.

Généralement, une image multispectrale est représentée sous la forme d'un cube 3D comprenant une dimension

spectrale et deux dimensions spatiales. Le fait qu'une image multispectrale soit constituée d'une série de bandes spectrales étroites et contiguës de la même scène produit une séquence d'images fortement corrélée. Cette particularité différencie les images multispectrales des images volumétriques qui possèdent trois dimensions spatiales isotropiques, ainsi que des vidéos qui ont une dimension temporelle et deux dimensions spatiales. Ainsi, les méthodes de compression conventionnelles ne sont pas optimales pour la compression d'image multispectrale. C'est pour cela que les algorithmes de compressions ont besoin d'être adaptés pour ce type d'image et, souvent, requièrent une étape de décorrélation spectrale.

L'une des meilleurs méthodes de compression d'images monochromes est le JPEG 2000<sup>1</sup>. Son extension aux images multi/hyperspectrales est possible suivant différentes stratégies. Ces stratégies dépendent de la manière dont on considère le cube multi/hyperspectral après la phase de décorrélation (figure 1) :

- chaque bande spectrale de l'image multi/hyperspectrale est considérée séparément (ondelettes 2D + SPIHT 2D) : la stratégie Multi-2D (M2D).
- l'ensemble du cube est considéré comme paramètre d'entrée pour deux principales implémentations : la stratégie Hybride (ondelettes 3D + SPIHT 2D) et la stratégie Full 3D (F3D). Pour cette dernière nous proposons une décomposition en ondelettes 3D anisotrope (ondelettes 3D + SPIHT 3D).

Nous comparons ces trois différentes stratégies de compression en utilisant la même transformée en ondelettes (de type lifting scheme) que celui du standard JPEG 2000. De plus, pour une comparaison plus objective, nous proposons un cadre d'évaluation, composé de huit métriques en plus du classique PSNR. Ces métriques évaluent la qualité de reconstruction en termes de signal, réflectance spectrale, aspects perceptifs et suivant une métrique basée sur la classification.

Dans la section suivante nous ferons d'abord un bref rappel de la manière dont nous utilisons l'algorithme de l'ACP

1. <http://www.jpeg.org>

dans les trois stratégies de compression avant de les décrire. La troisième section présente le cadre d'évaluation en classant les différents critères en quatre catégories et donnant la formule explicite de chaque métrique. Nous expliquons les expérimentations ainsi que leurs résultats avant de les discuter dans la cinquième section. Les conclusions sont présentées dans la dernière section.

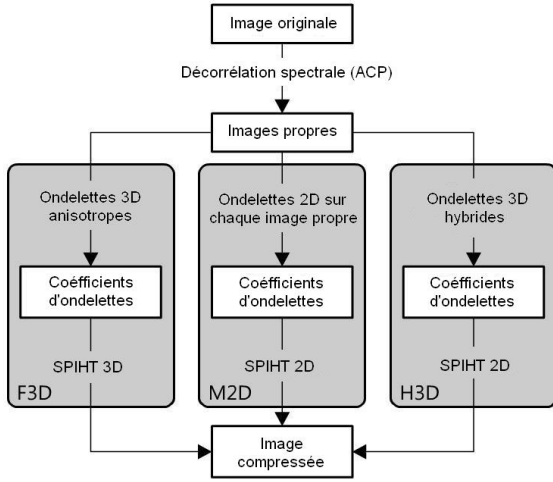


Figure 1 – Schéma des trois stratégies de compression étudiées.

## 2 Méthodes de compression

Comme indiqué précédemment, les images multispectrales ont une forte corrélation inter bandes. Pour obtenir le meilleur taux de compression, il est nécessaire de prendre en compte cette corrélation.

### 2.1 Décorrélation par ACP

Afin d'optimiser la compression des images multispectrales, une étape de décorrélation est souvent utilisée. Il a été montré que l'utilisation de l'ACP (KLT) est l'un des moyens les plus efficaces pour la décorrélation spectrale [1]. Dans [2, 3] l'utilisation de l'ACP comme décorrélateur pour les images multispectrales est considérée comme efficace. De notre côté, nous utilisons l'ACP en l'appliquant sur l'image multispectrale originale suivant la dimension spectrale. Comme résultat, nous obtenons une nouvelle image multi-bandes dans le domaine de la transformée dans lequel la corrélation des composants de la transformation est réduite. Les bandes dans le domaine de la transformée sont triées par valeurs décroissantes en fonction de la variance (ou en fonction des valeurs propres).

Après la décorrélation par ACP nous pouvons compresser l'image résultante totale en appliquant les trois différentes stratégies.

### 2.2 Stratégie Full 3D (F3D)

La stratégie F3D consiste à considérer l'ensemble du cube multispectral comme entrée de la transformée en ondelettes 3D. Dans notre cas, l'entrée est le résultat de l'ACP. Ensuite, une extension 3D du codeur SPIHT [4] est appliquée. Le SPIHT 3D de Kim *et al.* [5] est approprié au format en bloc de la décomposition en ondelettes 3D (figure 1).

De nombreux articles de la littérature ont étudié la compression d'images multi/hyperspectrales par transformée en ondelette 3D, mais ils n'utilisent que des transformées en ondelettes 3D isotropes (même type d'ondelettes suivant toutes les directions de l'image) [5, 6, 7, 8, 9, 10, 2, 11, 12, 13]. Cependant, la taille de la dimension spectrale est généralement plus faible que celles des dimensions spatiales, il est approprié d'utiliser un autre type de filtre d'ondelettes dans cette dimension. À cet effet, nous proposons d'utiliser une transformée en ondelettes 3D anisotropes réalisée avec des filtres CDF 9/7 suivant les dimensions spatiales et un filtre de type Haar suivant la dimension spectrale. Le filtre spectral a été choisi suivant les résultats obtenus par Mansouri *et al.* dans [14]. Ce résultat rejoint les conclusions de Kaarna et Parkkinen dans [15] où ils recommandent l'utilisation d'ondelettes à support court comme choix pour des ondelettes spectrales.

La transformée en ondelette utilisée est une extension de la classique transformée en ondelette 2D. Elle produit une transformée en ondelettes multidimensionnelle en appliquant un niveau de décomposition suivant chaque dimension. Cette étape étant répétée sur le cube d'approximation obtenu jusqu'à obtenir le niveau de décomposition désiré (figure 2).

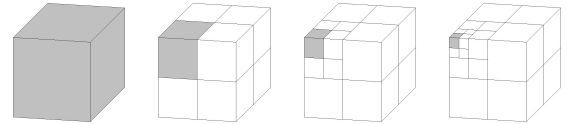


Figure 2 – Représentation graphique de la décomposition en ondelette 3D avec trois niveaux de décomposition.

### 2.3 Stratégie Multi-2D (M2D)

Cette stratégie consiste à appliquer sur chaque image propre de l'ACP la même décomposition en ondelette puis un codeur SPIHT 2D [2, 3, 6]. En raison de l'ACP, les images propres sont triées par énergies décroissantes. Afin de tenir compte de ce fait, il est préférable d'effectuer une pondération avant de coder chaque bande avec le SPIHT 2D. Comme pondération, nous définissons l'énergie  $E$  de chaque image propre suivant la formule :

$$E = \frac{\sqrt{\sum_{x,y} I_\lambda(x,y)^2}}{XY} \quad (1)$$

où  $I_\lambda$  est l'image propre à la longueur d'onde  $\lambda$ ,  $X$  et  $Y$  sont ses dimensions, et  $x$  et  $y$  sont la position d'un pixel

dans l'image propre.

## 2.4 Stratégie Hybride (H3D)

La stratégie H3D consiste à appliquer une ondelette 3D hybride rectangle/carré (figure 3) sur le résultats de l'ACP comme utilisé dans [12]. La décomposition en ondelette est composée par des filtres CDF 9/7 suivant les directions spatiales et d'un filtre de type Haar suivant la direction spectrale. Le fait que cette transformée en ondelette comporte deux étapes différenciées (transformée spatiale suivie par la transformée spectrale) permet de considérer son résultats comme une association de plans 2D. Pour cette raison nous pouvons appliquer un codage par SPIHT 2D sur chaque bande résultante pour achever la compression, comme dans la stratégie de compressions M2D. Pour prendre en compte la différence d'énergie entre chaque bande, nous pondérons chaque bande par son énergie  $E$  comme indiqué dans l'équation (1).

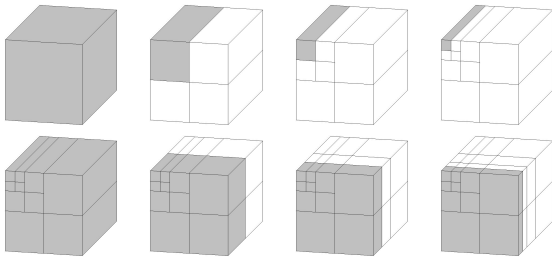


Figure 3 – Représentation graphique de la décomposition en ondelette 3D hybride rectangulaire/carré avec trois niveaux de décomposition. Décomposition spatiale (haut) suivit par la décomposition spectrale (bas).

## 3 Cadre d'évaluation de la compression

Quand la compression avec perte est utilisée, il est nécessaire d'évaluer et de décrire la nature et l'importance des dégradations dans l'image reconstruite (décompressée) [16]. Habituellement, dans le cadre d'images 2D classiques, les performances des méthodes sont évaluées à l'aide d'un critère qui privilégie un seul aspect (reflétant habituellement la perception de la vision humaine). Ce n'est pas le cas pour les images multi/hyperspectrales, qui sont utilisées dans des algorithmes de classification et de détection. À cet effet les métriques doivent correspondre aux applications. C'est pour cela qu'au lieu d'évaluer les performances de compression suivant une seule métrique ou un seul type de métrique, nous proposons l'utilisation de neuf métriques connues suivant quatre catégories. Nous les utilisons comme cadre d'évaluation de la compression. Les métriques que nous proposons peuvent être divisées en quatre différentes familles : critères issus d'une extension isotrope de critères de traitement du signal (PSNR, RRMSE, MAE et MAD), métriques orientées multispectral

( $F_\lambda$ , MSA et GFC), un critère statistique évolué prenant en compte certains aspects perceptifs (UIQI) et une métrique orientée classification (K-means). Dans [17], Christophe *et al.* démontrent que l'utilisation d'un jeu de plusieurs métriques est plus pertinent que d'en utiliser un seul. Ainsi nous avons proposé dans [18] l'utilisation de quatre familles de métriques en plus du PSNR. L'utilisation de ce dernier résulte du fait qu'elle est la métrique la plus employée, ce qui facilite la comparaison avec les résultats d'autres méthodes.

## 4 Expériences et résultats

### 4.1 Données et expériences

Nous avons effectué nos expériences sur les images largement utilisées venant du capteur AVIRIS<sup>2</sup> (Cuprite, SanDiego, JasperRidge et MoffettField). Ces images représentent des paysages très différents, Cuprite et JasperRidge représentent des large zones uniformes alors que SanDiego représente un aéroport et MoffettField représente une zone urbaine contenant beaucoup de hautes fréquences.

La première expérience effectuée vise à comparer les performances de la stratégie F3D avec les stratégies M2D et H3D suivant différents bitrate et en faisant varier les dimensions spatiales de l'image. L'expérience est menée sur 32 bandes des image Cuprite, SanDiego, JasperRidge et MoffettField avec des dimensions spatiales de  $64 * 64$  et  $128 * 128$  pixels. Toutes les images sont codées en entier de 16 bits.

La deuxième expérience vise à évaluer la performance de la stratégie F3D avec les stratégies M2D et H3D suivant différents bitrate quand le nombre de bandes spectrales varie. Pour ce faire nous présentons les résultats relatifs à l'image SanDiego suivant plusieurs tailles spatiales en faisant varier chaque fois le nombre de bande spectrale de l'image (64, 128 and 192).

### 4.2 Résultats

Représenter les résultats des expériences suivant neuf paramètres est difficile. Un bon moyen d'y parvenir est d'utiliser un diagramme en étoile (radar), comme utilisé dans [19], qui donne dans ce cas une vision plus compacte et intuitive que les représentations x-y classique. Les neuf axes du diagramme correspondent aux neuf métriques. Les différents diagrammes en étoile ont tous la même échelle pour faciliter interprétation graphique ainsi que la comparaison. Les axes pour les RRMSE, MAD, MAE, MSA et K-means sont inversés, l'extrémité de l'axe correspond au minimum de dégradation et l'origine correspond au maximum de dégradation. Cette représentation permet une bonne lecture des résultats mais ne permet d'afficher, sur le même diagramme, qu'une seule valeur de bitrate. C'est pour cette raison que dans la figure 6 nous ne représentons les résultats que pour un birate de 1 bpp.

2. <http://aviris.jpl.nasa.gov>

Les résultats de la première expérience (concernant les variations des dimensions spatiales) en terme de PSNR sont représentés dans la figure 4. Les résultats de compression pour les quatre différentes images montrent la même tendance. Cette tendance est caractérisée par le fait que la stratégie F3D surpasse les stratégies M2D et H3D pour les grandes valeurs de bitrate, alors que pour de faibles valeurs de bitrate c'est la stratégie M2D qui donne les meilleurs résultats. La stratégie H3D ne donne jamais les meilleurs résultats.

Pour la seconde expérience sur l'image SanDiego, les figures 5 et 6 montrent que la stratégie F3D surpasse toujours les deux autres stratégies de compression pour les fortes valeurs de bitrate. Quand le nombre de bandes spectrales augmente, la stratégie F3D surpasse les deux autres stratégies pour des valeurs de bitrate plus faibles. Les diagrammes étoiles (figures 6) montrent que toutes les métriques n'indiquent pas la même tendance. Pour les stratégies F3D et M2D toutes les métriques ont des résultats similaires excepté en terme de UIQI et pour la stratégie H3D, les résultats en termes de PSNR, GFC, MAD, MAE et UIQI sont relativement similaires, alors que les résultats en termes de RRMSE, fidélité spectrale  $F_\lambda$  et MSA indiquent une tendance inversée.

## 5 Discussion

Les deux expériences réalisées permettent de comparer la stratégie F3D aux stratégies M2D et H3D suivant les variations de dimensions spatiales et spectrale. Une tendance générale peut être observée : pour les fortes valeurs de bitrate la stratégie F3D donne les meilleurs résultats et pour les faibles valeurs de bitrate c'est la stratégie M2D qui donne les meilleurs résultats. Les résultats de la stratégie H3D sont compris entre les résultats des deux autres stratégies. Cette tendance peut être expliquée par deux points majeurs :

- Pour de faibles valeurs de bitrate la stratégie F3D donne de faibles résultats car le SPIHT 3D utilisé pour cette stratégie utilise des listes (listes de pixels significatifs et non-significatifs et liste des ensembles significatifs) qui grandissent très rapidement comparées aux listes du SPIHT 2D (chaque pixel a huit premiers descendants pour la version 3D contre seulement quatre pour la version 2D). Et pour les valeurs élevées de bitrate moins de coefficients sont ajoutés aux listes pour le SPIHT 3D que pour le SPIHT 2D. Cela peut expliquer le fait que la stratégie M2D donne de meilleurs résultats que la stratégie F3D seulement pour les faibles valeurs de bitrate.
- La stratégie H3D donne de mauvais résultats car c'est la combinaison d'éléments 2D et 3D. Ainsi l'utilisation du SPIHT 2D après une décomposition en ondelettes 3D ne semble pas être optimale.

## 6 Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé une nouvelle stratégie de compression d'image multi/hyperspectrale basée sur

une décomposition en ondelettes 3D anisotrope (F3D) et nous l'avons comparée à deux autres stratégies : M2D et H3D. Toutes les stratégies sont combinées avec une étape de décorrélation spectrale par ACP. La comparaison de ces différentes stratégies est effectuée dans un cadre d'évaluation comprenant neuf métriques appartenant à quatre familles différentes : extension isotrope de critères de traitement du signal, métriques orientées multispectral, un critère statistique perceptif évolué et une métrique orientée classification basée sur les K-means. La comparaison des stratégies de compression suivant le cadre d'évaluation montre la même tendance suivant la majorité des métriques : la stratégie F3D est meilleure que les stratégies M2D et H3D pour des valeurs de bitrate élevées. Les résultats de la stratégie F3D sont meilleurs pour des images de grande dimensions spatiales et pour un grand nombre de bandes spectrales.

## Références

- [1] P. Ready et P. Wintz. Information extraction, SNR improvement, and data compression in multispectral imagery. *Communications, IEEE Transactions on [Legacy, pre-1988]*, 21(10) :1123–1131, 1973.
- [2] J. Mielikäinen et A. Kaarna. Improved back end for integer PCA and wavelet transforms for lossless compression of multispectral images. *Proceedings of 15th International Conference on Pattern Recognition*, 2 :257–260.
- [3] Q. Du et J.E. Fowler. Hyperspectral image compression using JPEG2000 and principal component analysis. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 4(2) :201, 2007.
- [4] A. Said et W.A. Pearlman. A new, fast, and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees. *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology*, 6(3) :243–250, 1996.
- [5] B.-J. Kim, Z. Xiong, et W.A. Pearlman. Low bitrate scalable video coding with 3-D set partitioning in hierarchical trees(3-D SPIHT). *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 10(8) :1374–1387, 2000.
- [6] A. Kaarna, P. Toivanen, et P. Keränen. Compression and classification methods for hyperspectral images. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 16(3) :413–424, 2006.
- [7] A. Kaarna, P. Zemcik, H. Kaelviainen, et J. Parkkinen. Multispectral image compression. Dans *INTERNATIONAL CONFERENCE ON PATTERN RECOGNITION*, volume 14, pages 1264–1267. IEEE COMPUTER SOCIETY PRESS, 1998.
- [8] A. Kaarna et J. Parkkinen. Wavelet filter selection in multispectral image compression. Dans *INTERNATIONAL CONFERENCE ON PATTERN RECOGNITION*, volume 15, pages 242–245, 2000.

- [9] A. Kaarna et J. Parkkinen. Comparison of compression methods for multispectral images. Dans *Proc. NORSIG–Nordic Signal Process. Symp.*, pages 251–254.
- [10] A. Kaarna. Integer pca and wavelet transforms for multipectral image compression. Dans *International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IEEE IGARSS'2001*, volume 4, pages 1853–1855, 2001.
- [11] S. Lim, K.H. Sohn, et C. Lee. Compression for hyperspectral images using three dimensional wavelet transform. Dans *International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IEEE IGARSS'2001*, volume 1, pages 109–111, 2001.
- [12] B. Penna, T. Tillo, E. Magli, et G. Olmo. Progressive 3-D coding of hyperspectral images based on JPEG 2000. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 3(1) :125–129, 2006.
- [13] X. Tang, S. Cho, et W.A. Pearlman. 3D Set Partitioning Coding Methods in Hyperspectral Image Compression. Dans *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'03)*, volume 2, pages 239–242.
- [14] A. Mansouri, T. Sliwa, J.Y. Hardeberg, et Y. Voisin. Representation and estimation of spectral reflectances using projection on PCA and wavelet bases. *Color Research and Application*, 33(6) :485–493, 2008.
- [15] A. Kaarna et J. Parkkinen. Wavelet compression of multispectral images. *Proceedings of the IASTED International Conference on Computer Graphics and Imaging*, pages 142–145, 1998.
- [16] A.M. Eskicioglu et P.S. Fisher. Image quality measures and their performance. *IEEE Transactions on Communications*, 43(12) :2959–2965, 1995.
- [17] E. Christophe, D. Léger, et C. Mailhes. Quality criteria benchmark for hyperspectral imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(9) :2103, 2005.
- [18] J. Delcourt, A. Mansouri, T. Sliwa, et Y. Voisin. A comparative study and an evaluation framework of multi/hyperspectral image compression. Dans *5th International Conference on Signal-Image Technology and Internet-Based Systems (SITIS 2009)*, 2009.
- [19] E. Christophe, D. Léger, et C. Mailhes. New quality representation for hyperspectral images. *The International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS)*, pages 315–320, 2008.

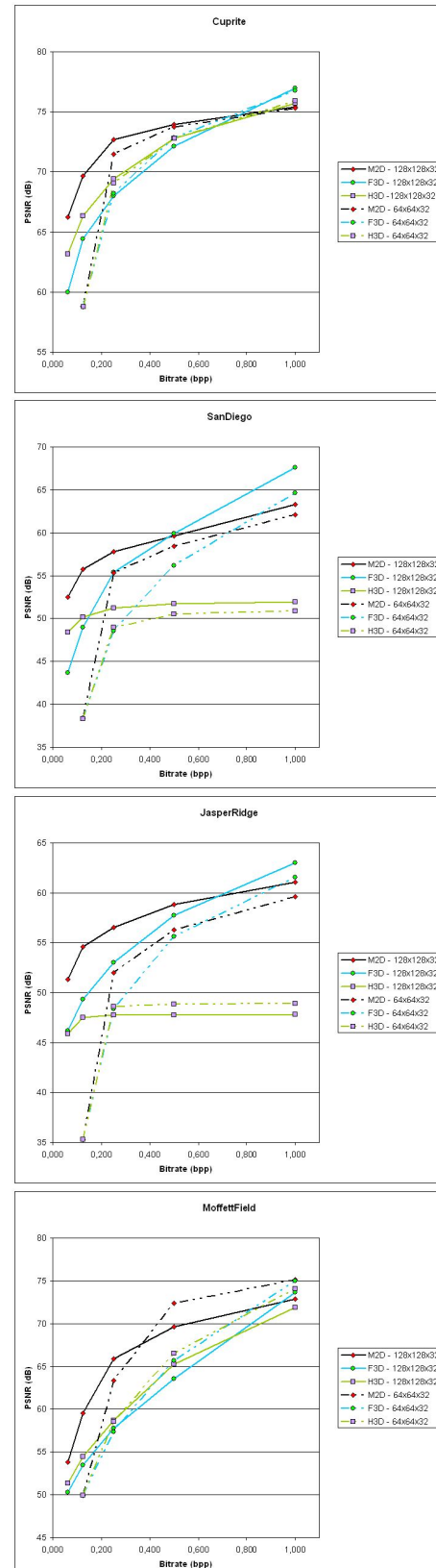


Figure 4 – Résultats de compression en termes de PSNR pour les images Cuprite, SanDiego, JasperRidge et MoffettField.

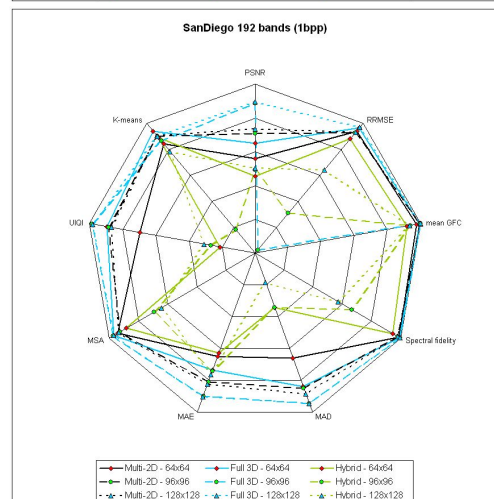
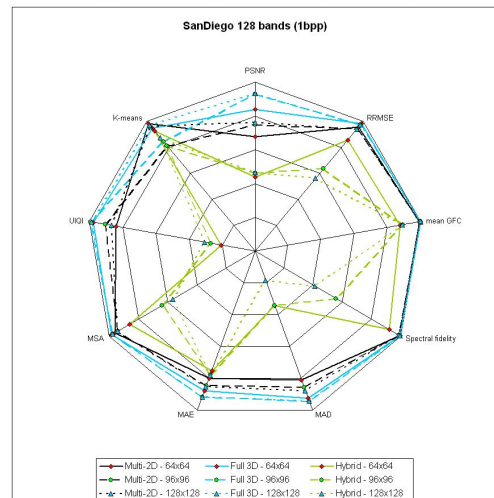
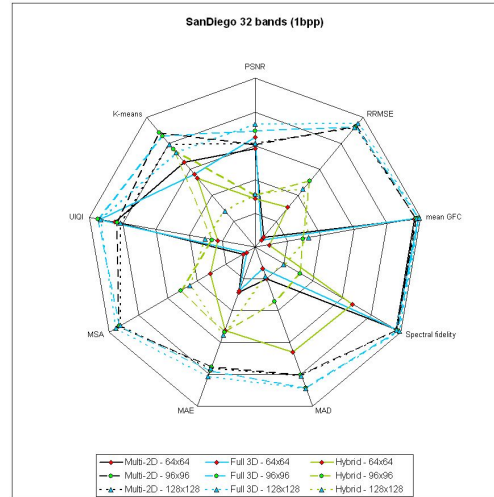
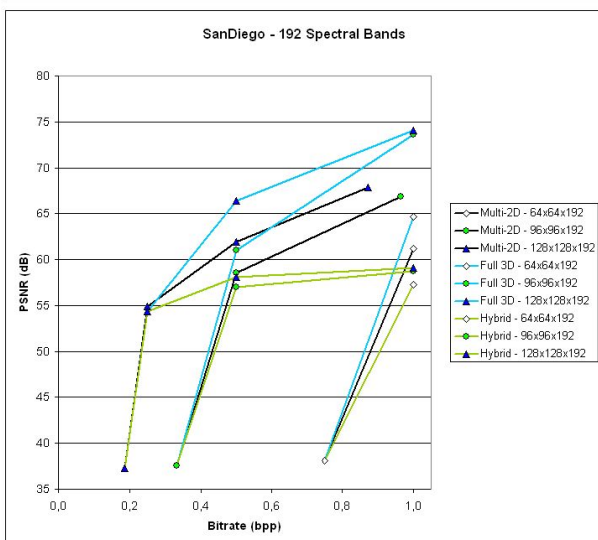
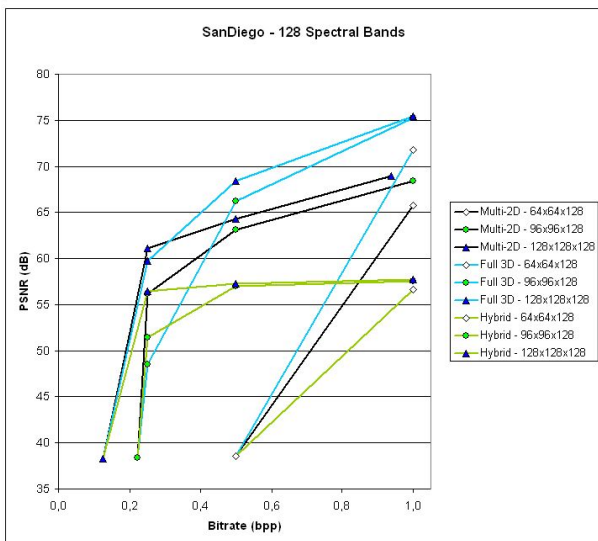
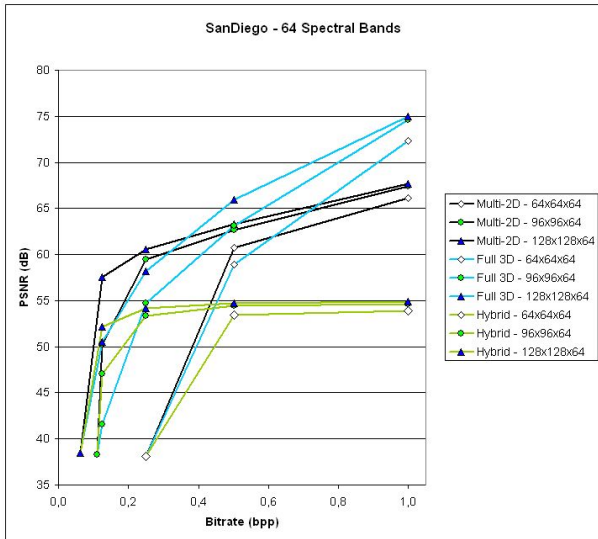


Figure 6 – Résultats de compression pour 64, 128 et 192 bandes spectrales de l'image SanDiego pour un bitrate de 1 bpp.

Figure 5 – Résultats de compression en termes de PSNR pour 64, 128 et 192 bandes spectrales de l'image SanDiego.