

# Une analyse multirésolution adaptative pour la compression d'images multispectrales

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 nous intéressons à la compression d'images multispectrales. En particulier, nous proposons de substituer la transformée en ondelettes utilisée dans le JPEG 2000 par une analyse multirésolution adéquate que nous élaborons dans le cadre du Lifting-Scheme. Nous comparons la méthode proposée avec la méthode utilisant une transformée en ondelettes classique selon les stratégies de compression Multi-2D et Full 3D. Les deux stratégies sont combinées avec une étape de décorrélation spectrale par ACP pour optimiser leurs performances. Pour une évaluation objective, nous utilisons un cadre d'évaluation rassemblant quatre familles de métriques incluant le PSNR. De bons résultats ont été obtenus, montrant la pertinence de l'approche proposée, en particulier pour les images de grandes dimensions.*

## Mots clés

Analyse multirésolution adaptative, Compression d'images multispectrales, SPIHT, SPIHT 3D.

## 1 Introduction

Les images multispectrales sont largement utilisées en géosciences et télédétection. Elles sont aussi de plus en plus utilisées dans d'autres champs d'application, comme l'imagerie médicale, le contrôle de qualité en industrie, la météorologie ou la mesure de couleur exacte. Une image multispectrale est générée en collectant des dizaines d'images spectrales, ou chacune d'elles est une image monochromatique centrée sur une longueur d'onde particulière du spectre électromagnétique. En conséquence, les images multispectrales sont de taille importante, avec une seule image pouvant occuper des centaines de mégaoctets. Leur compression est donc nécessaire afin de faciliter leur stockage et leur transmission.

L'une des méthodes de compression les plus efficaces pour les images monochromatiques est le JPEG 2000<sup>1</sup> [1, 2]. Toutefois, son extension aux images multispectrales doit

être adaptée, ce qui donne naissance à différentes stratégies. Ces stratégies reposent sur la manière dont on considère le cube multispectral :

- chaque bande spectrale de l'image est considérée séparément (ondelettes 2D + SPIHT 2D),
- le cube entier est considéré comme entrée (ondelettes 3D + SPIHT 3D).

La contribution développée dans cet article consiste en la substitution de la transformée en ondelettes utilisée par le JPEG 2000 par une analyse multirésolution adaptative que nous élaborons dans le cadre du Lifting-Scheme. Nous comparerons cette approche avec la méthode utilisant les ondelettes du JPEG 2000 dans le cadre des deux stratégies. Dans les sections suivantes nous développerons la théorie de l'analyse multirésolution proposée. Nous décrirons ensuite les données utilisées, les expérimentations réalisées et les résultats obtenus avant de les discuter dans la troisième section. Nous concluons dans la dernière section.

## 2 Description de l'analyse multirésolution proposée

Nous proposons de remplacer la transformée en ondelettes en construisant une analyse multi-résolution adaptative adéquate.

Nous nous plaçons dans le cadre de l'implémentation en Lifting-Scheme (LS) qui permet de produire aisément des analyses multi-résolution de seconde génération [3, 4]. En effet, un avantage majeur de ce cadre est que, quels que soient les filtres appliqués, la transformation inverse est déterminée explicitement et de manière exacte. Nous choisissons ici de nous limiter dans un premier temps à l'utilisation d'un schéma avec un filtre prédictif et un filtre de mise à jour. L'intuition première consiste à adapter le filtre prédictif à chaque étape de l'analyse multi-résolution, de manière à minimiser l'énergie de chaque signal de détail, et ce afin de réduire au maximum le nombre d'éléments non-nuls après quantification. Cependant, ce faisant, nous risquons de ne pas contrôler la propagation de l'erreur lors du passage par la transformée inverse. En effet, l'idéal en

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

compression est d'avoir des transformées parfaitement orthogonales de manière à transporter exactement l'énergie des signaux. Mais, lorsqu'on génère des filtres adaptatifs, rien ne garantit l'orthogonalité ni même le fait qu'on soit proche. Pour minimiser ce problème, nous ajoutons comme contrainte le fait de limiter la non-orthogonalité par une optimisation sous contraintes.

Nous rappelons que nous nous situons dans le cadre d'un schéma avec un filtre prédictif  $f$  et un filtre de mise à jour  $g$ . Nous nous limitons ici au schéma séparable, ce qui implique des filtres directionnels à chaque échelle (horizontales, verticales, diagonales). L'opérateur linéaire correspondant à un changement d'échelle-direction et son inverse peuvent s'écrire ainsi [5, 6] :

$$\begin{pmatrix} A \\ D \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} aI & 0 \\ 0 & bI \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I & g \\ 0 & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I & 0 \\ -f & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} O \\ E \end{pmatrix} \quad (1)$$

et

$$\begin{pmatrix} O \\ E \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I & 0 \\ f & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I & -g \\ 0 & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{a}I & 0 \\ 0 & \frac{1}{b}I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A \\ D \end{pmatrix} \quad (2)$$

Où  $A$  est le signal d'approximation,  $D$  le signal de détail,  $O$  et  $E$  les signaux pair et impair,  $a$  et  $b$  les coefficients de normalisation (qu'on peut imposer d'être  $> 0$ ),  $I$  l'opérateur identité, et  $f$  et  $g$  sont assimilés ici à leur écriture sous forme de matrices de Toeplitz (au lieu des transformées en  $Z$  habituelles).

La non-orthogonalité d'un opérateur linéaire  $T$  peut par exemple être définie par l'une des deux écritures suivantes :

$$\varepsilon_1 = T^*T - I, \varepsilon_2 = T^* - T^{-1}, N(\varepsilon_k) \leq c \quad (3)$$

Où  $N$  est une norme matricielle et  $*$  représente l'adjonction (transposée du conjugué) ce qui revient simplement, lorsque l'on considère des filtres réels, à retourner les filtres (forme Toeplitz réelle). Comme nous sommes en dimension finie (car nombre d'échantillons fini), toutes les normes sont équivalentes. Notons aussi que les produits de filtres sont commutatifs par commutativité du produit de convolution ou, de manière équivalente, des sous-matrices de Toeplitz.

En premier lieu, (1) et (2) se simplifient en considérant classiquement ([5, 6]) :

$$b = 1/a \quad (4)$$

Par simplification du calcul direct dans (3), il apparaît qu'on annule les éléments non diagonaux d' $\varepsilon_2$  en posant :

$$g = f^*/a^2 \quad (5)$$

Ce qui nous amène à simplifier la recherche de la minimisation de la non-orthogonalité parmi la famille de solutions suivantes :

$$b = \frac{1}{a}, g = \frac{1}{a^2}f^*, \begin{pmatrix} A \\ D \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} aI - \frac{1}{a}ff^* & \frac{1}{a}f^* \\ -\frac{1}{a}f & \frac{1}{a}I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} O \\ E \end{pmatrix} \quad (6)$$

Nous réinjectons alors (4) et (5) dans  $\varepsilon_1$  de (3) et nous obtenons un résultat proportionnel à :

$$\begin{pmatrix} ff^* - (a^2 - 1)I & 0 \\ 0 & ff^* - (a^2 - 1)I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} ff^* - a^2I & f^* \\ f & I \end{pmatrix} \quad (7)$$

En remplaçant  $T$  par  $T^{-1}$ , nous obtenons cette fois un résultat proportionnel à :

$$\begin{pmatrix} ff^* - (a^2 - 1)I & 0 \\ 0 & ff^* - (a^2 - 1)I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I & f^* \\ f & ff^* - a^2I \end{pmatrix} \quad (8)$$

Le coefficient de proportionnalité étant une constante commune de valeur  $1/a^2$ . Cela n'intervient donc pas dans l'optimisation.

Nous prenons ensuite  $N$  comme la norme d'opérateur subordonnée à la norme vectorielle euclidienne. En d'autres termes, pour un opérateur  $A$  :

$$\|A\|_2 = \sup_{v \neq 0} \frac{\|Av\|_2}{\|v\|_2} = \sqrt{\rho(A^*A)} = \sqrt{\rho(AA^*)} \quad (9)$$

où  $\rho(M)$  désigne le rayon spectral de la matrice  $M$ , c'est-à-dire la plus grande valeur propre de  $M$  en valeur absolue. Les équations (7) et (8) montrent qu'il revient au même de raisonner sur  $T$  ou  $T^{-1}$ , ce qui veut dire intuitivement qu'ici les erreurs se propagent de la même manière dans le sens direct que dans le sens inverse.

En utilisant l'inégalité du produit pour la norme (9), (7) et (8) montrent aussi qu'il suffit d'évaluer indépendamment l'influence du premier et du deuxième terme du produit les constituant.

Pour le premier terme du produit, il est entièrement déterminé par :

$$ff^* - (a^2 - 1)I \quad (10)$$

qui est symétrique et permet donc de raisonner directement sur ses valeurs propres.

On calcule ensuite de manière directe le spectre de (10). Comme, pour un opérateur  $A$  et une constante  $\alpha$ , les valeurs propres de  $(A - \alpha I)$  ne sont rien d'autre que les valeurs propres de  $A - \alpha$ , on obtient que le spectre de (10) est le spectre de  $(ff^*) - (a^2 - 1)$ . Le spectre de  $ff^*$  prenant des valeurs entre  $[\lambda_{min}, \lambda_{max}]$  ( $ff^*$  est symétrique réelle donc les valeurs propres sont réelles), celui de (10) prend ses valeurs dans  $[\lambda_{min} - (a^2 - 1), \lambda_{max} - (a^2 - 1)]$  et on obtient donc la majoration pour (9) appliquée à (10) :

$$\max(|\max(Sp(ff^*)) - (a^2 - 1)|, |\min(Sp(ff^*)) - (a^2 - 1)|) \quad (11)$$

Précisons ici que, par rapport aux articles [7, 8], nous employons une notion de conditionnement plus simple, les résultats étant de toutes façons égaux à un difféomorphisme près.

Considérons maintenant le deuxième terme du produit. Tout d'abord, on constate qu'on a la relation suivante :

$$\begin{pmatrix} ff^* - (a^2 + x)I & f^* \\ f & (1 - x)I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} (1 - x)I & -f^* \\ -f & ff^* - (a^2 + x)I \end{pmatrix}$$

$$= -x \begin{pmatrix} ff^* - \frac{1}{x}(x^2 + (a^2 - 1)x - a^2)I & 0 \\ 0 & ff^* - \frac{1}{x}(x^2 + (a^2 - 1)x - a^2)I \end{pmatrix} \quad (12)$$

On considère  $x \neq 0$ , ce qui ne pose pas de problème car ne constituant pas la plus grande valeur propre (à nouveau, les matrices sont symétriques et on raisonne directement sur les valeurs propres). Pour  $x \neq 0$ , nous avons :

$$\frac{1}{x}(x^2 + (a^2 - 1)x - a^2) = y \Leftrightarrow$$

$$x = \frac{1}{2} \left( (y - (a^2 - 1)) \pm \sqrt{(y - (a^2 - 1))^2 + 4a^2} \right) \quad (13)$$

qui donne la relation entre les valeurs propres  $y$  de  $ff^*$  et les valeurs propres  $x$  recherchées. En posant  $z_{max} = (11)$ , on obtient la majoration suivante pour le deuxième terme du produit :

$$\frac{z_{max} + \sqrt{z_{max}^2 + 4a^2}}{2} \quad (14)$$

Ce qui donne la majoration suivante pour le produit des deux termes :

$$z_{max} \frac{z_{max} + \sqrt{z_{max}^2 + 4a^2}}{2} \quad (15)$$

En identifiant cette majoration avec la contrainte  $c$  dans (3), nous obtenons :

$$z_{max} = \frac{c}{\sqrt{a^2 + c}} = \frac{1}{a} \frac{c}{\sqrt{1 + \frac{c}{a^2}}} < \frac{c}{a} \quad (16)$$

Le deuxième terme étant équivalent à  $\frac{c}{a}$  par valeurs inférieures lorsque  $c$  tend vers  $0^+$ . Pour  $a$  fixé, quitte à renommer  $c$ , nous pouvons remplacer  $c$  par  $\frac{c}{a}$  dans (16) et nous obtenons :

$$z_{max} < c \quad (17)$$

Par conséquent, tout est entièrement déterminé par le spectre de  $(ff^* - (a^2 - I))$ .

Or, la norme rappelée dans (9) se réduit au rayon spectral lorsque la matrice est symétrique.

L'équivalence des normes en dimension finie nous permet alors, quitte à remplacer  $c$  par un nouveau  $c$  tendant vers 0 avec le précédent, de raisonner avec toute autre norme  $N$  à majorer (3).

A partir de là, nous prenons pour  $N$  la somme des valeurs absolues des coefficients de matrice, appliquée ici à  $(ff^* - (a^2 - I))$ . Comme il s'agit ici de matrices Toeplitz, il suffit de se restreindre à prendre la somme des coefficients du filtre correspondant.

Nous pouvons maintenant exprimer la minimisation sous contraintes, pour un filtre de support de longueur  $n$  paire centré sur le  $\frac{n}{2}$ <sup>me</sup> coefficient, sous la forme (dans [7, 8], les expressions sont données uniquement dans des cas simplifiés) :

$$\sum_{i=-\infty}^{\infty} \left( E_i - \sum_{k=-\frac{n}{2}+1}^{\frac{n}{2}} f_k (\tau_{-k} O)_i \right)^2$$

$$- \lambda \left( \sum_{i=-\frac{n}{2}+1}^{\frac{n}{2}} |f_i^2 - (a^2 - 1)| + 2 \sum_{k=1}^{\frac{n}{2}} \left| \sum_{i=-\frac{n}{2}+1}^{\frac{n}{2}-k} f_i f_{i+k} \right| - c \right) \quad (18)$$

Où  $\tau$  représente l'opérateur de translation,  $i$  et  $k$  les indices aussi bien des signaux que des coefficients du filtre  $f$ , et  $\lambda$  un coefficient de Lagrange.

Le premier terme représente l'erreur de prédiction (énergie de la différence entre  $E$  et  $O$  filtré) et le deuxième terme la contrainte exprimant la majoration de la norme.

En pratique, pour la contrainte d'orthogonalité, nous avons déterminé empiriquement les réglages de paramètres suivants :

- Nous introduisons une borne  $\mu_{max} = \frac{5}{n}$  sur la somme des valeurs absolues des coefficients du filtre pour s'assurer que le filtre ne fasse pas croître inconsidérément les amplitudes des signaux.

- $a = \sqrt{1 + \mu_{max}}$  et  $c = 1,25 * (1 - \frac{1}{n})$ .

La taille du dictionnaire de filtres croît avec le nombre d'échelles et avec la longueur du support des filtres. Cela nous incite à ne tester que des filtres courts, en l'occurrence  $n = 2$  et  $n = 4$ . Pour stocker les coefficients de chaque filtre adaptatif, nous lui soustrayons un filtre fixe moyen de longueur correspondante, de manière à réduire l'amplitude de ses coefficients. Nous nous basons par la suite sur leur amplitude signée maximale que nous répartissons sur 16 bits (première approche empirique).

La résolution de (18) s'effectue concrètement de la manière suivante :

- Nous testons toutes les combinaisons de signes possibles pour les valeurs absolues du deuxième terme de (18).

Pour chaque combinaison, le système se résout de manière algébrique exacte. Ici, pour éviter de rajouter quelque erreur, tout ce qui peut être résolu en calcul symbolique l'est, y compris les calculs matriciels, que cela concerne les éléments purement symboliques ou les valeurs numériques.

- Nous testons si la solution obtenue vérifie bien les hypothèses de signe de départ.

- Nous testons de plus la condition sur  $\mu_{max}$ .

- Nous comparons l'effet de chaque solution et nous sélectionnons celle qui aboutit à l'énergie la plus faible.

## 3 Expérimentations et résultats

### 3.1 Données et expérimentations

Nous avons réalisé nos expérimentations sur l'image multispectrale Cuprite, constituée de 32 bandes spectrales et codée en 16 bits entier, provenant du capteur AVIRIS<sup>2</sup>. Nous avons utilisé différentes dimensions spatiales de cette image (64 \* 64, 128 \* 128 et 256 \* 256 pixels). Nous avons pour objectif de comparer les performances de l'approche adaptative proposée à la compression classique en faisant varier le bitrate de compression ainsi que les dimensions spatiales de l'image.

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

Pour optimiser la compression d'image multispectrale, une étape de décorrélation spectrale par ACP est appliquée. En conséquence de quoi, nous obtenons une nouvelle image multi-bandes dans le domaine de la transformée, pour laquelle la corrélation spectrale est réduite. Nous appliquons ensuite les stratégies de compression sur l'image transformée.

Deux stratégies de compression sont utilisées dans cet article, les stratégies Multi-2D et Full 3D. Pour l'approche 2D, chaque image propre issue de l'ACP est compressée séparément. Ensuite un codage par SPIHT 2D est appliqué sur chaque bande résultante de la transformée pour terminer la compression. En raison de l'ACP, les bandes de l'image résultante sont ordonnancées par énergie décroissante. Afin de prendre en compte ce fait, il est préférable de pondérer chaque bande. Comme pondération nous utilisons l'énergie définie par :

$$E = \sqrt{\sum_{x,y} I_\lambda(x,y)^2 / (XY)} \quad (19)$$

où  $I_\lambda$  est la bande spectrale de l'image à la longueur d'onde  $\lambda$ ,  $X$  et  $Y$  sont ses dimensions, et  $x$  et  $y$  sont les positions du pixel dans la bande spectrale. En fonction de l'énergie de la bande spectrale, un nombre de bits est alloué pour la sortie de l'algorithme du SPIHT.

L'approche 3D consiste à considérer l'intégralité du cube multispectrale comme entrée pour la décomposition 3D. Pour achever la compression un SPIHT 3D [9] est ensuite appliqué.

### 3.2 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). Selon Eskicioglu [10], le principal problème dans l'évaluation des techniques de compression avec perte est la difficulté de décrire la nature et l'importance des dégradations sur l'image reconstruite. Dans le cas d'image 2D ordinaire, une métrique doit souvent tenir compte de la perception visuelle d'un observateur humain. Ce n'est pas le cas pour les images multispectrales, qui sont utilisées pour des classifications ou des reproductions de couleurs spectrales. C'est pourquoi au lieu d'évaluer les performances de la compression en fonction d'une seule métrique ou d'un seul type de métrique, nous utilisons neuf métriques que nous classons dans quatre familles pour évaluer les performances. Nous utilisons ceci en tant que 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), métriques orientées multispectral (fidélité spectrale  $F_\lambda$ ), un critère statistique évolué prenant en compte certains aspects perceptifs (UIQI) et une métrique orientée classification (K-means). Dans [11], Christophe *et al.* démontrent que l'utilisation d'un jeu de plusieurs métriques est plus

pertinent que de n'en utiliser un seul. Ainsi, nous avons proposé dans [12] l'utilisation de quatre familles de métriques en plus du PSNR. Nous utilisons ce dernier car c'est la métrique la plus employée, ce qui facilite la comparaison avec les résultats d'autres méthodes.

### 3.3 Résultats et discussion

Nous comparons la méthode multirésolution adaptative proposée à la méthode par ondelettes classique issue du JPEG 2000 selon deux stratégies de compression (Multi-2D et Full 3D). Nous obtenons ainsi quatre méthodes de compression : Multi-2D (M2D), Multi-2D multirésolution (MR-M2D), Full 3D (F3D) et Full 3D multirésolution (MR-F3D). Nous nous attachons à la comparaison des méthodes appartenant à la même stratégie suivant les différentes métriques. Les figures 1 et 2 représentent les résultats en termes de PSNR, fidélité spectrale, UIQI et K-means pour des tailles d'image de  $128 * 128$  et  $256 * 256$  pixels respectivement, alors que la figure 3 donne une représentation plus compacte comprenant les quatre métriques pour un bitrate de 1 bpp.

Pour la stratégie Multi-2D :

- En termes de PSNR et de fidélité spectrale, la méthode M2D donne de meilleurs résultats que la méthode MR-M2D excepté pour une taille d'image de  $64 * 64$  où cette tendance est inversée.
- En termes de UIQI, la méthode M2D donne de moins bons résultats que la méthode MR-M2D. Cette métrique est plutôt basée sur la mesure des distorsions structurales que sur la sensibilité aux erreurs.
- En termes de K-means, les méthodes M2D et MR-M2D donnent des résultats fortement similaires. Une légère différence peut-être notée pour l'image de taille  $128 * 128$  pixels où la méthode M2D est légèrement meilleure que la méthode MR-M2D pour des valeurs de bitrates supérieures à 0.25 bpp. Cette tendance est inversée pour l'image de taille  $256 * 256$  pixels.

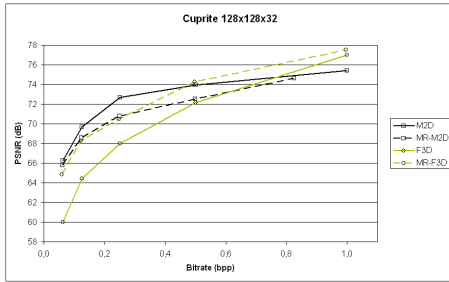
Pour la stratégie Full 3D :

- Pour toutes les tailles d'images et pour la majorité des métriques la méthode MR-F3D donne des résultats sensiblement meilleurs que la méthode F3D. Cette différence de résultats est particulièrement importante pour les faibles valeurs de bitrate et augmente avec les dimensions spatiales de l'image.
- La méthode F3D surpasse la méthode MR-F3D seulement en terme de K-means pour une taille d'image de  $256 * 256$  pixels et pour une valeur de bitrate supérieure ou égale à 0.5 bpp.

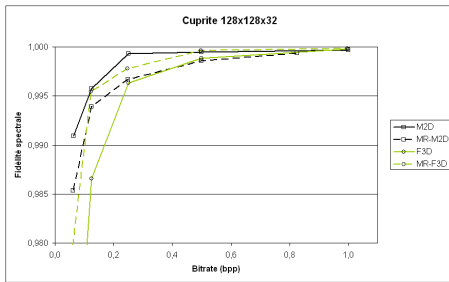
Pour la stratégie Full 3D, l'approche proposée surpasse l'approche classique dans quasiment tous les cas. Nous pouvons mettre en évidence le fait que la qualité des résultats, pour des valeurs faibles de bitrate, augmente proportionnellement aux dimensions spatiales de l'image : les résultats de la méthode MR-F3D sont meilleurs que ceux de la méthode F3D d'au moins  $\approx 0.5$  dB et au plus de  $\approx 8$  dB. Pour de grandes valeurs de bitrates ( $\approx 1$  bpp) les résultats

des deux méthodes deviennent très proches.

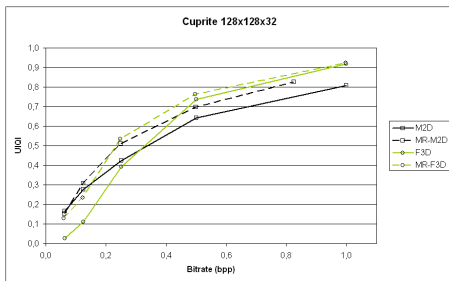
Pour la stratégie Multi-2D, la méthode M2D obtient des résultats légèrement meilleurs que la méthode MR-M2D. Nous pouvons expliquer cela par le fait que l'analyse multi-résolution crée un dictionnaire pour chaque bande spectrale de l'image, diminuant la place disponible pour enregistrer le résultats de SPIHT. Le seul cas où la méthode MR-M2D surpasse la méthode M2D est en termes de UIQI, ce qui nous permet d'en déduire que la méthode proposée créer moins de distortions structurales que la méthode classique.



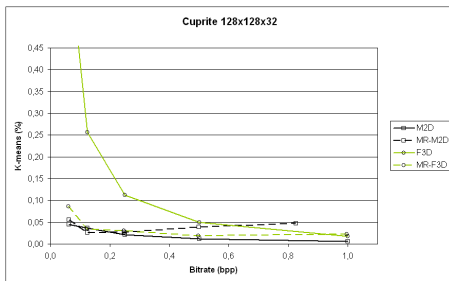
(1)



(2)

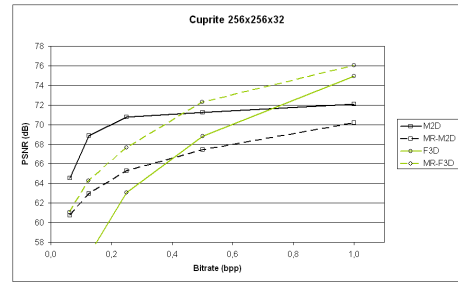


(3)

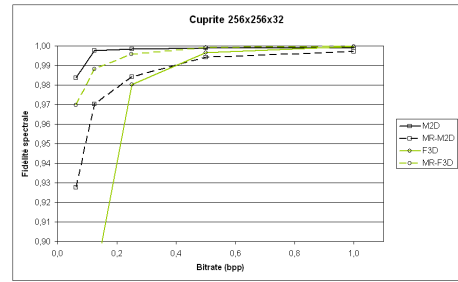


(4)

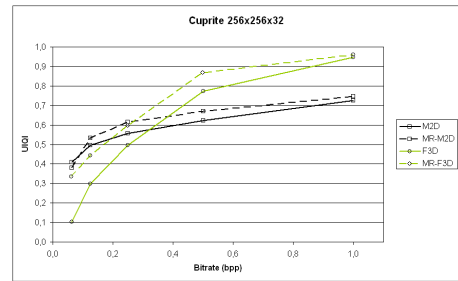
Figure 1 – Résultats de compression sur l'image Cuprite de dimensions spatiales 128 \* 128 pixels en termes de PSNR (1), fidélité spectrale (2), UIQI (3) et K-means (4).



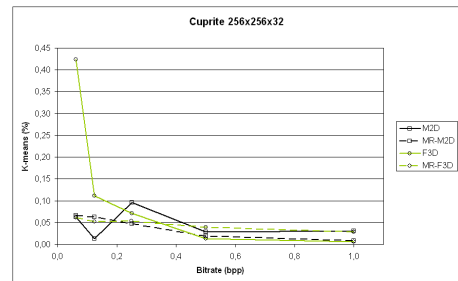
(1)



(2)

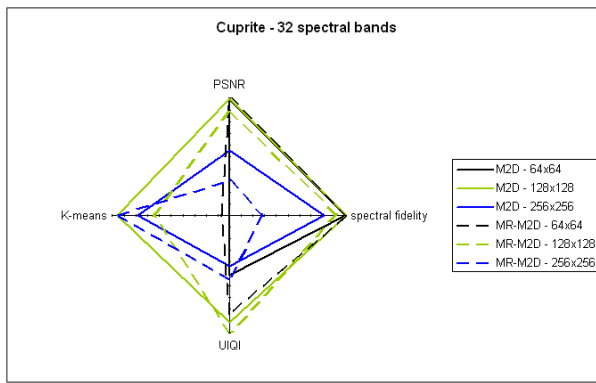


(3)

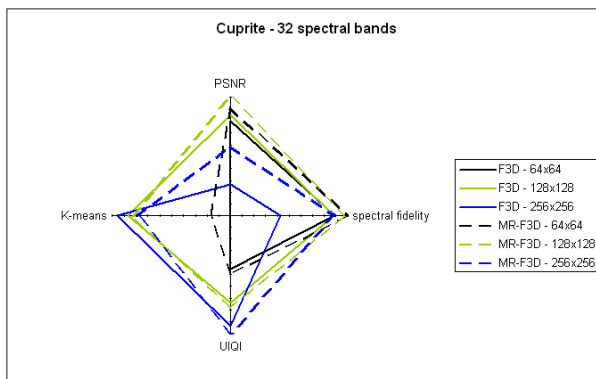


(4)

Figure 2 – Résultats de compression sur l'image Cuprite de dimensions spatiales 256 \* 256 pixels en termes de PSNR (1), fidélité spectrale (2), UIQI (3) et K-means (4).



(1)



(2)

Figure 3 – Résultats des stratégies Multi-2D (1) et Full 3D (2) sur l'image Cuprite de dimensions spatiales  $64 \times 64$ ,  $128 \times 128$  et  $256 \times 256$  pixels en termes de PSNR, fidélité spectrale, UIQI et K-means.

## 4 Conclusion

Dans cet article, nous avons introduit une nouvelle analyse multirésolution adaptative pour la compression d'images multispectrales. Cette analyse a été implémentée dans le cadre de deux stratégies de compression : les stratégies Multi-2D et Full 3D, et comparée à une implémentation utilisant la décomposition en ondelettes classique du JPEG 2000.

Les expérimentations réalisées et les résultats obtenus montrent que l'approche proposée est plus appropriée à la compression d'images multispectrales dans le cadre de la stratégie Full 3D et plus particulièrement pour des images de grandes dimensions spatiales.

## Références

- [1] C. Christopoulos, A. Skodras, et T. Ebrahimi. The JPEG 2000 still image coding system : An overview. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 46(4) :1103–1127, 2000.
- [2] D.S. Taubman, M.W. Marcellin, et M. Rabbani. JPEG2000 : Image compression fundamentals, stan-

dards and practice. *Journal of Electronic Imaging*, 11 :286, 2002.

- [3] W. Sweldens et P. Schroder. Building your own wavelets at home. *ACM SIGGRAPH course notes*, pages 15–87, 1996.
- [4] W. Sweldens. The lifting scheme : A construction of second generation wavelets. *Technical Report, Department of Mathematics, University of South Carolina*, 6, 1995.
- [5] I. Daubechies et W. Sweldens. Factoring wavelet transforms into lifting steps. *Journal of Fourier Analysis and Applications*, 4(3) :247–269, 1998.
- [6] M. Maslen et P. Abbott. Automation of the lifting factorisation of wavelet transforms. *Computer Physics Communications*, 127(2-3) :309–326, 2000.
- [7] T. Sliwa, Y. Voisin, et A. Diou. Near-orthogonal and adaptive affine lifting scheme on vector-valued signals. Dans *Proceedings of SPIE*, 2003.
- [8] T. Sliwa, Y. Voisin, et A. Diou. Adaptivity with near-orthogonality constraint for high compression rates in lifting scheme framework. Dans *Proceedings of SPIE*, volume 5208, page 107, 2004.
- [9] L. Dragotti, G. Poggi, et A.R.P. Ragozini. Compression of multispectral images by three-dimensional SPIHT algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(1) :416–428, 2000.
- [10] A.M. Eskicioglu et P.S. Fisher. Image quality measures and their performance. *IEEE Transactions on Communications*, 43(12) :2959–2965, 1995.
- [11] E. Christophe, D. Léger, et C. Mailhes. Quality criteria benchmark for hyperspectral imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(9) :2103, 2005.
- [12] 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.