Télédétection, 2002, vol. 2, n° 4, p. 255-266
Des tirés à part sont disponibles auprès de l'éditeur
Droit de photocopie soumis à l'autorisation

© 2002 CONTEMPORARY PUBLISHING INTERNATIONAL
Publié sous l'enseigne *Éditions scientifiques GB*
Imprimé en France

Compression d'images MÉTÉOSAT en sous-bandes par transformation discrète en cosinus et quantification vectorielle

SOLTANE AMEUR[a*], ABD-EL-HAMID ADANE[b] et MOURAD LAHDIR[a]

a Université Moulod Mammeri, Faculté des sciences de l'ingénieur,
Département d'électronique, Laboratoire d'analyse et modélisation des phénomènes aléatoires,
B.P. n° 17 RP 15000, Tizi Ouzou, Algérie.
Téléphone : + 213 26 21 66 68 ; télécopieur : + 213 26 21 55 88.
Courriel (*) : ameursoltane@yahoo.com

b Université des sciences et de la technologie d'Alger (U.S.T.H.B.),
Faculté de génie électrique, Département des télécommunications,
B.P n° 32 El Alia, Bab Ezzouar, Alger, Algérie.

(soumis le 4 juin 2001 ; révisé le 6 août 2001 ; accepté le 18 février 2002)

Une version améliorée des techniques de compression d'images satellitaires est présentée dans cet article. Dans une première étape, l'image à compresser est décomposée en une sous–bande lissée et différentes sous-bandes de détails en utilisant une transformation en ondelettes orthogonales et un algorithme de décomposition pyramidale. Dans une seconde étape, la sous-bande lissée subit une transformation discrète en cosinus (DCT) en vue d'une représentation scalaire de l'image et les sous–bandes de détails sont codées selon une quantification vectorielle en sous-bandes groupées. Le type de quantification vectorielle qui a été choisi, est basé sur des réseaux de neurones utilisant un apprentissage à compétition. Pour décompresser l'image, il suffit alors d'inverser la transformée discrète en cosinus, de décoder les sous-bandes et d'utiliser une transformée inverse en ondelettes. La méthode ainsi décrite a été appliquée à la compression des images MÉTÉOSAT prises dans les gammes du visible et de l'infrarouge au dessus de l'Afrique du Nord, pendant le mois de décembre 1994. Pour des valeurs du taux de compression atteignant 97 %, on trouve que toutes ces images sont reproduites fidèlement et qu'elles ne sont accompagnées d'aucun artéfact.

Mots-clefs : compression d'images ; ondelettes ; quantification vectorielle en sous-bandes ; transformation en cosinus discrète (D C T°).

Compression of MÉTÉOSAT images using discrete cosines transform and vector quantization

Meteorological applications involving image processing, usually need the record of a great number of satellite images during long periods of time. To make easier the storage and the transmission of all these images, it is of a great interest to compress them into images of reduced memory size. The aim of this paper is the presentation of an improved compression technique of satellite images devised in our laboratory. This method mainly consists in coding the wavelets characterising a given image. In the first step, the image to be compressed, is decomposed into a smoothed sub-band and various detail sub-bands using an orthogonal wavelet transform and a pyramidal multiresolution scheme, namely the Mallat algorithm. The decomposition into wavelets have been performed along the vertical, horizontal and diagonal directions using the fourteenth-order Daubechies filters. In the second step, the discrete cosines transform (DCT) is employed to encode the smoothed sub-band following a scalar quantization and the detail sub-bands are vector quantized by grouping these sub-bands. To get the vector quantization of the images under consideration , either the Linde-Gray-Buzo algorithm (LGB) or neuronal networks trained by competitive learning (CL) have been employed. The decompression of images is then achieved by inverting the discrete cosines transform, decoding the sub-bands and using the inverse wavelet transform. The method so described, has been applied to visible and infrared METEOSAT images collected over North Africa during December 1994. The best compression and signal to noise ratios are obtained when using the algorithms based on competitive learning and further improvements are observed, when correcting the quantization error. For compression ratios reaching 97 %, it is found that these images are faithfully reproduced and there are no artefacts in them.

Keywords : satellite image compression ; wavelets ; sub-band; vector quantization ; discrete cosines transform (DCT).

1. INTRODUCTION

Au cours de ces dernières décennies, le traitement des images satellitaires a connu d'importants développements qui ont permis la création d'applications très intéressantes dans divers domaines, entre autres dans l'urbanisme, l'archéologie, la météorologie, l'hydrologie et les énergies renouvelables. En Algérie, les images satellitaires sont surtout utilisées par l'Office

[*] Correspondant principal

national de la météorologie (O.N.M.) et la chaîne de télévision algérienne pour les prévisions météorologiques. Ces images sont fournies par le centre météorologique de Dar El Beida (Alger) qui les reçoit du Centre européen des opérations spatiales (E.S.O.C.) localisé à Darmstadt (Allemagne). Ce sont des images prises toutes les demi-heures par le satellite MÉTÉOSAT dans les canaux du visible (0,4–1,14 µm), du proche infrarouge (10,5–12,5 µm) et de l'infrarouge lointain dit « vapeur d'eau » (5,1–7,1 µm). Elles sont transmises de Darmstadt vers Alger *via* ce satellite. Elles sont émises sous le format Wefax (*Weather Fac Simile*) qui est un format propre au mode de transmission MÉTÉOSAT. Elles sont formées de 512×512 pixels répartis en 256 niveaux de gris. Elles représentent une partie de l'Europe, le bassin méditerranéen et l'Afrique du Nord.

Le nombre d'images MÉTÉOSAT ainsi collectées, augmente avec le nombre de jours. Au bout d'une année, on obtient plusieurs milliers de ces images et les fichiers où doivent être archivées ces dernières, deviennent volumineux. Aussi, après leur exploitation, de telles images ne sont plus conservées au niveau du centre météorologique de Dar El Beida. Cependant, en procédant de la sorte, on perd toutes les indications que pouvaient contenir ces images sur l'histoire du climat dans la région considérée. Dans ce cas, les études sur l'évolution des phénomènes météorologiques dans cette région ne tiennent plus compte du passé et elles ne se limitent alors qu'au traitement des images collectées à l'instant présent. Pour résoudre le problème d'archivage des images MÉTÉOSAT pour de longues périodes, on peut avantageusement faire appel aux techniques de compression d'images car elles permettent de réduire les données constituant l'image tout en éliminant la redondance des informations qu'elles contiennent (Kunt, 1981 ; Moureau, 1997).

Il existe deux types d'algorithmes de compression d'images : ceux qui sont réversibles et ceux qui ne le sont pas. Les méthodes réversibles sont basées sur le dénombrement statistique des données et le calcul de leur entropie. Ce sont, par exemple, des algorithmes respectivement générés selon le code d'Huffman, le code RLE (*Run lenght Encoding*) ou le code LZW (*Lempel–Ziv–Welch*) (voir, par exemple Kovacs and Ranganathan, 1995 ; Marsault, 1995 ; Held and Marshall, 1996). Avec de tels algorithmes, la reconstitution de l'image est fidèle, mais le taux de compression est faible**.** En effet, ce dernier est de l'ordre de 10 %. Les méthodes irréversibles prennent en considération les propriétés de la perception visuelle. Ainsi, lorsqu'un point noir se trouve dans un carré blanc de grande surface, sa présence est presque imperceptible. Donc, sa disparition l'est également. Par ailleurs, l'œil est surtout sensible à seize couleurs différentes et il n'arrive pas à distinguer certaines nuances dans les couleurs. Aussi, compte tenu des limites de la perception de l'œil, une quantification appropriée de l'image peut conduire à une compression élevée, puis à une reconstitution acceptable de l'image. Cependant, il apparaît dans ce cas des artefacts se traduisant par des effets de bloc, de bordure et d'image floue lors de la reconstitution. Parmi les méthodes irréversibles, nous pouvons citer celles qui font appel à la *FFT (Fast Fourier Transform*), à la DCT (*Discrete Cosinus Transform*), à la *JPEG (Joint Photographic Experts Group*) et à la DWT (*Discrete Wavelet Transform*) (Kunt, 1981 ; Kim and Lee, 1991 ; Cohen, 1992 ; Kovacs and Ranganathan, 1995, Marsault, 1995).

Afin de remédier en partie aux inconvénients de toutes ces méthodes, nous avons élaboré une technique de compression d'images qui consiste essentiellement à décomposer l'image en sous-bandes caractéristiques, puis à utiliser, à la fois, une transformation discrète en cosinus et une quantification vectorielle. Pour mettre au point cette méthode, nous disposons d'une banque de données formée d'une série d'images MÉTÉOSAT prises sous le format Wefax dans les gammes du visible et de l'infrarouge, toutes les trois heures pendant le mois de décembre 1994.

2. TECHNIQUE DE COMPRESSION ET DE DÉCOMPRESSION DES IMAGES

2.1. Principe

La méthode que nous avons développée, est résumée sur la figure 1. Très brièvement, l'image à compresser est décomposée en sous-bandes. Pour ce faire, on utilise une transformation en ondelettes orthogonales et une structure pyramidale, telle que décrite par l'algorithme de Mallat (1989). On obtient alors une sous-bande lissée traduisant les caractéristiques moyennes de l'image et des sous-bandes représentant les détails de cette image. Ensuite, la compression de l'image est réalisée en faisant subir une transformation discrète en cosinus à la sous-bande lissée et en codant les sous-bandes de détails par quantification vectorielle. La décompression des images s'obtient alors en effectuant des transformations inverses.

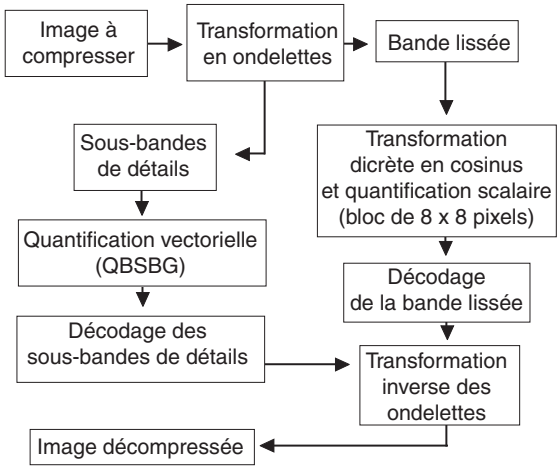


FIGURE 1 Processus de compression et de décompression d'images. *Image compression and decompression processes.*

2.2. Décomposition en sous-bandes

Les images ayant fait l'objet de notre étude, sont présentées sur les figures 2 et 3. Ce sont deux images prises respectivement dans les gammes visible et infrarouge par le satellite MÉTÉOSAT, le 23 décembre 1994 à 12 H GMT. L'application de l'algorithme de Mallat à chacune de ces images revient à employer des fonctions d'ondelettes selon une hiérarchie pyramidale pour décomposer l'image considérée à différents niveaux de résolution (Averbuch *et al.*, 1996 ; Antonini *et al.*, 1994)). Rappelons que la transformée discrète en ondelettes (DWT) s'écrit (Daubechies, 1988) :

$$W(a,b) = \langle \psi_{j,k}, f \rangle = a_0^{-j/2} \int_{-\infty}^{-\infty} \psi(a_0^{-j/2} t - k b_0)\, f(t)dt \quad (1)$$

Dans cette expression, les données représentatives de l'image sont décrites par la fonction f(t) qui a été projetée dans l'espace des ondelettes $\psi_{j,k}(t)$. Ces dernières sont de la forme :

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2}\, \psi(a_0^{-j} t - k b_0) \quad (2)$$

avec j = 1 ; 2 ; …. et k = 0 ; 1 ; 2 ;…

Les paramètres a_0 et b_0 représentent respectivement le pas de dilatation et le pas de translation dans l'échelle des ondelettes. En pratique, la décomposition en ondelettes est réalisée grâce à des filtres de Daubechies (Daubechies, 1988 ; Antonini *et al.*, 1992). Ces derniers sont des filtres orthogonaux à réponse impulsionnelle finie (RIF) qui permettent notamment une reconstitution parfaite de l'image lors de la décompression. Pour ce faire, on utilise un filtre passe-bas dont la réponse impulsionnelle est h(k). Il en résulte alors des coefficients basses fréquences A_J qui représentent approximativement l'image au $j^{ième}$ niveau de résolution. Ces coefficients s'écrivent :

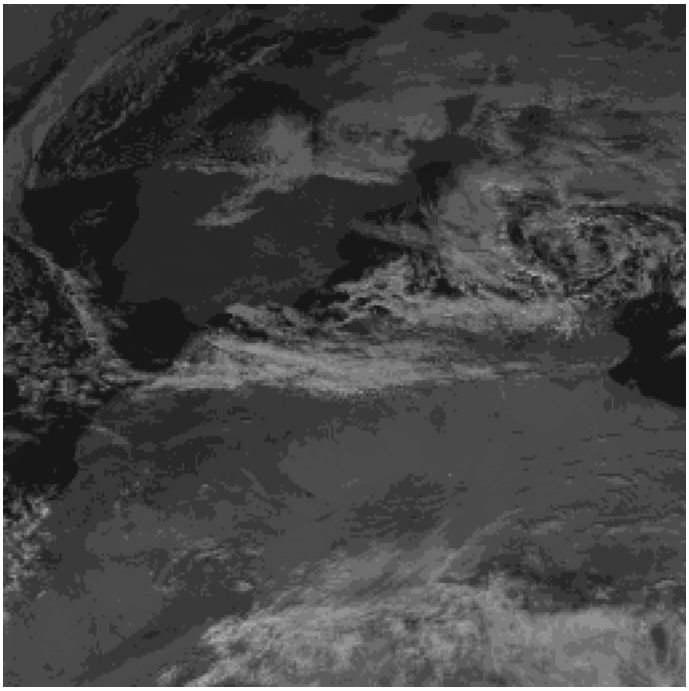
$$A_j = \sum_k A_{j-1}(2n - k)\, h(k) \quad (3)$$

Ensuite, on réalise à un filtrage passe-haut caractérisé par une réponse impulsionnelle g(k). Dans ce cas, on trouve des coefficients d'ondelettes D_j qui représentent les détails perdus entre deux niveaux de résolution successifs, dans le sens horizontal, dans le sens vertical et selon les diagonales. Ces coefficients s'écrivent :

$$D_j = \sum_k A_{j-1}(2n - k)\, g(k) \quad (4)$$

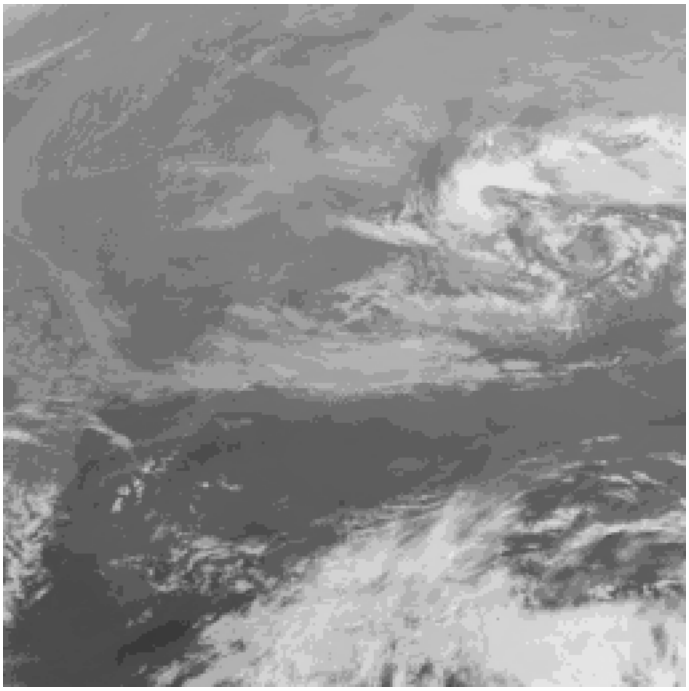
Du point de vue mathématique, l'analyse à différents niveaux de résolution revient à considérer l'ensemble des fonctions de carrés sommables $L^2(R)$, définies dans le domaine des réels (R) et les approximations successives associées aux différentes résolutions (Cohen, 1992). Toute fonction (f) appartenant à l'ensemble $L^2(R)$, apparaît alors comme étant la limite des approximations successives résultant du lissage de (f) par des fonctions de plus en plus concentrées. Lorsque l'orthogonalité des filtres est associée à une analyse multi-résolution, on constate que de meilleurs taux de compression sont atteints. Par la suite, après différents essais, nous avons trouvé qu'en fixant la résolution ultime à 2^{-3}, on obtenait des images de bonne qualité et qu'il fallait utiliser des filtres de Daubechies du 14^e ordre pour décomposer ces images en coefficients d'ondelettes avec des résolutions valant respectivement 2^{-1}, 2^{-2} et 2^{-3}. Inversement, c'est ce type de filtre qui doit être employé pour reconstruire les images à partir des coefficients obtenus suivant de telles résolutions. Dans ce cas, la sous-bande lissée est déterminée avec une résolution de 2^{-3}.

Appelons A_3 le coefficient basses fréquences de cette sous-bande. Les sous-bandes de détails sont obtenues aux résolutions 2^{-1}, 2^{-2} et 2^{-3}. Leurs coefficients d'ondelettes sont respectivement désignées par D_1, D_2 et D_3. Sur la figure 4, nous avons illustré la décomposition d'une image (ABCD) en sous-bandes au moyen de l'algorithme de Mallat et selon les résolutions 2^{-1} , 2^{-2} et 2^{-3}. Dans ce diagramme, les sous-bandes caractérisant les détails horizontaux sont repérés par la lettre (h), celles des détails verticaux, par la lettre (v) et celles des détails diagonaux, par la lettre (d).



Échelle : 1 (512*512 pixels)

FIGURE 2 Image prise par le satellite MÉTÉOSAT dans la gamme visible le 23 décembre 1994 à 12 H GMT.
Image taken by MÉTÉOSAT satellite in the visible range on december 23, 1994 at 12 hours GMT.



Échelle : 1 (512*512 pixels)

FIGURE 3 Image prise par le satellite MÉTÉOSAT dans la gamme infrarouge le 23 décembre 1994 à 12 H GMT.
Image taken by MÉTÉOSAT satellite in the infrared range on december 23, 1994 at 12 hours GMT.

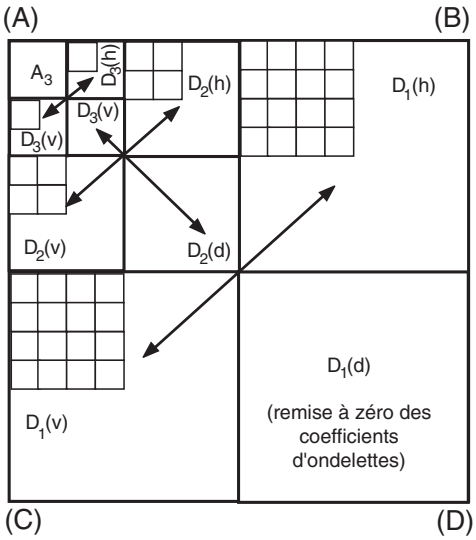


FIGURE 4 Décomposition d'une image ABCD en sous-bandes et quantification vectorielle en sous-bandes groupées. *Image decomposition into subbands and vector quantization into grouped sub-bands.*

Avec une résolution de 2^{-1}, les sous-bandes qui sont extraites de l'image (ABCD), sont $D_1(h)$, $D_1(v)$ et $D_1(d)$. Dans ce cas, on obtient aussi une image résiduelle qui est filtrée avec une résolution égale à 2^{-2} et qui engendre alors les sous-bandes $D_2(h)$, $D_2(v)$ et $D_2(d)$. L'image résiduelle qui subsiste est, à son tour, filtrée avec une résolution de 2^{-3} pour être décomposée en une sous-bande lissée A_3 et trois sous-bandes de détails $D_3(h)$, $D_3(v)$ et $D_3(d)$.

2.3. Analyse statistique des sous-bandes

L'analyse statistique des coefficients d'ondelettes caractérisant chacune des sous-bandes définies à la section *2.2* est essentielle pour l'élaboration de la technique de compression et de décompression des images qui est décrite dans cet article. En effet, cette analyse a pour but d'établir des critères qui permettent de choisir un code approprié à la compression des images en sous-bandes. L'analyse multi-résolution faite avec des filtres de Daubechies du 14e ordre, a été utilisée pour décomposer les images MÉTÉOSAT en sous-bandes. Pour chacune de ces images, la densité de probabilité caractérisant chaque coefficient d'ondelettes a été établie. Sur les figures 5 et 6, nous avons indiqué les densités de probabilités des coefficients de détails horizontaux obtenues respectivement pour les images MÉTÉOSAT dans les bandes du visible et de l'infrarouge. Pour les détails verticaux et diagonaux, les densités de probabilité sont distribuées de la même façon que celles des figures 5 et 6.

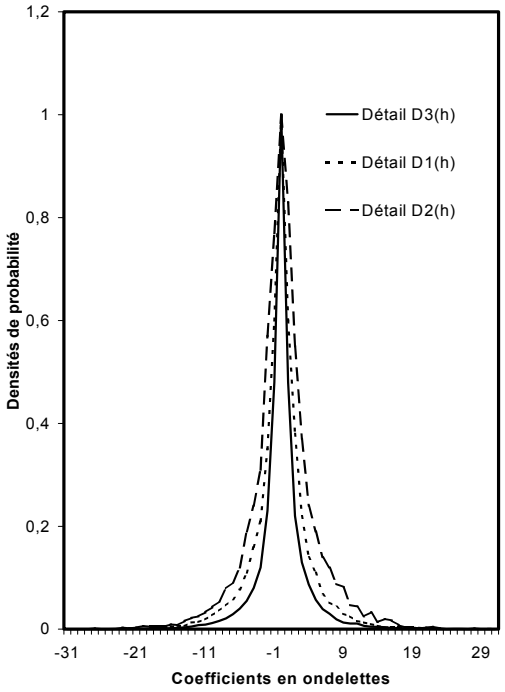


FIGURE 5 Densité de probabilité des coefficients d'ondelettes extraits de l'image visible. *Probability density of wavelet coefficients for visible image.*

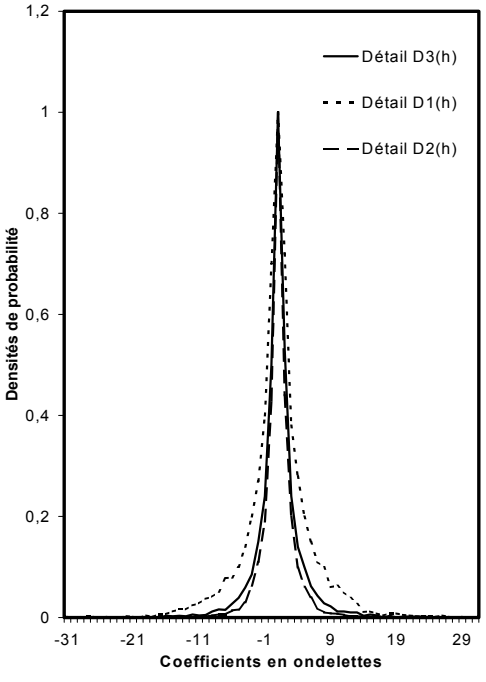


FIGURE 6 Densité de probabilité des coefficients d'ondelettes extraits de l'image infrarouge. *Probability density of wavelet coefficients for infrared image.*

TABLEAU 1 Paramètres statistiques de la sous-bande lissée. *Statistical parameters of the smoothed sub-band.*

Type d'image	Énergie	Moyenne	Variance	Maximum	Minimum
Visible	0,09	58,50	527,46	135	8
Infrarouge	0,15	130	1082,4	221	57

TABLEAU 2 Paramètres statistiques des sous-bandes de détails horizontaux. *Statistical parameters of the horizontal detail sub-bands.*

Type de sous-bande	Énergie	Moyenne	Variance	Maximum	Minimum
Visible					
D_1	0,06	0,01	5,85	29	–29
D_2	0,04	–0,02	7,71	24	–22
D_3	0,04	0,06	9,51	27	–21
Infrarouge					
D_1	0,08	0,02	2,32	34	–37
D_2	0,06	–0,05	6,05	22	–29
D_3	0,04	0,09	10,84	31	–24

TABLEAU 3 Paramètres statistiques des sous-bandes de détails verticaux. *Statistical parameters of the vertical detail sub-bands.*

Type de sous-bande	Énergie	Moyenne	Variance	Maximum	Minimum
Visible					
D_1	0,06	0,04	13,11	44	–36
D_2	0,09	–0,09	18,09	39	–44
D_3	0,06	0,14	22,18	27	–30
Infrarouge					
D_1	0,09	0,01	4,56	21	–37
D_2	0,06	–0,02	13,58	31	–30
D_3	0,06	0,03	24,49	36	–31

TABLEAU 4 Paramètres statistiques des sous-bandes de détails diagonaux. *Statistical parameters of the diagonal detail sub-bands.*

Type de sous-bande	Énergie	Moyenne	Variance	Maximum	Minimum
Visible					
D_1	0,04	0,04	3,29	36	–25
D_2	0,03	0,01	5,08	22	–18
D_3	0,03	–0,01	6,54	18	–16
Infrarouge					
D_1	0,08	0,02	0,40	24	–36
D_2	0,03	–0,01	2,17	11	–13
D_3	0,04	–0,01	5,75	18	–18

La valeur maximum (Max), la valeur moyenne (Moy), la valeur minimum (Min), la variance (Var) et l'énergie (E) ont été calculées pour chacun des coefficients d'ondelettes des deux types d'image. Nous rappelons que $E = \Sigma_i \Sigma_j P^2(i,j)$, où P(i,j) est la probabilité composée d'avoir deux pixels aux niveaux de gris (i) et (j) respectivement. Les valeurs numériques de ces paramètres obtenues pour les différentes sous-bandes et les différentes directions sont indiquées dans les tableaux 1 à 4. D'après les figures 5 et 6, les coefficients d'ondelettes ainsi considérés, suivent globalement la même évolution et ils sont, pour la plupart, proches de zéro pour toutes les directions et pour toutes les résolutions. La petitesse des valeurs de ces coefficients fait alors entrevoir la possibilité d'utiliser une méthode irréversible à fort taux de compression. Par ailleurs, le rang de ces coefficients est déterminé par l'intervalle *(Max – Min)* et on trouve que ce rang croît lorsque la résolution augmente. Les coefficients de résolution inférieure sont donc les plus importants. La variance des coefficients de détails latéraux est beaucoup plus grande que celle des détails diagonaux. Il en résulte alors que les détails diagonaux présentent un rapport « taux de compression / taux de distorsion » qui est meilleur que dans le cas des détails latéraux. Les valeurs de l'énergie indiquées dans les tableaux 2 à 4 font ressortir une plus grande concentration de l'information pour les détails latéraux que dans le cas des détails diagonaux. Les coefficients d'ondelettes de la sous-bande lissée sont répartis sur une échelle beaucoup plus grande que pour les coefficients de détails. En outre, cette bande est caractérisée par une très forte variance et un maximum d'énergie. Elle contient donc la majeure partie de l'information initiale. Par conséquent, sa compression doit se faire avec le minimum de pertes. Compte tenu de toutes les propriétés ainsi mises en évidence, nous avons alors choisi de coder la sous-bande lissée suivant une quantification scalaire et les sous-bandes de détails selon une quantification vectorielle.

2.4. Codage de la bande lissée

La transformée discrète en cosinus (D.C.T.) a été employée pour coder la sous-bande lissée (Kim et Lee, 1991). Pour ce faire, cette dernière a été divisée en blocs adjacents de 8×8 pixels et la transformée discrète en cosinus a été calculée pour chaque bloc. Chacun de ces blocs est réorganisé en ordonnant les coefficients de façon que les variations de fréquence se fassent en zigzag (Kim and Lee, 1991 ; Kovacs and Ranganathan, 1995). Cette manière de procéder permet d'avantager les basses fréquences. La transformée discrète en cosinus d'un bloc f(m,n) formé de $N \times N$ pixels, est :

$$F(u,v) = \frac{4\,c(u)\,c(v)}{N^2} \sum_{m=0}^{N-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m,n) \times \cos\left(\frac{(2m+1)\,\pi u}{2N}\right) \cos\left(\frac{(2n+1)\,\pi v}{2N}\right) \quad (5)$$

En posant u ou v = a, on a :

$$C(a) = 2^{-1/2} \quad \text{si} \quad a = 0 \tag{6a}$$

$$C(a) = 1 \quad \text{si} \quad a = 1, 2, \ldots, N-1 \tag{6b}$$

La transformée inverse permettant de restituer le bloc considéré, s'écrit :

$$f(m,n) = \sum_{u=0}^{N-1}\sum_{v=0}^{N-1} c(u)\, c(v)\, F(u,v) \times \cos\left(\frac{(2m+1)\,\pi u}{2N}\right)\cos\left(\frac{(2n+1)\,\pi v}{2N}\right) \tag{7}$$

Compte tenu de la nouvelle disposition et de l'égale importance des fréquences contenues dans les blocs transformés, nous avons alors effectué une quantification scalaire de la sous-bande lissée en prenant des coefficients de pondération identiques. Pour ce faire, les coefficients DCT caractérisant chaque bloc sont répartis dans des intervalles dont le nombre équivaut au niveau de quantification choisi. À un niveau de quantification donnée, tous les pixels appartenant au même intervalle de quantification sont alors remplacés par la même valeur discrète.

2.5. Quantification vectorielle des sous-bandes de détails

2.5.1. Principe

La quantification vectorielle consiste à établir un dictionnaire de codage formé d'un ensemble de vecteurs permettant de représenter l'image à compresser et de construire une image qui soit la plus proche possible de l'image d'origine (Moureau, 1994 ; Averbuch *et al.*, 1996 ; Cosman *et al.*, 1996 ; Raffy, 1997). Deux sortes de méthode peuvent être considérées pour coder les sous-bandes de détails. Ce sont la quantification vectorielle en sous-bandes séparées (Q.V.S.B.S) et la quantification vectorielle en sous-bandes groupées (Q.V.S.B.G.). Pour évaluer les performances de ces deux techniques, nous les avons appliquées à l'image *Lena* prise comme référence (voir fig. 7a). Des tests effectués avec des taux de compression élevés, ont montré que la Q.V.S.B.G. donne une reproduction fidèle de l'image tandis que l'utilisation la Q.V.S.B.S. se traduit par une image toujours accompagnée d'artéfacts (voir fig. 7b et 7c). En fait, la Q.V.S.B.S. semble mieux adaptée au codage de l'image avec de faibles taux de compression car la qualité des images est meilleure dans ce cas. Comme nous recherchons une forte compression des images, nous avons opté pour une quantification vectorielle en sous-bandes groupées.



FIGURE 7 Image *Lena* prise comme référence : (a) Image brute. (b) Application de la QVSBG. (c) Application de la QVSBS. *Image* Lena *taken as reference : Original image. (b) Application of QVSBG. (c) Application of QVSBS.*

2.5.2. Élaboration du dictionnaire de codage

Pour confectionner le dictionnaire de codage requis par ce type de quantification, deux sortes d'algorithmes peuvent être employés. Il s'agit de l'algorithme Linde-Gray-Buzo (ou LGB) et l'algorithme d'apprentissage à compétition (ou CL, *i.e.*, *competitive learning*) (Linde *et al.*, 1980 ; Ahalt *et al.*, 1990 ; Lancini and Tubaro,1995 ; Yair *et al.*, 1995). Notons que l'algorithme LGB est une autre version de l'algorithme des nuées dynamiques (ou *K-means*). Supposons que l'image soit représentée par un ensemble de vecteurs **X** à N dimensions. L'algorithme LGB qui opère par itération débute par une partition initiale de cette image en K classes de vecteurs (Linde *et al.*, 1980). Au cours des différentes étapes de cet algorithme, les vecteurs **X** sont attribués à l'une des classes par recherche des plus proches voisins. Puis, on calcule le barycentre de chacune des classes auquel on associe un vecteur de codage **Y** à N dimensions. Une telle opération revient à minimiser l'erreur quadratique obtenue en faisant la différence des composantes respectives (x_n) et (y_n) des vecteurs **X** et **Y.** Cette erreur, qui exprime aussi la distorsion de l'image, est :

$$d(\mathbf{X},\mathbf{Y}) = \sum_{n=0}^{N-1} |x_n - y_n|^2 \qquad (8)$$

Une classe de vecteurs est supprimée si elle ne comporte qu'un seul élément. Dans ce cas, ces éléments sont affectés à la classe contenant les plus proches voisins. La composition des classes de vecteurs est alors modifiée, de nouveaux centres de gravité sont définis pour ces classes et le processus est répété jusqu'à ce que les différentes classes demeurent inchangées. Lors de l'utilisation de l'algorithme LGB, on se trouve parfois confronté à des difficultés à minimiser la distorsion. Ces difficultés sont liées au fait que la distorsion peut comporter plusieurs minimums locaux. Dans ce cas, il faudrait choisir le dictionnaire de codage de façon à ce qu'il corresponde au minimum local le plus proche de la situation initiale. Pour remédier à de telles difficultés, nous avons élaboré une nouvelle méthode basée sur l'emploi des réseaux de neurones. Cette méthode a été mise en œuvre en utilisant l'algorithme CL. Ce dernier débute par une partition initiale de l'image et il procède par itération. A cet effet, les vecteurs d'entrée **X** et les vecteurs de codage **Y** sont représentés par des neurones. Les coordonnées de ces vecteurs forment les poids synaptiques des neurones. Très sommairement, l'apprentissage des neurones est effectué à chaque itération, en tirant au hasard un vecteur d'entrée **X** puis en déterminant le vecteur de codage le plus proche. Ensuite, après ajustement des poids synaptiques, on modifie ce vecteur, en amplitude et en direction, de façon à ce qu'il devienne aussi proche que possible du vecteur d'entrée considéré. Les tests que nous avons effectués sur l'image *Lena*, ont montré que notre méthode d'apprentissage converge très rapidement dès que l'erreur de distorsion devient inférieure à 10^{-5}. L'algorithme CL donne des résultats comparables à ceux obtenus avec l'algorithme LGB. Cependant, certains neurones, appelés « unités mortes », sont très peu exploitées car ils sont initialement trop éloignés de la distribution des vecteurs. Les points de mesure qui leur sont associés, sont donc isolés et ne peuvent jamais être affectés aux zones à quantifier. Pour éviter que de telles unités apparaissent inutilement et pour que tous les neurones puissent se retrouver à l'intérieur de cette distribution, nous avons alors initialisé les poids synaptiques par des vecteurs d'entrée appartenant à l'image. Cette façon de procéder permet alors à tous les neurones du dictionnaire initial de se retrouver à l'intérieur de la distribution des données images (niveaux de gris caractérisant l'image à compresser).

2.5.3. Quantification vectorielle en sous-bandes groupées

D'après l'analyse statistique effectuée dans la section 2.3, les détails latéraux présentent quasiment les mêmes caractéristiques statistiques et les sous-bandes obtenues dans le sens diagonal donnent une information peu significative. Aussi, de telles propriétés peuvent être utilement exploitées en quantifiant ensemble, d'une part, les détails latéraux et, d'autre part, les détails diagonaux. Pour ce faire, il suffit d'employer un même dictionnaire de codage pour chaque groupe de détails et pour chacune des résolutions. Comme nous l'indiquons sur la figure 8, les coefficients d'ondelettes de la sous-bande $D_1(d)$ sont remis à zéro car leur contribution est négligeable. Les groupements se font alors entre $D_1(h)$ et $D_1(v)$, entre $D_2(h)$ et $D_2(v)$, entre $D_3(h)$ et $D_3(v)$, puis, entre $D_2(d)$ et $D_3(d)$**.** Plus généralement, supposons que l'image à traiter soit de taille N, que l'ordre de la résolution choisie pour décomposer cette image en sous-bandes soit un nombre entier M et que l'ordre de la résolution des différents filtres de Daubéchies requis par une telle décomposition soit m, avec m = 1, 2,…,M. Pour chacune des sous-bandes latérales définies à la résolution 2^{-m}, le nombre de vecteurs d'entrée est $N_X(m)$ et leur taille est $K_X(m)$, le nombre de vecteurs de codage est $N_Y(m)$ et leur taille est

$K_Y(m)$, le pas dyadique relatif au nombre de vecteurs latéraux est (p) et le pas dyadique associé à la taille des vecteurs latéraux est (k). Le nombre et la taille de ces vecteurs peuvent être exprimés en fonction des données de base N, $N_Y(M)$, $K_X(M)$ et $K_Y(M)$ en écrivant que :

$$K_X(m) = 2^{-k(M-m)} K_X(M) \quad (9)$$

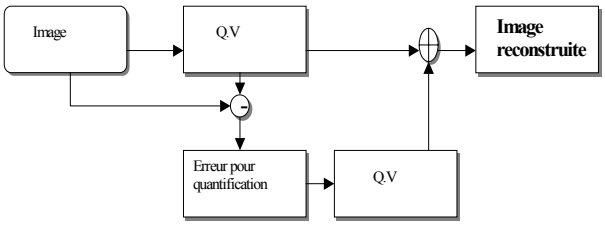
$$K_Y(m) = 2^{-k(M-m)} K_Y(M) \quad (10)$$

$$N_X(m) = (2^{-2(m+1)} N) / K_X(m) \quad (11)$$

$$N_Y(m) = 2^{-2p(M-m)} N_Y(M) \quad (12)$$

avec $m = 1 ; 2 ;\ldots; M$, $M = 3$, $k = -2$ et $p = 1$.

Autrement dit, lorsqu'on passe d'une résolution donnée à une résolution immédiatement inférieure, le nombre de vecteurs qui forment le dictionnaire de codage pour des détails latéraux, varie en 2^{-p} et la taille de ces vecteurs varie en 2^{-k}. Dans le cas des détails diagonaux, la sous-bande de première résolution est, comme mentionné précédemment, peu importante. Elle n'est donc pas concernée par la quantification vectorielle. Les détails contenus dans les autres sous-bandes sont ensuite tous quantifiés en même temps. Le nombre N_d de vecteurs formant le dictionnaire de codage et la taille K_d de ces vecteurs resteront alors inchangés, quelle que soit la résolution considérée.



QV : quantification vectorielle.

FIGURE 8 Système de correction de l'erreur de quantification. *Correction of the quantization error.*

2.6. Évaluation du taux de compression

Supposons que la taille d'une sous-bande, exprimée en pixels, soit $T_i(m)$ à la résolution 2^m. Après codage, sa taille finale est obtenue en ajoutant la taille de la partition à celle du dictionnaire de codage. Chaque pixel étant codé sur 8 bits, la taille finale en bits s'écrit $T_f(m) = \{T_i(m)\log2[N_Y(m)]\}/K_Y(m)+8N_Y(m)K_Y(m)$.

Pour un codage d'une image en niveaux de gris, le facteur de compression en bits par pixel est : $bpp = T_f(m) / T_i(m)$. Pour une décomposition de l'image avec une résolution de 2^{-M}, le facteur de compression après codage par QVSBG est :

$$bpp = \frac{1}{2^{2M}} bpp(a,M) + bpp(d) \sum_{m=1}^{M} | Bpp(1,m) \quad (13)$$

où bpp(a,M) est le facteur de compression de la bande lissée, bpp(d) est celui des sous-bandes diagonales et bpp(l,m), celui des sous-bandes latérales. Le taux de codage déduit de bpp est alors : $t_C = 8 / bpp$. On en déduit que le taux de compression est :

$$C = 100\left(1 - \frac{1}{tc}\right) \quad (14)$$

3. ÉVALUATION

L'évaluation de la qualité d'une image est une étape indispensable en compression d'image. Le problème d'une telle évaluation réside dans la caractérisation des différences qui existent entre les images (Wald *et al* , 1997).

Si l'emploi de techniques telles que celles basées sur des tables de transcodage permettent une bonne évaluation de la qualité des images et sont assez répandues, elles ne sont pas nécessairement satisfaisantes du point de vue strict de la perception. En effet, dans l'état actuel des connaissances, l'être humain reste pour l'instant le meilleur juge de la qualité des images à l'issue du processus de compression / décompression. Afin d'évaluer les performances de la technique présentée ci-dessus, nous avons adopté deux sortes d'approches. L'une consiste à évaluer visuellement la qualité des images et l'autre repose sur le calcul du rapport signal sur bruit (PSNR) obtenu en valeurs de crête entre l'image originale et celle qui a été reconstituée. Ce rapport vaut :

$$PNSR = 10 \log (255^2 / MSE) \quad (15)$$

MSE est l'erreur en moyenne quadratique calculée en considérant les écarts existant entre les deux types d'image. Pour améliorer le rapport signal sur bruit, nous avons opéré une correction de l'erreur de quantification, juste après quantification de l'image originale. L'organigramme de notre système de correction de l'erreur de quantification est donné sur la figure 8. Cette correction a alors engendré une augmentation du PNSR égale à 2 dB. En appliquant les algorithmes LGB et CL aux images MÉTÉOSAT représentées sur les figures 2 et 3, on obtient respectivement les courbes des figures 9 et 10.

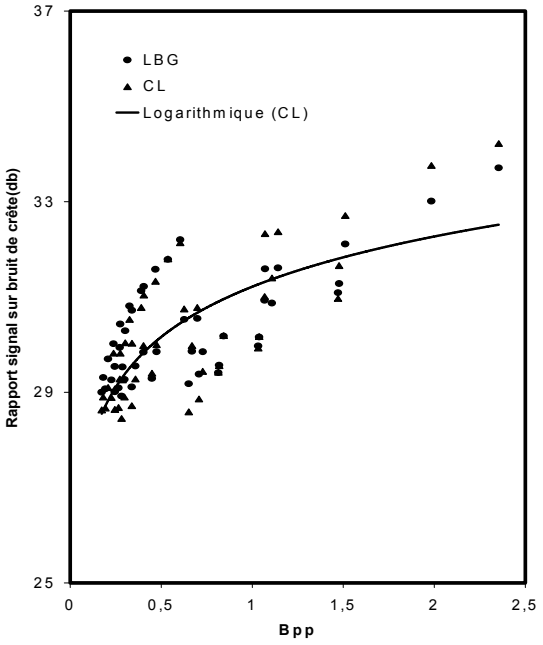


FIGURE 9 Variations de la valeur de crête du rapport signal sur bruit (PNSR) en fonction du taux de compression (bpp) pour l'image visible. Peak values of signal to noise ratio (PNSR) against compression ratio (bpp) for visible image.

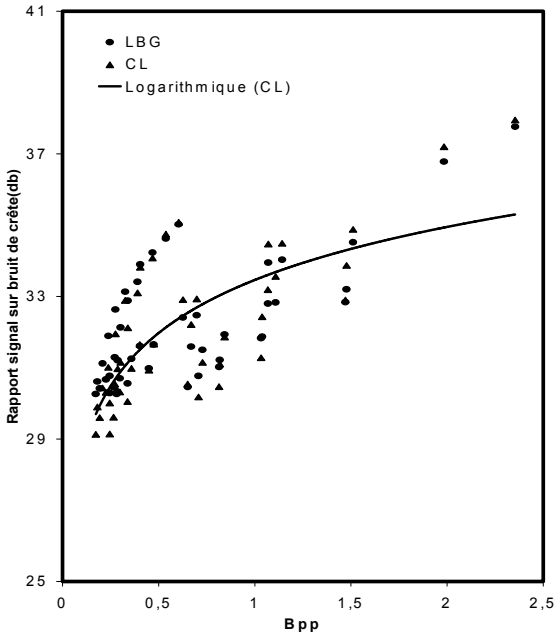
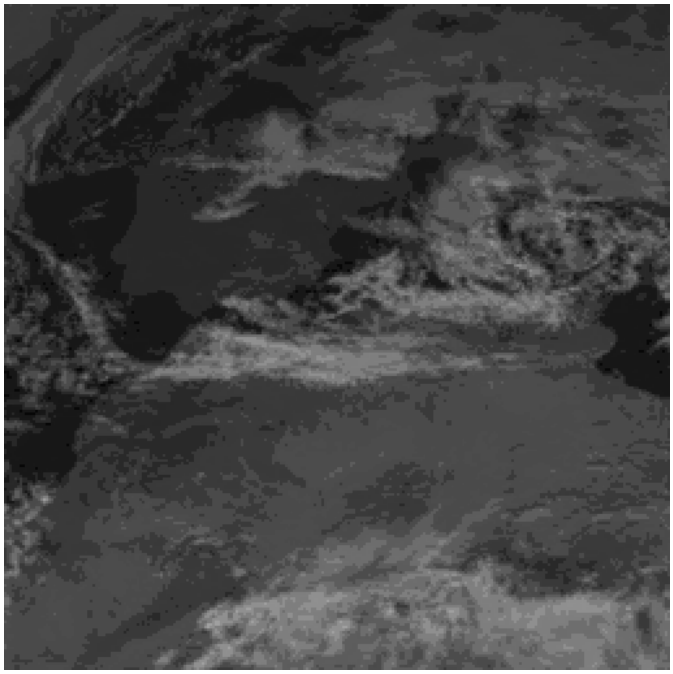


FIGURE 10 Variations de la valeur de crête du rapport signal sur bruit (PNSR) en fonction du taux de compression (bpp) pour l'image infrarouge. *Peak values of signal to noise ratio (PNSR) against compression ratio (bpp) for infrared image.*

Ces diagrammes donnent les valeurs du rapport signal sur bruit obtenues pour différentes valeurs du facteur de compression. Elles montrent que le rapport signal sur bruit croît lentement avec le facteur bpp selon une loi qui est approximativement logarithmique et que les performances de l'algorithme CL sont meilleures que celles de l'algorithme LGB. C'est pourquoi nous avons retenu l'algorithme CL pour confectionner le dictionnaire de codage nécessaire à la quantification vectorielle.

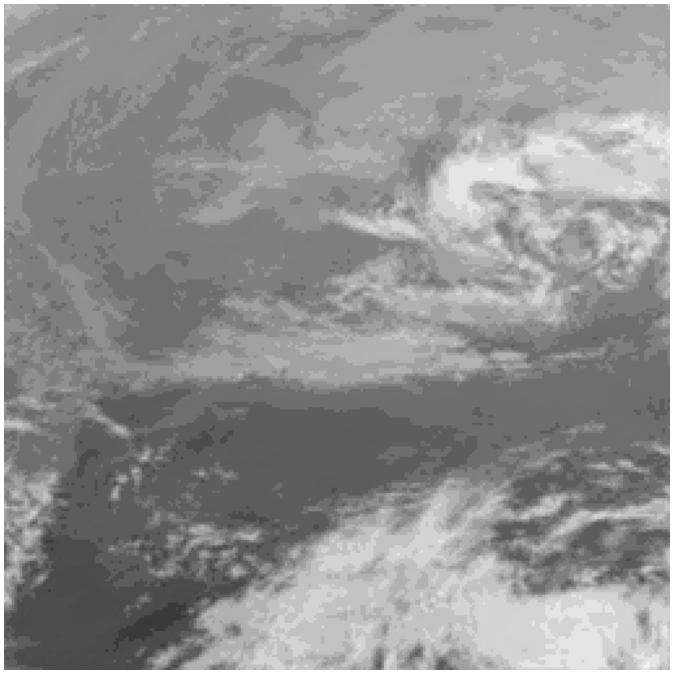
Les images indiquées par les figures 11 et 12 résultent respectivement de la compression puis de la décompression des images MÉTÉOSAT des figures 2 et 3. La compression des images s'est faite par Q.V.S.B.G. avec un facteur de compression de 0,2 bits/pixel, c'est-à-dire un taux de 97,5 %. Sur ces images, aucun artéfact n'apparaît. Les zones claires de l'image visible et les détails plus fins liés à la texture des nuages ou à celle des zones d'ombre ont été reconstitués en conservant leurs propriétés initiales. En ce qui concerne l'image infrarouge, les nuances de gris des régions froides et celles des régions chaudes sont convenablement reproduites. Mais, lorsque le taux de compression dépasse 98,3 %, des artéfacts apparaissent du fait que l'algorithme d'apprentissage n'arrive plus à discerner les vrais contours des textures fines.

Pour quantifier l'apport de la D.C.T., considérons, dans une première étape, le cas où nous n'utilisons que la bande lissée à la résolution 3 pour compresser l'image. La taille initiale de l'image étant de $512 \times 512 \times 8$ bits, sa taille finale à la résolution 3 sera de $64 \times 64 \times 8$ bits , le facteur de compression résultant sera égal à 64 et le taux de compression vaudra 98,4 %. Etant donné que cette façon de procéder ne tient pas compte des informations à hautes fréquences, on obtiendra une image de mauvaise qualité lors de sa décompression. Pour avoir une image de bonne qualité, il est nécessaire de considérer l'information relative aux détails de l'image nous avons utilisé. Cependant, en agissant ainsi, on trouve que le taux de compression diminue sensiblement et atteint environ 60 %. C'est pour remédier à ces inconvénients que nous avions eu l'idée d'introduire la transformée en cosinus discrète dans le processus de compression et de décompression de l'image. Comme le montre les figures 11et 12 l'application d'une quantification discrète aux coefficients de la bande lissée nous a permis d'obtenir à la fois une image de bonne qualité avec un taux de compression de 97,5 %.



Échelle : 1 (512*512 pixels)

FIGURE 11 Reconstitution de l'image visible après compression par QVSBG, avec bpp = 0,2 bits/pixel et PNSR = 29 dB. *Reconstitution of visible image using QVSBG compression, with bpp = 0,2 bits/pixel and PNSR = 29 dB.*



Échelle : 1 (512*512 pixels)

FIGURE 12 Reconstitution de l'image infrarouge après compression par QVSBG, avec bpp = 0,2 bits/pixel et PNSR = 30 dB. *Reconstitution visible image using QVSBG compression, with bpp = 0,2 bits/pixel and PNSR = 30 dB.*

4. CONCLUSION

La technique de compression et de décompression des images satellitaires qui vient d'être ainsi décrite a été appliquée à l'ensemble des images MÉTÉOSAT enregistrées pendant le mois de décembre 1994, à savoir 180 images. La compression d'une image à l'aide de l'algorithme CL nécessite un temps de calcul d'environ 40 secondes. Cette méthode a permis de réduire notablement le volume des données MÉTÉOSAT tout en gardant leurs propriétés initiales. Dans la plupart des cas, elle a permis d'atteindre de bons résultats en termes de qualité des images traitées et de taux de compression. Ainsi, nous avons trouvé que l'erreur de distorsion obtenue pour différents taux de compression était plus petite avec notre méthode que dans le cas de la méthode de JPEG et des techniques basées sur les fractales. Rappelons que, pour atteindre de telles performances, nous avions utilisé des filtres de Daubechies du 14^{e} ordre pour décomposer les images en sous-bandes. Après transformation en ondelettes, de tels résultats ont été rendus possible grâce à l'emploi de la D.C.T., de la Q.S.V.B.G., de l'algorithme CL et d'une correction de l'erreur de quantification. Remarquons toutefois que le temps de calcul imposé par l'algorithme CL est beaucoup plus élevé que celui requis par l'algorithme LGB. Par ailleurs, la qualité des résultats dépend essentiellement du type d'image à traiter. En effet, lorsque l'image à compresser, est formée d'une multitude de petits détails et que ces derniers sont bien contrastés, des artéfacts apparaissent au voisinage des principaux contours pour des taux de compression supérieurs à 98,3 %. Ils entraînent alors une dégradation importante de la qualité de l'image. Ainsi, le test de notre méthode sur l'image de Lena pour divers taux de compression, montre que les constituants de l'image décompressée sont bien représentés dans leur ensemble et qu'aucun artéfact n'est visible. Cependant, une telle image semble légèrement plus terne que l'image d'origine et sa dynamique est un peu plus faible. L'apparition d'artéfacts lors de l'application de notre méthode semble être causée par le fait que les filtres de Daubechies utilisés ne sont pas à phase linéaire. Aussi, il serait intéressant de rechercher d'éventuelles améliorations de la technique de filtrage que nous avons adoptée ici. Par exemple, l'emploi d'une transformée en ondelettes bi-orthogonales pourrait être envisagée pour simplifier les algorithmes. Par ailleurs, comme l'avaient montré Averbuch *et al.* (1996) sur des images-test, il semblerait que l'emploi d'ondelettes qui soient à la fois symétriques et orthogonales pourrait améliorer la qualité des images.

Remerciements

Nous tenons à remercier vivement l'Office national de la météorologie (Dar El Beida) pour avoir mis à notre disposition les images ayant servi à notre étude.

Références

Averbuch, A., Lazar, D. and Israeli, M. (1996) Image compression using wavelet transform and multiresolution decomposition. *IEEE Transactions on Image Processing.*, vol. 5, n° 1, p. 4-15.

Antonini, M., Gaidon, T., Barlaud, M. and Mathieux, P.(1994) Wavelet transform and image communication. *Série Advances in Image Communication*, Vol.5, 255p., ISBN : 0-444-89281.

Antonini, M., Barlaud, M., Mathieu, P. and Daubechies, L. (1992) Image coding using wavelet transform. *IEEE Transactions on Image Processing.*, vol. 1, n° 2, p. 205- 220.

Ahalt, S.C., Krishnamurthy, A.K., Chen, P. and Melton, D.E. (1990). Competitive learning algorithms for vector quantization. *Neural Network*, vol. 3, p. 277-290.

Cohen, A. (1992) *Ondelettes et traitement numérique du signal.* Masson, Paris, 207 p.

Cosman, P.C., Gray, R.M. and Vetterli, M. (1996) Vector quantization of image subbands : A survey. *IEEE Transactions on Image processing*, vol. 5, n° 2, p. 202-225.

Daubechies, Ln. (1988) Orthonormal bases of compactly supported wavelets. *Communications on Pure and Applied Mathématics*, vol. 12, p. 909-996.

Held, G. and Marshall, T.R. (1996) *Data and image compression tools and techniques.* John Wiley & Sons, Chichester, 432 p.

Kim, D.S. and Lee, S.U. (1991) Image vector quantizer based on a classification in the DCT domain. *IEEE Transactions on Communications*, vol. 39, n° 4, p. 549-556.

Kovacs, M. and Ranganathan, N. (1995) Jaguar: A fully pipelined VLSI architecture for JPEG image compression standard. *Proceedings of IEEE*, vol. 83, n° 2, p. 247-258.

Kunt, M. (1981) *Traitement numérique des signaux.* Dunod, Paris, 395 p.

Linde, Y., Buzo, Y.A. and Gray, R.M. (1980) An algorithm for quantizer design. *IEEE Transactions on Communications*, vol. 28, n° 1, p. 84-95.

Lancini, R and Tubaro, S. (1995) Adaptive vector quantization for picture coding using neural network. *IEEE Transactions on Communications*, vol. 43, n° 3/3/4, p. 534-544.

Mallat, S.G. (1989) A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 2, n° 7, p. 674-693.

Marsault, X. (1995) *Compression et cryptage des données multimédias.* Hermès, Paris, 239 p.

Moureaux, J.M. (1994) Quantification vectorielle algébrique pour la compression d'images- Application à l'imagerie radar à synthèse d'ouverture (SAR). Thèse de Doctorat Sciences, mention Sciences de l'ingénieur, Université de Nice-Sofia Antipolis.

Raffy, P. (1997) Modélisation optimisation et mise en œuvre de quantificateurs bas débits pour la compression d'images utilisant une transformée en ondelettes. Thèse de Doctorat Sciences de l'Ingénieur, Université de Nice-Sofia Antipolis.

Wald, L.,Ranchin, T. and Mangolini, M.(1997) Fusion of satellite images of different spatial resolution : assessing the quality of resulting images. *Photogrammetric Engineering & Remote sensing,* 63, 6, pp.691-699.

Yair, E., Zeger, K. and Gersho, A. (1995) Competitive learning and soft competition vector quantizer design. *IEEE Transactions on Communicactions*, vol. 40, n° 2, p. 394-308.