

Compression hybride fractale/sous-bande accélérée

Kamel Belloulata*, Frank Davoine**, Atila Baskurt* et Jean Marc Chassery**

* **CREATIS**, Unité de Recherche CNRS (UMR 5515), affiliée à l'INSERM, Lyon, France

** **TIMC-IMAG**, Unité de Recherche CNRS (UMR 5525), Grenoble, France

RESUME

Un nouveau schéma de compression hybride fractale/sous-bande accélérée par une approche non-itérative de génération de catalogues est proposé. Chaque sous-bande issue d'une décomposition pyramidale de l'image originale par un banc de filtres orthogonaux à base d'ondelettes est quantifiée et codée par un Système de Fonctions Itératives Locales (LIFS) approprié en utilisant des blocs destination R_i et des blocs source D_j qui favorisent des directions horizontales ou verticales. Cette approche hybride est accélérée par un algorithme de classification de blocs source qui crée progressivement le catalogue contenant les classes de blocs source en un seul balayage de l'ensemble d'apprentissage. Le gain en temps de calcul de codage fractal est de l'ordre de 50 par rapport à l'algorithme de base de Jacquin.

ABSTRACT

We propose a new image compression scheme based on fractal coding of wavelet transform coefficients using a fast non-iterative algorithm for the codebook generation. Subbands are encoded using Local Iterated Function Systems (LIFS) with range and domain blocks presenting horizontal or vertical directionalities. The computational complexity of the fractal compression algorithm is reduced when generating LIFS for subbands of lower resolutions instead of for a full resolution image. We also propose a fast non-iterative algorithm for codebook generation which classifies the directional domain and range blocks and leads to an accelerated LIFS generation in each subband. The computational complexity of Jacquin algorithm is reduced by a factor 50:1.

1 Introduction

L'inconvénient majeur des méthodes fractales en compression des images réside dans la génération de LIFS pendant le processus de codage, très coûteuse en temps de calcul. Cela est essentiellement dû au grand nombre de comparaisons entre les blocs destination R_i et les blocs source D_j [1]. Une solution consiste à limiter la zone de recherche au voisinage du bloc destination [2]. Ce choix réduit l'existence de l'auto-similarité à un voisinage arbitraire et dégrade la qualité de l'image reconstruite. Récemment, des méthodes de classification ont été proposées pour la génération des LIFS comme celles basées sur l'algorithme LBG [3] pour la classification des blocs cibles [4] ou pour la classification des histogrammes des blocs sources [5]; celle utilisant la carte auto-organisatrice de Kohonen [6] pour les blocs sources [7]; ou celle mettant en œuvre un arbre K-d et la recherche du plus proche voisin [8,9]. Boss et al. [10] ont proposé une méthode qui utilise la même philosophie que le LBG mais en gardant l'aspect des LIFS durant la phase de classification. Toutes ces méthodes permettent une classification des blocs source D_j avec une accélération de l'ordre de 10 toujours en comparaison par rapport à l'algorithme de Jacquin.

Enfin, un algorithme rapide très performant a été proposé par Fisher [17], qui utilise les paramètres statistiques (moyenne et variance) des quatre quadrants des blocs cible et source.

2 Codage Hybride Fractale/Sous-bandes

Dans cette étude, nous proposons une méthode hybride fractale/sous-bande avec une génération de LIFS adaptée et accélérée pour chaque sous-bande. En effet, la décomposition

sous-bande des images permet de générer des sous-bandes associées à différentes bandes de fréquence et opère ainsi une classification naturelle. Chaque sous-bande contient des structures traduisant des variations dans une direction privilégiée du plan spatial. Les propriétés multirésolution des transformations fractales de type Jacquin ont été mises en évidence par plusieurs auteurs [12,13,14,15]. Une autre méthodologie employée par Simon [16] consiste à se donner une classe restreinte de transformations fractales [17] et d'étudier les propriétés pour ensuite étendre leur définition afin d'y intégrer d'autres éléments permettant d'enrichir le modèle de représentation de l'image.

Dans notre approche, l'image est d'abord décomposée par des filtres orthogonaux à réponse impulsionnelle finie et à reconstruction parfaite comme ceux proposés par Daubechies [18]. La recherche de l'auto-similarité est effectuée indépendamment dans chaque sous-bande [15]. Cette approche exploite la corrélation intra-sous-bande en générant un LIFS adapté à chaque sous-bande.

Un algorithme de quantification optimale [19] en terme de distorsion/débit permet de fixer le nombre de décompositions et le débit associé au LIFS généré pour chaque sous-bande. Afin de mieux tenir compte de la directionnalité des sous-bandes, nous utilisons des blocs rectangulaires source et destination (Figure.1) dont les tailles sont estimées par la longueur de corrélation horizontale et verticale et à la résolution de chaque sous-bande [15]. Cette approche hybride est toujours basée sur les LIFS contrairement à celles proposées dans [20] opérant une prédiction bloc entre les sous-bandes de différentes résolutions.

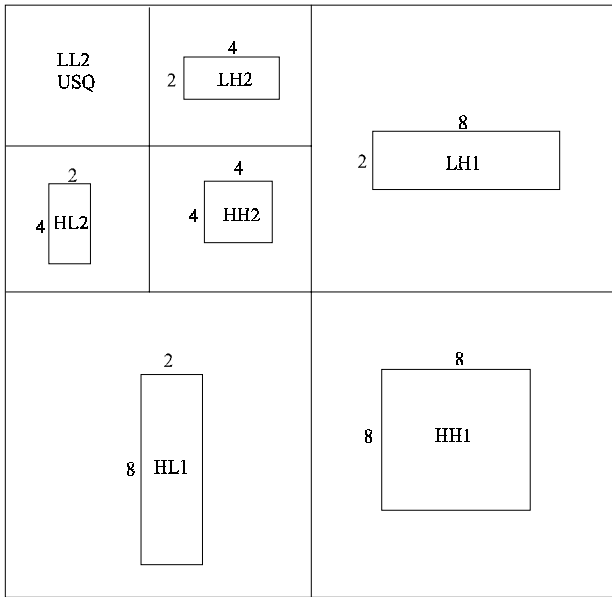


Figure. 1: Décomposition octave d'une image jusqu'à la résolution 2^2 . LL_i , LH_i , HL_i , HH_i , sont les basses fréquences, les hautes fréquences horizontales, les hautes fréquences verticales et les fréquences angulaires des sous-bandes à la résolution 2^i . Une Quantification Scalair Uniforme (QSU) est appliquée sur LL_2 .

3 Classification rapide non-itératif des blocs sources

Un algorithme de Classification par Construction Progressive (PCC) [21] est utilisée pour accélérer le codage fractale de chaque sous-bande. Le choix des vecteurs types est effectué en un seul balayage de l'ensemble d'apprentissage. Après l'initialisation du catalogue par le premier vecteur de l'ensemble d'apprentissage, la distance E entre le prochain vecteur de l'ensemble d'apprentissage et ce vecteur type initial est calculée et comparée à un seuil prédéfini S . Deux cas sont alors possibles:

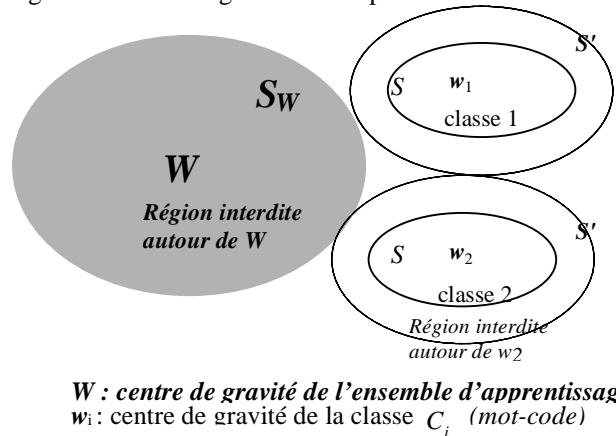
1. si $E \leq S$

$$\left\{ \begin{array}{l} v_m \in C_i \\ \text{le centre } w_i \text{ est ajusté en tenant compte de } v_m \end{array} \right.$$
2. si $E > S$

$$\left\{ \begin{array}{l} v_m \notin C_i \\ \text{si la taille du catalogue } C \text{ n'est pas encore atteinte,} \\ v_m \text{ devient un nouveau centre } w_{i+1} \\ \text{sinon } v_m \text{ est associé au centre le plus proche.} \end{array} \right.$$

Par rapport à cet algorithme de base, nous introduisons une région interdite autour de la région de Voronoï associée à un vecteur type déjà créé afin d'éviter la création de vecteurs types très ressemblants dans la phase de construction du dictionnaire. Pour ce faire, un deuxième seuil $S' > S$ est introduit, la région interdite étant définie entre S et S' . Les

vecteurs appartenant à cette région sont considérées après la création de tous les vecteurs types, en ajustant le dictionnaire en tenant compte de ces vecteurs [22]. Enfin, en nous basant sur le théorème de Huygens [23], nous maximisons la distance inter-classe afin de minimiser l'erreur de reconstruction globale du dictionnaire. Ceci impose de prendre chaque vecteur type le plus éloigné possible du centre de gravité W de l'ensemble d'apprentissage, d'où l'idée de définir une région interdite autour de ce centre de gravité par un seuil S_w pour éloigner les classes créées de W . La figure 2 illustre l'algorithme complet.



W : centre de gravité de l'ensemble d'apprentissage
 w_i : centre de gravité de la classe C_i (mot-code)

Figure. 2: Illustration du principe de l'algorithme de Classification par Construction Progressive PCC.

La figure 3 présente le cardinal des classes contenant les blocs sources après la phase de classification sur Lenna 512x512.

La phase de codage se déroule en deux étapes:

- une comparaison est faite entre chaque bloc cible et le centre de chaque classe pour sélectionner la classe la plus proche;
- la recherche de l'auto-similarité est réduite à l'intérieure de chaque classe pour trouver le bloc source correspondant.

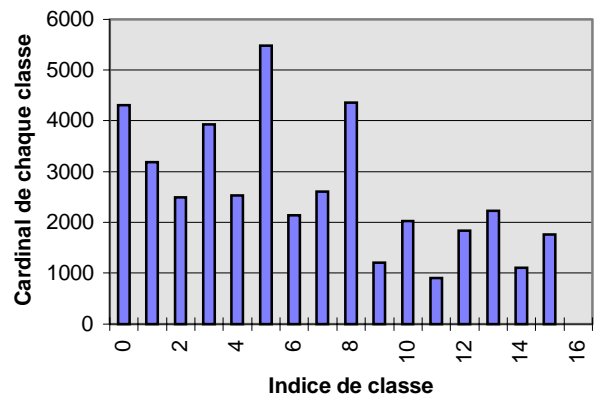


Figure. 3: Cardinal des 16 classes après la classification par l'algorithme PCC sur Lenna 512x512.

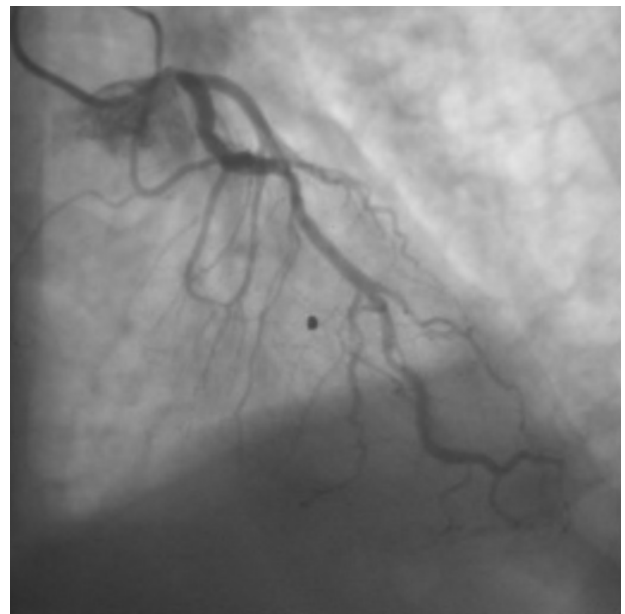
Le tableau 1 présente les résultats distorsion/débit et temps de calcul obtenus avec la méthode de compression hybride accélérée comparés avec ceux obtenus par les autres approches fractales. Le temps de codage est divisé par un facteur 50 avec notre approche accélérée. Le rapport signal à bruit PSNR est également amélioré de façon significative, l'effet de bloc est réduit avec la compression hybride (Figure.4). Il est clair que la méthode de classification développée dégrade ce PSNR qui reste néanmoins équivalent ou supérieur à l'algorithme fractal de base, en particulier pour l'image présentant des directions privilégiées comme "Building".

Dans cette étude, nous avons montré l'efficacité de l'approche hybride fractale/sous-bande en terme de PSNR/débit. Nous avons également proposé une méthode d'accélération de la génération de LIFS dont les premiers résultats sont très prometteurs. Par ailleurs, l'utilisation d'un partitionnement rectangulaire permet une bonne reconstruction par fractales d'images présentant des directions privilégiées. Dans le cas d'images naturelles moins contraintes, la triangulation de Delaunay s'est avérée être un outil efficace [5] pour capturer les similarités locales dans les images pleine résolution. Nous comptons, en perspective de ce travail, utiliser cette partition plus souple pour le codage hybride fractale/sous-bande.

4 Conclusion

pour 0.8 bit par pixel	Peppers 512x512			Building 512x512		
	PSNR(dB)	Temps de codage (sec) sur SG Indigo 2	Gain en temps de codage	PSNR(dB)	Temps de codage (sec) sur SG Indigo 2	Gain en temps de codage
Recherche d'auto-similarité dans l'image pleine résolution (Jacquin)	32.10	974	T	29.7	1461	T
Classification PCC sur l'image pleine résolution	30.31	79	T/12.3	28.8	86	T/17
Classification par les variances et partitionnement quadtree (Fisher [14])	31.38	76	T/12.9	29.6	96	T/12.9
Compression hybride fractale/sous-bande avec partitionnement rectangulaire	32.42	56	T/17.3	35.0	108	T/13.5
Compression hybride fractale/sous-bande avec partitionnement rectangulaire et classification PCC	31.48	20	T/48	33.4	28	T/54.7

Tableau 1: La qualité des images reconstruites en comparant FCS (recherche totale ou classification) et l'algorithme de Fisher (classification par la moyenne et la variance des quatre quadrants des blocs) en terme de temps et du PSNR.



a) L'image originale (Angiographie 512x512x8 bits)

b) L'image reconstruite à 0.8 bpp avec PSNR=48.8 dB

Figure.4 L'image originale (a) et l'image reconstruite (b) avec classification par le PCC sur les sous-bandes.

5 Références

- [1] A.E. Jacquin., "Image coding based on a fractal theory of iterated contractive image transformations", *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 1, N°1, pp.18-30, Jan.1992.
- [2] G. Vines and M. H. Hayes, "Adaptive IFS image coding with proximity maps," in *Proc. ICASSP*, pp.349-352, 1993.
- [3] Y.L. Linde, A. Buzo, R.M. Gray, "An algorithm for vector quantizer design", *IEEE Trans. on Communications*, January 1980, Vol. COM-28, p. 84-95.
- [4] S. Lepsøy. and G. Øien., "Fast attractor image encoding by adaptive codebook clustering", in *Fractal Image Compression - Theory and Application*, Y. Fisher, Ed. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [5] F. Davoine., M. Antonini., J. M. Chassery. and M. Barlaud., "Fractal Image Compression Based on Delaunay Triangulation and Vector Quantization". *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. IP-5, N° 2, pp. 338-346, Feb 1996.
- [6] T. Kohonen., "The self-organizing map", In *Proc. of the IEEE, ICASSP*, 78(9), pp. 1464-1480, 1990.
- [7] R. Hamzaoui., M. Müller. and D. Saupe., "VQ-Enhanced Fractal image compression", in *Proc. IEEE ICIP-96*, Vol. I, pp. 153-156, Sept. 16-19, 1996.
- [8] W. H. Equitz, "A new vector quantization clustering algorithm", *IEEE Trans. ASSP*, Vol. 37, N° 10, pp. 1568-1575, Oct. 1989.
- [9] C. J. Wein. and I. F. Blake., "On the performance of fractal compression with clustering", *IEEE Trans on Image Processing*, Vol.5, N°3, pp. 522-526, March 1996.
- [10] R. D. Boss. and E. W. Jacobs., "Archetype Classification in an Iterated Transformation Image Compression Algorithm", in *Fractal Image Compression: Theory and Applications to Digital Images*, Yuval Fisher, Ed. Springer-Verlag, New York, 1995.
- [11] Y. Fisher., ed., "*Fractal Image Compression - Theory and Applications to Digital Images*", Springer-Verlag, New York, 1995.
- [12] G. Davis, "Adaptive self-quantization of wavelet subtrees: a wavelet-based theory of fractal image compression", *SPIE Conf. on mathematical imaging: wavelet applications in signal and image processing*, Juillet 1995.
- [13] H. Krupnik, D. Malah., and E. Karnin, "Fractal representation of images via the discrete wavelet transform", in *IEEE 18th Conv. Of EE in Israel*, Tel-Aviv, Mar. 1995.
- [14] A. Van de Walle, "Merging fractal image compression and wavelet transform methods", in *Fractal Image Coding and Analysis: a NATO ASI Series Book*, Yuval Fisher, Ed. Springer Verlag, New York, 1996.
- [15] K. Belloulata., A. Baskurt., H. Benoit-Cattin. and R. Prost., "Fractal Coding of Subbands with an Oriented Partition", à paraître dans *Signal Processing Image Communication*.
- [16] B. Simon, "Image coding using overlapping fractal transform in the wavelet domain", in *Proc. IEEE ICIP-96*, Vol. I, pp. 177-180, Sept. 16-19, 1996.
- [17] F. Dudbridge, "*Least-squares block coding by fractal fonctions*", in: *Fractal Image Compression - Theory and Applications to Digital Images*, Y. Fisher (ed.), SpringerVerlag, New York, 1994.
- [18] I. Daubechies., "Ten lectures on wavelets", SIAM Philadelphia, Pennsylvania, 1992.
- [19] K. Ramchandran. and M. Vetterli., "Best wavelet packet bases in rate-distortion sense", *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. IP-2, N° 4, pp. 160-175, April 1993.
- [20] R. Rinaldo. and G. Calvagno., "Image coding by block prediction of multiresolution subimages", *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. IP-4, N° 7, pp. 909-920, July 1995.
- [21] N. M. Akrouf, R. Prost. and R. Goutte., "Image compression by vector quantization : a review focused on codebook generation", *Image and Vision Computing*, Vol. 12, N°10, pp. 627-637, December 1994.
- [22] K. Belloulata, A. Baskurt , R. Prost, "Fast Directional Fractal Coding of Subbands using Decision-directed Clustering for blocks classification", In *Proceedings of the IEEE Int. Conf. on Acoustics Speech and Signal Processing ICASSP'97*, Munich. pp.3121-3124.
- [23] G. Celeux, E. Diday, G. Goyaert, Y. Lechevalier, H. Ralambondrainy, "*Classification Automatique des Données*", Dunod, Paris (1989).