

Compression de séquences d'images scintigraphiques avec l'algorithme SPIHT

K. Anis K. Nawres H. Kamel

Laboratoire des Systèmes et Traitement du Signal (LSTS)

Ecole Nationale d'Ingénieur de Tunis (ENIT)

Kricha_anis@hexabyte.tn, khalifa_nawres@yahoo.com, Kamel.Hamrouni@enit.rnu.tn

Résumé

La compression présente aujourd'hui un grand intérêt pour l'archivage et la transmission des séquences d'images médicales. Notre travail porte sur les aspects algorithmiques d'une technique de compression adaptée à l'imagerie médicale, et sur la validation de la qualité diagnostique d'images compressées. En effet, ce papier est une contribution à la compression des séquences d'images scintigraphiques par la transformation en ondelettes.

Notre approche est basée sur l'algorithme de codage Set Partitioning In Hierarchical Tree (SPIHT). Nous avons proposé des variantes de compression d'images par régions d'intérêts en prenant en considération les caractéristiques intrinsèques de l'image scintigraphique. La meilleure de ces variantes a été retenue pour la compression de la séquence.

Mots clefs : Ondelettes entières, Ondelettes réelles, SPIHT, Régions d'intérêt, Images scintigraphiques.

1 Introduction

L'utilisation massive des modalités numériques en imagerie médicale, engendre aujourd'hui des volumes de données de plus en plus importants. La compression de ces images numériques devient alors une nécessité afin d'assurer leur archivage d'une part et faciliter leur transmission d'autre part.

Pour un bon nombre d'images médicales, l'information clinique est concentrée dans une ou plusieurs régions de l'image. Les méthodes de compression qui sont capables de restituer la meilleure qualité de reconstruction pour ces régions deviennent alors très intéressantes. Les algorithmes qui effectuent une compression sans pertes dans les régions d'intérêts et une compression avec pertes ailleurs, pourraient être la solution pour fournir un codage d'image efficace et précis pour le domaine médical.

C'est dans ce cadre que se situe ce présent travail. En effet, nous allons nous intéresser à la compression des séquences d'images scintigraphiques. Pour ce faire, nous allons utiliser les ondelettes qui s'avèrent très bien adaptées à localiser l'énergie de l'image dans un nombre réduit de coefficients. Dans la littérature, plusieurs algorithmes de compression utilisant les ondelettes ont été proposés [1]. Dans ce papier, nous proposons un algorithme de compression par régions d'intérêt des séquences d'images scintigraphiques qui est basé sur

l'algorithme SPIHT. Nous commençons d'abord par présenter la transformation en ondelettes réelles et entières puis les critères de choix d'une ondelette. Nous présentons ensuite cinq variantes de compression d'images scintigraphiques qui exploitent les caractéristiques de l'image scintigraphique [20]. Puis, nous proposons un algorithme de compression de séquences d'images scintigraphiques qui exploitent les résultats trouvés sur les images fixes. Finalement, nous présentons les résultats expérimentaux trouvés.

2 La transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes permet de représenter l'image à différentes résolutions; ce qui permet d'aller de la résolution la plus fine vers la résolution la plus grossière. Les algorithmes de transformation en ondelettes utilisés dans la décomposition de l'image sont : l'algorithme de MALLAT [21] et celui de Burt et Adelson [22]. Celui de MALLAT est le plus utilisé. La décomposition de Mallat représente donc l'image par un ensemble de sous bandes dont l'une est l'approximation (basses fréquences) et les autres constituent les détails (hautes fréquences). Pour L niveaux de décompositions on a $3L+1$ sous bandes différentes. L'ondelette nous donne ainsi une bonne approximation de l'image sur un petit nombre de coefficients non nuls.

Pour la transformation en ondelettes entière, elle se caractérise par le fait qu'elle génère des coefficients entiers et elle est totalement réversible Elle est définie comme la transformation classique par l'approximation et les détails du signal. Pour plus de détails, nous vous recommandons [4], [5].

3 Choix d'une ondelette et du niveau de décomposition

La qualité de l'image compressée par ondelette dépend essentiellement du choix de l'ondelette. En effet, ce choix est basé sur le fait de trouver des bancs de filtres qui compactent le maximum d'énergie, tout en garantissant une bonne qualité de reconstruction de l'image [6]. Dans la littérature, plusieurs études réalisées sur des bases d'ondelettes réelles et entières ont abouti aux conclusions suivantes :

- Pour la compression avec pertes, les transformations réelles donnent des résultats meilleurs que ceux donnés par les transformations entières [7],[8], la transformation en ondelettes entières est utilisée dans le

cas d'une compression sans pertes, alors que pour une compression avec pertes, on utilise plutôt une transformation en ondelettes réelles.

- Pour la compression avec pertes, on utilise la base bi-orthogonale de Daubechies dont le filtre d'analyse h a neuf coefficients et le filtre dual de synthèse \tilde{h} a sept coefficients. Cette base est généralement notée « 9/7 filter bank ». [10]
- Pour la compression sans pertes, des études ont montré que les transformations en ondelettes entières 5/3 et 2/6 demeurent performantes pour la majorité des images et la transformation 5/11-C donne de bons résultats pour des images de paysage. [12],[13]

Un autre critère très important dans la compression est le niveau de décomposition de la transformée par ondelette. Des études ont montré qu'il suffit d'opérer, aussi bien pour les ondelettes orthogonales que les ondelettes bi-orthogonales, cinq niveaux de décomposition pour compacter le maximum d'énergie dans la sous bande d'approximation. [19]

4 Compression par ondelettes

Plusieurs algorithmes de compression utilisant les ondelettes ont été proposés, dont les plus utilisés sont le EZW, le FZW, JPEG 2000, le SPIHT. Nous avons comparé la performance du SPIHT suivi d'un codeur arithmétique avec les autres codeurs appliqués sur une image de Lena de taille 512x512 et une image de Barbara de taille 512x512 [15], [16], [17].

Nous remarquons que le codeur SPIHT donne des résultats meilleurs que les autres codeurs, ce qui justifie notre choix d'utiliser ce codeur dans notre travail. Signalons qu'il existe deux versions de l'algorithme SPIHT : une pour la compression sans pertes qui utilise les ondelettes entières et une autre pour la compression avec pertes qui utilise les ondelettes réelles.

5 Compression des images scintigraphiques

Afin de trouver un bon compromis entre le taux de compression et l'information clinique de l'image scintigraphique. Nous avons pensé implémenter un algorithme de compression par régions d'intérêt (regions of interest : ROI). En effet, les ROI seront codés sans pertes avec une version modifiée de l'algorithme SPIHT adaptée à la compression sans pertes tandis que le reste de l'image sera codé avec pertes en utilisant l'algorithme SPIHT classique. Dans cette section, nous allons présenter la méthode de la sélection des ROI, puis nous allons présenter plusieurs variantes de la méthode de compression d'images par régions d'intérêt appliquées à l'image scintigraphique.

5.1 Sélection des régions d'intérêt

Le principe de la scintigraphie consiste à obtenir l'image d'un organe après injection d'une solution faiblement

radioactive dans un organe et d'enregistrer au cours du temps la radiation émise. La quantité de radiation enregistrée permet de renseigner sur l'activité de l'organe exploré. L'information clinique se localise donc dans les zones de fixation du produit radiopharmaceutique, qui définissent ainsi nos régions d'intérêt. La sélection des ROI se fait par application : d'une étape de filtrage, une de rehaussement et une autre de segmentation [18]. L'image est ainsi partitionnée en deux parties, comme l'indique la figure 1: les ROI qui seront compressées sans perte, et le fond qui sera compressé avec perte. Notons que, pour reconstruire l'image, nous aurons besoin de transmettre au décodeur une matrice M de positions des ROI.



a) Image scintigraphique b) Régions d'intérêt c) Reste de l'image
Figure 1 - Partition de l'image scintigraphique

5.2 Les variantes de l'algorithme :

▪ Variante 1 :

- 1- Compresser l'image de la partie restante (fig1.c) avec perte.
 - 2- Compresser l'image des ROI (fig1.b) sans perte.
 - 3- Compresser la matrice de position M sans perte.
- Dans cette variante, le fond de l'image des ROI est mis à zéro, de même pour le fond de l'image de la partie restante.

Le résultat donné par cette variante est montré dans la figure 2. Nous avons indiqué sur chaque image, le débit et le PSNR obtenu. Remarquons qu'il y a un problème au niveau des contours des ROI qui est dû au fort lissage lors de la compression avec perte.

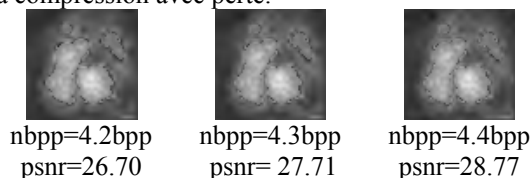


Figure 2 – Décodage progressif d'une image scintigraphique par la première variante

- Variante 2 : Pour remédier aux problèmes des contours (de la 1^{ère} variante) dus aux fortes discontinuités sur les frontières des ROI, nous avons pensé compresser l'image de la partie restante en conservant les valeurs des pixels du fond de l'image d'origine Cette modification nous a permis d'éliminer les problèmes de bord. Dans la figure 3, nous avons présenté le décodage progressif d'une image scintigraphique par cette variante.

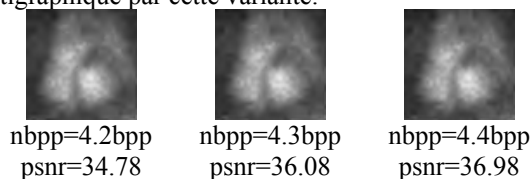


Figure 3 – Décodage progressif d'une image scintigraphique par la deuxième variante

- **Variante 3** : Dans cette variante, nous allons nous intéresser à la valeur du fond de l'image des ROI. Pour étudier l'influence de cette valeur sur le taux de compression, nous avons fait varier la valeur du fond de 0 à 255. Nous avons pu ainsi déterminer la valeur qui nous donne le débit optimal pour la compression sans perte de l'image.

- **Variante 4** : Dans cette variante, nous avons tenu compte du fait que dans l'image scintigraphique, les régions d'intérêts occupent une petite partie de l'image globale ne dépassant pas généralement 50%. Nous avons pensé alors ranger les pixels des ROI dans une matrice A (dont la taille est inférieure à la taille de l'image d'origine). Pour que la taille de la matrice soit une puissance de 2, nous avons rempli le reste de la matrice par une valeur uniforme. La figure 5 présente une comparaison des quatre variantes précédentes pour la même image. Notons l'apport donné par cette variante.

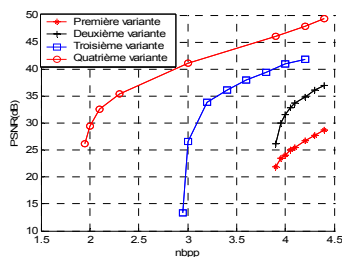


Figure 4 - Performance de la variante 4 par rapport aux variantes précédentes

- **Variante 5** : Dans cette méthode, nous avons tenu compte d'une autre particularité de l'image scintigraphique qui réside dans le fait que les ROI, marquées par la fixation du radiotracteur, ont une grande valeur de niveau de gris. Nous avons pensé alors inverser la dynamique de cette région. Cette inversion est assurée par la fonction suivante : $g(x)=m-f(x)$, où m désigne la valeur maximale de niveau de gris de la matrice des ROI. Les valeurs trouvées seront alors faibles, ce qui va engendrer un gain au niveau du PSNR. Le gain moyen a été évalué à 1dB par rapport à la quatrième méthode. Notons que la valeur uniforme, utilisée pour compléter la matrice A (défini dans la quatrième variante de l'algorithme), a été évaluée à zéro pour la base des images scintigraphiques qu'on dispose. Ce qui s'explique par le fait que les valeurs rangées dans cette matrice sont de faibles valeurs, la valeur zéro n'introduira donc pas de distorsions. Nous retenons alors cette variante pour la compression d'images scintigraphiques.

6 Compression des séquences d'images scintigraphiques

Nous allons nous intéresser dans cette partie à la compression des séquences d'images scintigraphiques. En effet, cette compression revient à éliminer les redondances spatiales et les redondances temporaires.[2], [3]

La redondance spatiale est celle dans chaque image prise indépendamment des autres : c'est la compression intra-images. Mais on peut aller plus loin en constatant que deux images qui se suivent dans une séquence vidéo sont quasiment identiques : c'est la redondance temporelle ou encore la compression intra-images. Le but est alors de ne stocker que ce qui est modifié lors du passage d'une image à une autre. Dans la figure 7, on présente une illustration de la compression inter-image et intra-image.



a) Compression intra-image b) Compression inter-image

Figure 5 – Compression inter-image et intra-image

Pour la compression intra-image, on va utiliser la cinquième variante; et pour la compression inter-image, on va compresser sans pertes l'écart entre les ROI et compresser avec pertes l'écart entre les images.

Cet écart est calculé entre l'image de référence et l'image à compresser. Dans ce qui suit, on présente l'algorithme de compression inter-image utilisé.

CSP : Compression sans pertes

CAP: Compression avec pertes

I_{ROI_k} : Régions d'intérêts de l'image I_k

n: Nombre d'images

$k=1$

$$C_k = CAP(I_k) + CSP(I_{ROI_k})$$

Pour $i=2$ jusqu'à n répéter

Si $MSE(I_i, I_k) > \text{Seuil}$

Alors $k=i$

$$C_k = CAP(I_k) + CSP(I_{ROI_k})$$

Sinon $C_i = CAP(I_k - I_i) + CSP(I_{ROI_k} - I_{ROI_i})$

Fin si

Fin pour

7 Résultats expérimentaux

Dans cette partie, nous allons présenter les résultats expérimentaux trouvés sur une séquence de 16 images scintigraphiques des cavités cardiaques. Nous avons commencé par compresser les images de la séquence séparément et nous avons trouvé un débit de l'ordre de 2bpp avec un PSNR de 32 dB. Ensuite, nous avons appliqué l'algorithme proposé, on a trouvé un débit de 1.78 bpp, soit un taux de compression de l'ordre de 4.5 avec un PSNR de l'ordre de 32dB. Cette méthode nous a donné ainsi un gain en terme de débit de l'ordre de 10%.

Puisque la validation de la qualité diagnostique d'images médicales compressées ne peut pas être basée seulement sur des paramètres mathématiques, mais aussi sur une évaluation par des experts médicaux. Nous avons alors collaboré avec trois médecins pour nous permettre d'évaluer la qualité clinique de l'information dans la séquence d'images restituée. Les résultats ont été jugés très satisfaisants.

8 Conclusion

Nous venons de proposer une méthode de compression de séquences d'images scintigraphiques par régions d'intérêt basée sur l'algorithme SPIHT. Deux types de compressions sont utilisés : une pour la compression inter-images et une autre pour la compression intra-images. Pour la compression intra-images, l'image originale est d'abord divisée en deux images: une contenant les régions d'intérêt et une autre contenant le reste, la première est codée sans perte et la deuxième est codée avec perte. Un réarrangement des pixels de ces deux matrices a été proposé en tenant compte des caractéristiques de l'image scintigraphique. Dans la phase de compression inter-image, on va compresser seulement l'écart entre deux images successives si cet écart est majoré par un seuil donné, en fait cet écart est une superposition de deux images : l'image des écarts des ROI qui est compressée sans pertes et l'image des écarts de l'image entière qui est compressé avec pertes.

L'algorithme consiste donc à compresser l'image entière seule en utilisant la cinquième variante si l'écart est grand et de ne compresser que l'écart s'il est petit Cette méthode a nettement amélioré le taux de compression par rapport aux images compressées séparément.

L'évaluation de la qualité des séquences d'images scintigraphiques compressées a nécessité la collaboration de trois médecins qui ont jugé que les résultats obtenus sont satisfaisants.

Références

- [1] J-P Guillois, Techniques de compression des imagesHermes, collection informatique,1996
- [2] D. W. Redmill and D. R. Bull. Multiplier-free linear phase filter banks for image and video compression. In Proc. of SPIE, volume 3309, pages 634-644, San Jose, CA, USA, January 1998.
- [3] B.K.T. Ho, M.-J. Tsai, J. Wei, M. Ma, and P. Saipetch. Video compression of coronary angiograms based on discrete wavelet transform with block classification. IEEE Transactions on Medical Imaging, 15(6), December 1996.
- [4] M.D.adams. Reversible wavelet transforms and their application to embeddes image compression. M.A.Sc. thesis, Departement of Electrical and computer Engineering, University of Victoria, Victoria, BC, Canada, janvier 1998
- [5] M.D. Adams and F.Kossentini. Evaluation of reversible integer-to-integer wavelet transforms for image compression. In proc of IEEE International Conference on Image Processing, volume 3, pages 541-545, Kobe,Japan, Octobre 1999
- [6] J.D. Villasenor, B.Belzer and J.Liano "Wavelet Filter Evaluation for image Compression", Proc. In IEEE International conference on Image Processing ICIP'97, Vol.1, pp.624-627,1997
- [7] MD..Adams, and F.Kossentini, "Performance Evaluation of reversible "integer to integer" Wavelet Transforms for Image compression", IEEE Trans on image Processing Vol9, pp1010-1024, June 2000
- [8] F.Sheng, A.Bilgin, P.J.Sementilli, and M.W.Marcellin, "Lossy and lossless image compression using reversible integer wavelet transforms", Proc. In International Conference on Image Processing ICIP'98, CA:IEEE Press, vol.3, pp.876-880, Ls Alamitos, 1998
- [9] J.Reichel, G.Menegaz, M.J.Nadenau and Kunt, "Integer wavelet transform for Embedded lossy to lossless Image compressiion", IEEE Trans. On Image Processing vol.10.pp.383, March 2001
- [10] I.Daubechies, 'orthonormal basis of compactly supportd wavelets', comm. On Pure and APPL Math, Vol 41, Novembre 1988
- [11] M.Antoni, M.Barlaud, P.Mathieu and I.Daubechies, "Image Coding using Wavelet Transform", IEEE Trans. On image Processing, Vol.1, No2, pp.205-220, Avril 19
- [12] A.R.Calderbank, I.Daubechies, W.Sweldens and B.L.Yeo, "Wavelet transforms that map integers to integers",Applied and Computational Harmonics Analysis, Vol5, No.3, pp.332-369,1998
- [13] A.R. Calderbank, I. Daubechies, W Sweldens, and B-L. Yeo. Losless image compression using "integer to integer" wavelt transfors. In Proc. Of IEEE International conference on Image Processing, volume 1, p596-599, Santa Barbara, CA, USA, Octobre 1997.
- [14] M.D.adams. Reversible integer to-integer wavelt transforms for image coding, thesis, Departement of Electrical and computer Engineering, University of Brich Columbia, Septembre 2002
- [15] Amir Said, William A.Pearlman, 'A new Fast and efficient Image codec based on set Partitioning in Hierarchical Trees', IEEE ,May 1993
- [16] J.M.Shapiro,"Embedded Image coding Using Zerotrees of Wavelet coefficients", IEEE trans. On Signal Processing, Vol.41, No.12,pp.3445-3462, Décembre 1993
- [17] S.Joo, H.Kikuchi, S.Sasaki, and J.Shin,"Flexible Zerotree coding of wavelet coefficients", IEICE Trans. Fundamentals, Vol.E82-A, No.4, Avril1999
- [18] Khalifa Nawrès, Kraiem Tarek, Hamrouni Kamel. Etude de l'activité cardiaque par analyse d'images. ICISP'03: International Conference in Image and Signal Processing. 25-27 Juin.2003 Agadir. Maroc
- [19] J.Mainaibeye'Codage et compression d'images par ondelettes', thèse de doctorat, Université de Tunis ELMANAR, E.N.I.T, Juillet 2002.
- [20] Kricha Anis, Khalifa Nawres, Mbainabey Jerome, Hamrouni Kamel. 'Compression d'images scintigraphiques par régions d'intérêt basée sur l'algorithme de SPIHT'. SETIT'2004: International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunication. Sousse 20-25 Mars.
- [21] S.Mallat, 'A Theory of Multiresolution Signal Decomosition: The wavelet Representation", IEEE Trans. On Pure and Appl. Math, Vol 11, N°7, 1989
- [22] P.J.Burt and E.H.Adelson, "The Laplacien Pyramid as a Compact image code", IEEE Trans. Amer. Math. Soc., Vol.315,pp.337-345, Avril 1983