

Compression sans perte et presque sans perte d'images médicales à l'aide d'un prédicteur hiérarchique orienté et adaptatif

J. Taquet¹

C. Labit¹

¹ INRIA, Centre Inria Rennes Bretagne Atlantique

IRISA, Campus de Beaulieu,
35042 Rennes cedex – FRANCE

{Jonathan.Taquet, Claude.Labit}@inria.fr

Résumé

Cet article présente une nouvelle approche pour la compression sans perte et presque sans perte d'images médicales. Elle combine l'adaptativité des schémas DPCM avec un prédicteur hiérarchique orienté (HOP) afin de proposer une compression efficace tout en permettant une transmission progressive en résolution. Nous obtenons des taux de compression sans perte qui sont de l'ordre de 4% supérieurs à ceux du standard JPEG2000 (également progressif en résolution) et proches de ceux de CALIC (non progressif) sur une base d'images conséquentes. L'algorithme HOP est également bien adapté pour la compression presque sans perte, proposant un compromis débit/distorsions intéressant en comparaison au standard JPEG-LS, et un PSNR similaire voir meilleur que JPEG2000 sur des images médicales natives (bruitées).

Mots clefs

Compression, sans perte, presque sans perte, prédiction hiérarchique, images médicales.

1 Introduction

L'utilisation de l'imagerie médicale [1] s'est largement accrue ces dernières années et surtout en ce qui concerne l'imagerie par résonance magnétique (IRM) et la tomographie calculée (TC). Ces deux techniques d'acquisition permettent de produire des images volumiques pouvant être vues comme des séquences d'images bidimensionnelles (coupes). Ces images, assez volumineuses, nécessitent des techniques de compression efficaces pour leur archivage à long terme (pouvant s'étendre à plus de 30 ans) mais également intéressantes pour leur consultation au travers de réseaux. L'une des particularité souvent requise afin de satisfaire des contraintes juridiques et éthiques est la compression sans perte, même si parfois une compression presque sans perte pourrait être suffisante.

Cet article se concentrera sur les techniques 2D ne nécessitant pas une optimisation, gourmandes en temps de calcul, de paramètres optimaux pour chaque image. Les algorithmes de compression sans perte qui ont su se mon-

trer les plus efficaces suivent un schéma DPCM. Ils effectuent une décorrélation prédictive, ligne par ligne et colonne par colonne, de chaque pixel à l'aide d'approches adaptatives exploitant l'information causale. Suivant ce schéma, LOCO-I [2] utilisé par le standard JPEG-LS et CALIC [3] sont deux algorithmes de référence. Bien qu'efficaces, ces codeurs ne permettent pas une transmission progressive, fonctionnalité importante pour la navigation et la consultation d'images médicales à distance. Cette progressivité en qualité ou en résolution est permise par des approches effectuant une prédiction hiérarchique par interpolation (HIP : *hierarchical interpolative prediction*) telles que HINT [4, 5] ou encore la transformée en ondelettes entières (IWT : *integer wavelet transform*) intégrée au standard JPEG2000 [6] pour son mode sans perte.

La IWT est souvent effectuée à l'aide de schémas de lifting entier [7] se déroulant généralement en trois étapes : 1) la séparation de l'ensemble des pixels en deux sous-bandes L et H (par sous échantillonnage), 2) la prédiction des pixels de H à l'aide de ceux de L (H contient alors les coefficients hautes fréquences) et 3) la mise à jour des pixels de L à l'aide des résidus de H (L contient alors les coefficients basses fréquences). La HIP peut se résumer par un schéma de lifting simplifié aux étapes 1) et 2). Afin d'obtenir une progressivité en résolution ou en qualité, les données résiduelles peuvent être compressées à l'aide de codeurs comme EBCOT [8] ou SPIHT [9]. Les approches utilisant la IWT ont l'avantage d'avoir un meilleur rapport débit/PSNR que la HIP et de proposer une représentation multi-résolution anti-cranelée, mais ont des taux de compression sans perte légèrement inférieurs. La HIP permet également une compression presque sans-perte plus aisée.

Nous proposons de combiner les approches prédictives DPCM (non hiérarchiques, orientées, adaptatives) et HIP (hiérarchiques, non orientées, non adaptatives) usuelles afin d'en définir une nouvelle, intitulée approche prédictive hiérarchique orientée adaptative (HOP : *hierarchical oriented prediction*). Cette contribution permet une représentation progressive en résolution seulement,

mais exploite l'information des pixels déjà connus dans une même sous-bande afin d'améliorer la décorrélation en comparaison à la IWT et la HIP. L'approche sans perte de notre contribution sera présentée dans la section 2, son extension presque sans perte dans la section 3 et le codage entropique des résidus dans la section 4. Enfin les résultats expérimentaux seront commentés dans la section 5.

2 Prédicteur hiérarchique orienté

Comme pour les approches HIP, la HOP s'effectue échelle par échelle. Pour chaque niveau de prédiction, elle se déroule en deux étapes E_H et E_V (cf. figure 1). La première permet de prédire séquentiellement (ligne par ligne, colonne par colonne) les pixels horizontalement impairs (H) avec l'aide des pixels déjà connus : les pixels pairs (L), comme pour la HIP, mais également ceux précédemment prédits dans H. Cette décomposition permet d'obtenir une image sous échantillonnée horizontalement (L) ainsi que les résidus de prédiction (H). La seconde étape est la transposée mathématique de E_H , appliquée sur L afin d'obtenir une image basse résolution LL et les résidus des pixels verticalement impairs LH. Le schéma dyadique visant à décomposer également H en deux bandes HL et HH n'a pas été retenu, les résidus de H étant suffisamment décorrélés.

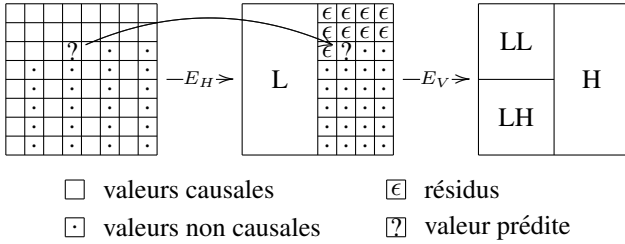


Figure 1 – Approche prédictive hiérarchique proposée

Par la suite, seule le prédicteur de l'étape E_H sera présenté, sa transposition pour E_V étant immédiate.

2.1 Définition du prédicteur

Le prédicteur HOP a principalement été conçu pour des images bruitées contenant des objets peu texturés et aux contours assez fortement marqués. Il utilise le motif contextuel de la figure 2 afin de s'adapter au contenu local de l'image.

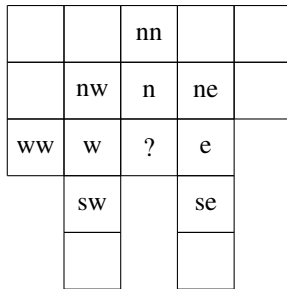


Figure 2 – Motif contextuel de prédiction

Ce nouveau type de motif de prédiction étend le modèle DPCM classique (lignes précédentes et pixels précédents de la même ligne que le pixel à prédire) en le fusionnant avec un motif HIP (colonnes paires).

En s'inspirant du prédicteur de CALIC qui a fait ses preuves, et en utilisant le motif contextuel étendu, une estimation de l'orientation des contours (ou de la texture) est effectuée à l'aide d'une estimation du gradient selon 4 orientations :

$$d_k = \frac{1}{\text{Card } D_k} \sum_{(x_i, x_j) \in D_k} \frac{|I(x_i) - I(x_j)|}{\|x_i - x_j\|}, \quad (1)$$

avec I l'image, $k \in \{h, v, \frac{\pi}{4}, \frac{3\pi}{4}\}$ et D_k l'ensemble des pixels reliés dans la figure 3.

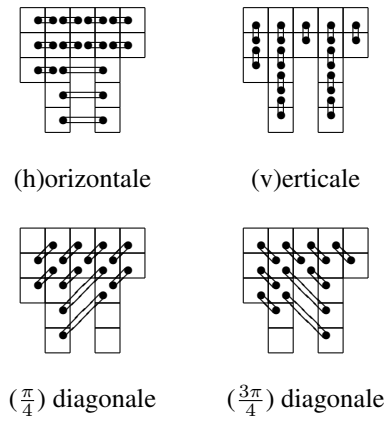


Figure 3 – Pixels utilisés pour l'estimation du gradient

L'orientation avec le gradient minimal :

$$o = \begin{cases} \underset{x \in \{\frac{\pi}{4}; \frac{3\pi}{4}\}}{\text{argmin}} d_x, & \text{si } |d_{\frac{\pi}{4}} - d_{\frac{3\pi}{4}}| > |d_v - d_h|, \\ \underset{x \in \{v; h\}}{\text{argmin}} d_x, & \text{sinon,} \end{cases} \quad (2)$$

permet d'estimer l'activité d'un contour par :

$$G_o = \begin{cases} |d_{\frac{\pi}{4}} - d_{\frac{3\pi}{4}}|, & \text{si } o \in \{\frac{\pi}{4}; \frac{3\pi}{4}\}, \\ |d_v - d_h|, & \text{si } o \in \{v; h\}. \end{cases} \quad (3)$$

Lorsque G_o est inférieur à un seuil de bruit S_{Bruit} (estimé à l'aide de la formule de Donoho [10] sur les plus hautes fréquences de la transformée orthonormale de Haar), la prédiction est non orientée et se comporte comme un filtre passe bas : $\hat{x} = \frac{n+w+e+\frac{1}{\sqrt{2}}(nw+ne+sw+se)}{3+\frac{4}{\sqrt{2}}}$. Pour cet article, lorsque $o \in \{h, \frac{\pi}{4}, \frac{3\pi}{4}\}$, une prédiction par interpolation linéaire selon cette orientation est effectuée et lorsque $o = v$, une prédiction linéaire ($\hat{x} = n$) est retenue.

2.2 Adaptativité du prédicteur

Selon certaines configurations du contexte de prédiction, des erreurs systématiques (également appelées biais) ont

tendance à survenir. Prenant en compte le voisinage causal v (pouvant inclure la valeur de prédiction \hat{x}), une technique usuelle consiste à corriger la prédiction pour un contexte $C(v)$, à l'aide de la moyenne $\mu^\epsilon(C(v))$ des erreurs précédemment obtenues après prédiction dans un contexte identique :

$$\hat{x} \leftarrow \hat{x} + \mu^\epsilon(C(v)). \quad (4)$$

Cette approche peut également être étendue en utilisant une moyenne pondérée des erreurs survenant dans différents contextes [11] :

$$\hat{x} \leftarrow \hat{x} + \sum_k \alpha_k \mu_k^\epsilon(C_k(v)). \quad (5)$$

Comme la plupart des techniques de décorrélation orientées, la HOP est peu efficace dans les régions texturées. L'idée utilisée dans CALIC afin de capturer la texture a donc été retenue et étendue au schéma de prédiction hiérarchique. Elle consiste à binariser une information textuelle $\{t_0, \dots, t_4\} = \{n, w, e, 2n - mn, 2w - ww\}$ avec l'aide de la valeur de prédiction : $b_k = (t_k \geq \hat{x})$, pour former un nombre sur 5 bits $B = b_4 b_3 \dots b_0$. L'implémentation de la HOP pour cet article utilise 3 contextes de correction. Chacun d'entre eux combine B avec le numéro du prédicteur sélectionné (0.bruit, 1.horizontal, 2.vertical, 3.diagonal $\frac{\pi}{4}$ ou 4.diagonal $\frac{3\pi}{4}$) et avec une quantification de G_o différente pour chaque contexte.

Lorsque la correction est appliquée séquentiellement :

$$\hat{x}_k \leftarrow \hat{x}_{k-1} + \alpha_k \mu_k^\epsilon(C_k(v, \hat{x}_{k-1})), \quad (6)$$

avec $\hat{x}_0 = \hat{x}$, le motif textuel binaire B est raffiné après chaque étape de réduction du biais. Cette nouvelle extension de (5) permet d'améliorer la sélection des contextes multiples lorsqu'ils dépendent de la valeur de prédiction, et d'obtenir ainsi une correction légèrement meilleure.

3 Compression presque sans perte

Le terme presque sans perte est couramment employé pour qualifier une image $\tilde{I}(N \times M)$ obtenue à l'aide d'un algorithme de compression avec pertes contraint par une erreur absolue maximale (PAE : *peak absolute error*) :

$$\text{PAE} = \max_k \left\| I(k) - \tilde{I}(k) \right\| = \left\| I - \tilde{I} \right\|_\infty. \quad (7)$$

En compression prédictive, l'approche majoritairement retenue consiste à toujours effectuer la prédiction à partir des valeurs causales reconstruites presque sans perte. L'erreur de prédiction est alors généralement quantifiée à l'aide d'un quantificateur scalaire uniforme Q_δ :

$$\epsilon = Q_\delta(x - \hat{x}) = \text{sign}(x - \hat{x}) \left\lfloor \frac{|x - \hat{x}| + \delta}{2\delta + 1} \right\rfloor, \quad (8)$$

δ étant égal au PAE souhaité.

LOCO-I a adopté une approche légèrement différente, favorisant un codage RLE tant que celui-ci satisfait le PAE et utilisant (8) sinon. Lorsque le PAE est important cette approche génère des artefacts visuellement dérangeants, mais permet une compression efficace sans utiliser un codeur arithmétique.

Pour les approches par transformée, une simple compression avec pertes de l'image, couplée à la compression de l'image d'erreur quantifiée : $Q_\delta(I - \tilde{I})$, s'avère être l'une des techniques les plus efficaces [12, 13].

La HOP presque sans perte suit l'approche prédictive habituelle : comme pour les HIP, une quantification de l'image à la plus basse résolution est appliquée avant de prédire les bandes de plus hautes résolution, et comme pour les DPCM, dans chaque sous bande les résidus sont quantifiés et permettent de générer les valeurs presque sans perte à utiliser pour la prédiction des pixels suivants.

4 Codage du résidu

Les résidus de la HOP sont compressés résolution par résolution, en commençant par la plus basse, ligne par ligne et colonne par colonne. Durant la prédiction, et comme souvent utilisé en compression prédictive afin de réduire la taille de l'alphabet à utiliser d'un facteur 2, les valeurs résiduelles sont réorganisées dans l'intervalle $[0, Q_\delta(I_{max} - \hat{x}) - Q_\delta(I_{min} - \hat{x})]$ afin d'obtenir un alphabet avec une distribution de probabilité quasi-décroissante. Un contexte d'estimation du modèle entropique est sélectionné à l'aide d'une quantification logarithmique de l'énergie résiduelle des pixels causaux voisins de la même sous-bande et des voisins hiérarchiques de la sous-bande de résolution inférieure. Un codeur adaptatif basé sur un codage arithmétique est alors utilisé pour compresser l'information.

Comme la taille de l'alphabet des symboles à compresser est encore potentiellement importante, une compression en deux phases a été retenue pour chacun des contextes. La première phase effectue le codage à l'aide d'un modèle adaptatif possédant peu de paramètres. Chaque symbole s est décomposé en $m = s \bmod 2^k$ et $d = s/2^k$, avec k le nombre de bits nécessaires pour représenter $Q_\delta(T_{\text{Noise}})$. Cette décomposition similaire à la représentation des codes golomb-rice est compressée par $k + 1$ codeurs arithmétiques binaires adaptatifs : un pour chaque bit de m , et un pour le codage de la représentation unaire de d (séquence de d bits à 0 suivie d'un bit d'arrêt à 1).

Durant la première phase, les statistiques d'un alphabet de taille réduite et adaptative, incluant un symbole d'échappement, sont apprises pour chaque contexte. Lorsque les symboles les plus fréquents, pour un contexte donné, sont suffisamment appris (en comparant le nombre d'occurrences des symboles de l'alphabet à celui du symbole d'échappement), la permutation pour la seconde phase est effectuée. Désormais, les symboles se présentant au

Bases	TC			IRM		
	V	N	res. X,Y	V	N	res. X,Y
CIPR (8 bits)	4	557	256,256	4	251	256,256
MeDEISA	5	1050	512,512	8	777	256,256
VHP-Female	1	1734	512,512	18	923	256,256
VHP-Male	2	2395	512,512	18	973	256,256
VHP-Harvard	1	463	512,512	3	228	256,256
Harvard-3D	-	-	-	1	229	512,512

Tableau 1 – Composition des bases d’images : V pour nombre de volumes, N pour nombre total de coupes.

codeur du contexte seront compressés à l’aide d’un codeur arithmétique adaptatif n-aire guidé par les statistiques de l’alphabet précédemment appris. Lorsqu’un symbole non présent dans celui-ci est rencontré, le symbole d’échappement est transmis, et la valeur du symbole original est codée à l’aide du codeur de la première phase.

Cette compression en deux phases permet une adaptation rapide pour un codage sous-optimal des résidus des petites résolutions (pour les plus petites, la seconde phase n’a pas le temps de survenir), et un codage plus optimal lorsque la seconde phase survient.

5 Résultats expérimentaux

Les expérimentations ont été menées sur un ensemble conséquent d’images comportant plus de 6000 coupes tomographiques et 3000 coupes IRM. Il inclut des bases d’images 12 bits : les TC et IRM natives de NLM-VHP (National Library of Medicine’s Visible Human Project)¹, contenant les acquisitions de deux corps complets (VHP-Male/Female) et d’une tête (VHP-Harvard); MeDEISA (Medical Database for the Evaluation of Image and Signal Processing Algorithms)²; ainsi que la base 8 bits du Mallinckrodt Institute of Radiology, Image Proc. Lab., disponible au CIPR³, qui est souvent utilisée comme référence pour les codeurs volumiques (bien que ces coupes 8 bits soient beaucoup moins bruitées que des images natives 12 bits). Quelques détails sur la composition de ces bases sont donnés dans le tableau 1.

5.1 Compression sans perte

Dans le tableau 2, les résultats de la compression sans perte par HOP sont comparés à ceux des standards JPEG-LS (JLS, prédictif, non progressif) et JPEG2000 (J2K, ondelettes, progressif en qualité et/ou résolution) ainsi qu’à ceux obtenus à l’aide des logiciels de référence de SPIHT (ondelettes, progressif en qualité) et CALIC (prédictif, non progressif). Toutes bases confondues, CALIC montre toujours son efficacité. HOP propose des taux de compression intéressants, et en particulier sur les IRM pour lesquelles il est équivalent voir plus performant que CALIC

¹http://www.nlm.nih.gov/research/visible/visible_human.html

²<http://www.medeisa.net>

³<http://www.cipr.rpi.edu/resource/sequences/sequence01.html>

	Bases	Débits (bpp)				
		non progressifs		progressifs		
		CALIC	JLS	SPIHT	J2K	HOP
TC	CIPR (8bits)	<u>1.92</u>	1.96	2.19	2.17	2.06
	MeDEISA	4.72	4.87	4.74	4.84	4.99
	VHP-Female	4.65	4.73	4.87	4.91	4.73
	VHP-Male	4.75	4.82	4.97	5.01	4.83
	VHP-Harvard	5.03	5.05	5.28	5.35	5.18
	IRM	CIPR (8bits)	2.69	2.79	2.82	2.96
	MeDEISA	3.15	3.29	3.24	3.33	3.11
	VHP-Female	4.41	4.62	4.50	4.61	4.42
	VHP-Male	4.90	5.08	4.91	5.01	4.80
	VHP-Harvard	4.68	4.85	4.96	5.05	4.67
	Harvard-3D	3.70	4.13	3.58	3.82	3.78

Tableau 2 – Débits moyens obtenus lors de la compression sans perte. Les meilleurs résultats sont soulignés et ceux dans chacune des catégories (progressifs / non progressifs) sont en gras.

avec l’avantage non négligeable de proposer une progressivité en résolution. Sur les TC, il apporte des résultats généralement meilleurs que les deux codeurs ondelettes avec une exception sur les TC de la base MeDEISA. Ces dernières on subit un filtrage, elle contiennent très peu de hautes fréquences et ne sont donc pas natives. Cette constatation révèle la supériorité de la décorrélation des ondelettes sur des images relativement douces et peu bruitées en comparaison à la HOP. Ainsi lorsque des images ont subi un filtrage, impliquant des contours moins marqués et un bruit plus faible, des codeurs de type ondelettes peuvent se révéler très efficace et parfois surpasser les approches prédictives. Des résultats atypiques ont également été obtenus sur une IRM de base VHP-Harvard. Celle-ci, reconstruite de manière volumique (identifiée par Harvard-3D), contient un bruit texturé (effet de Gibbs) important qui peut favoriser les ondelettes et semble être particulièrement bien capté par SPIHT.

Comme la compression sans perte prend plus de sens sur des images natives, les résultats sont comparés sur l’ensemble de la base VHP. Sur les images tomographiques, HOP a un débit 1.8% supérieur à CALIC, et 0.4% supérieur à JPEG-LS, mais améliore la compression de 2.7% par rapport à SPIHT et de 3.6% par rapport JPEG2000. Sur les IRM, HOP améliore la compression de 0.7% relativement à CALIC, 5.1% relativement à JPEG-LS, 1.8% par rapport à SPIHT et 4.3% par rapport à JPEG2000. Ainsi l’approche HOP peut permettre d’obtenir des taux de compression proches des DPCM tout en fournissant un codage multi-résolution. Ceci apporte une légère amélioration de l’ordre de 4% en comparaison aux standard JPEG2000. On peut également noter que HOP se comporte mieux fasse aux IRM qui sont plus contrastées que les tomographies, et qui possèdent un bruit d’arrière plan plus uniforme. L’effet de Gibbs apparaissant près des contours peut également contribuer à sélectionner une orientation θ plus adéquate avec un estimateur G_θ plus stable qu’en tomographie où les artefacts sont des enchevêtrements très orientés.

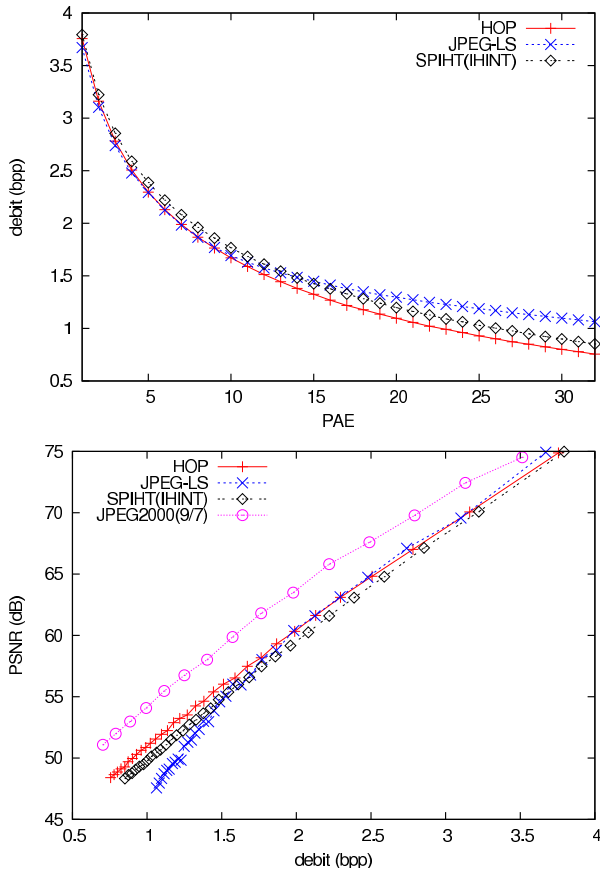


Figure 4 – Résultats de la compression presque sans perte de l'image Fig. 6-(a). Débits sans perte : JPEG-LS=4.90, HOP=5.02, SPIHT(IHINT)=5.05.

5.2 Compression presque sans perte

Les résultats presque sans perte de HOP ont été comparés avec ceux du standard JPEG-LS ainsi que l'extension presque sans perte du prédicteur hiérarchique dyadique IHINT [5] compressé avec une adaptation sans perte de l'algorithme SPIHT implémenté dans la bibliothèque QccPackSPIHT⁴ (SPIHT(IHINT)). Les performances en PSNR des codeurs presque sans perte, contraints par le PAE, ont également été comparées avec celles du codeur JPEG2000 en mode compression irréversible (noyau 9/7), contraint par le débit. Les figures 4 et 5 illustrent les types de résultats pouvant être obtenus. La figure 4 montre les résultats sur l'une des coupes de tomographie cardiaque de la base MeDEISA pour laquelle les taux de compression sans perte de HOP sont parmi les plus mauvais en comparaison à JPEG-LS. HOP devance JPEG-LS à partir d'un PAE égal à 4. La figure 5 présente les résultats sur une section transverse d'une IRM du cerveau de la base native VHP-Male. Le premier exemple illustre également la supériorité en PSNR à haut débit des ondelettes sur des images contenant peu de hautes fréquences. Ceci peut alors favoriser les approches avec-pertes plus résidu pour

⁴<http://qccpack.sourceforge.net/>

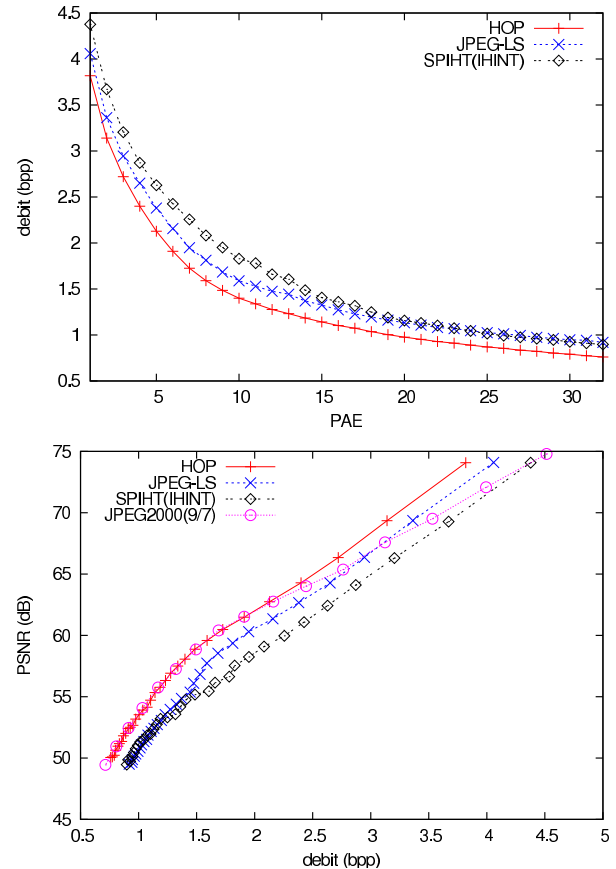


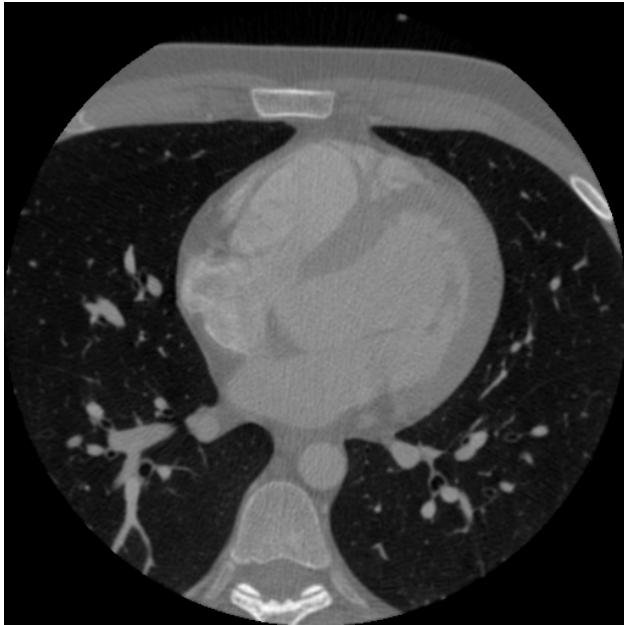
Figure 5 – Résultats de la compression presque sans perte de l'image Fig. 6-(b). Débits sans perte : JPEG-LS=5.59, HOP=5.35, SPIHT(IHINT)=5.94.

la compression presque sans perte, tandis que le second exemple montre que sur les images bruitées (natives) le codage prédictif semble plus adapté lorsqu'un PAE raisonnable est choisi.

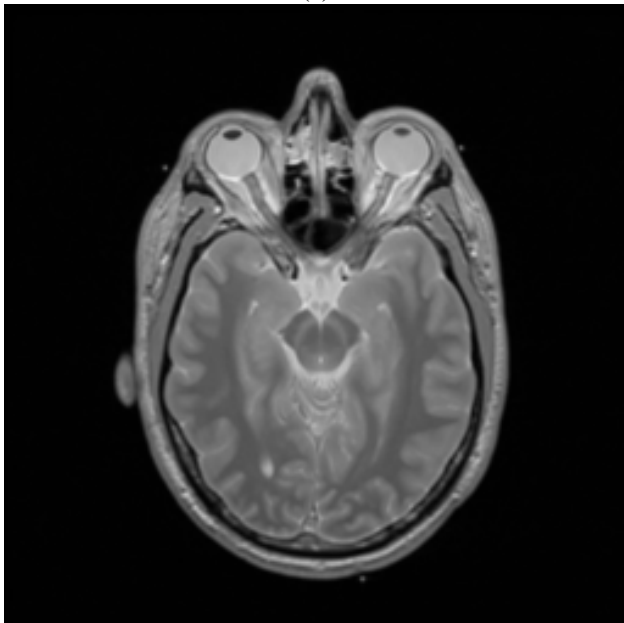
D'une façon générale, les résultats peuvent quelque peu varier mais SPIHT(IHINT) tend à dépasser JPEG-LS (débit/PSNR) pour des PAE importants (> 16) et peu permettre une progressivité en résolution ou en qualité. HOP s'est toujours montré plus efficace (débit/PSNR) que SPIHT(IHINT) et même dans les situations où JPEG-LS est plus performant en sans perte, HOP le devance rapidement en presque sans perte.

6 Conclusion et perspectives

Nous avons présenté un algorithme de compression sans perte et presque sans perte offrant une progressivité en résolution. Bien qu'il puisse être amélioré, les premiers résultats montrent qu'une approche combinée hiérarchique/DPCM peut permettre d'améliorer la compression sans perte d'images médicales de 4% par rapport à JPEG-2000, tout en conservant une scalabilité en résolution. En presque sans perte, les taux de compression sont généralement meilleurs que le standard JPEG-LS et



(a)



(b)

Figure 6 – Images utilisées pour les résultats présentés dans les figures 4 et 5 : (a) coupe tomographique cardiaque de MeDEISA (CT_data_1(91)) et (b) coupe IRM cérébrale de VHP-Male (pd-1(21)).

sur des images natives (bruitées) les distorsion introduites sont également plus faibles en PSNR que celles obtenus avec le standard JPEG2000 à haut débit.

Les résultats étant encourageants, des travaux sont envisageables pour l'amélioration des divers éléments de la chaîne de traitements, pour l'extension volumique de l'approche, ainsi que pour l'optimisation des prédicteurs qui

permettrait d'obtenir de meilleurs taux de compression pour l'archivage, en particulier sur les images peu bruitées.

Remerciements

Ce travail a été réalisé grâce à un co-financement de la Région Bretagne pour une subvention de recherche doctorale INRIA (n° 4591).

Références

- [1] A. Naït-Ali et C. Cavaro-Ménard, éditeurs. *Compression des images et des signaux médicaux*. LAVOISIER, 2007.
- [2] M.J. Weinberger, G. Seroussi, et G. Sapiro. The LOCO-I lossless image compression algorithm : principles and standardization into JPEG-LS. *IEEE Trans. Image Proc.*, 9(8) :1309–1324, August 2000.
- [3] X. Wu et N. Memom. Context-based, adaptive, lossless image coding. *IEEE Trans. Communications*, 45(4) :437–444, April 1997.
- [4] P. Roos, M.A. Viergever, M.C.A. van Dijke, et J.H. Peters. Reversible intraframe compression of medical images. *IEEE Trans. Medical Imaging*, 7(4) :328–336, December 1988.
- [5] A. Abrardo, L. Alparone, et F. Bartolini. Encoding-interleaved hierarchical interpolation for lossless image compression. *Signal Proc.*, 56(3) :321–328, February 1997.
- [6] D. Taubman et M. Marcellin. *JPEG2000 : Image Compression Fundamentals, Standards and Practice*. Springer, 2001.
- [7] W. Sweldens. Wavelets and the lifting scheme : A 5 minute tour. *Zeitschrift für Angewandte Mathematik und Mechanik*, 76 (Suppl. 2) :41–44, 1996.
- [8] D. Taubman. High performance scalable image compression with EBCOT. *IEEE Trans. Image Proc.*, 9(7) :1158–1170, July 2000.
- [9] A. Said et W.A. Pearlman. A new, fast, and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees. *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, 6(3) :243–250, June 1996.
- [10] D.L. Donoho. De-noising by soft-thresholding. *IEEE Trans. Information Theory*, 41(3) :613–627, May 1995.
- [11] G. Ulacha et R. Stasinski. A new simple context lossless image coding algorithm based on adaptive context arithmetic coder. Dans *Proc. IWSSIP International Conference on Systems, Signals and Image Proc.*, pages 45–48, June 2008.
- [12] A. Krivoulets. A method for progressive near-lossless image compression. Dans *Proc. IEEE Int. Conf. Image Proc.*, volume 2, pages 185–188, Sept. 2003.
- [13] S. Yea et W.A. Pearlman. A wavelet-based two-stage near-lossless coder. *IEEE Trans. Image Proc.*, 15(11) :3488–3500, Nov. 2006.