

Compression sans perte et avec pertes contrôlées d'images de très haute définition : les lames virtuelles

Jonathan TAQUET, Claude LABIT

INRIA, Centre Inria Rennes Bretagne Atlantique
IRISA, Campus de Beaulieu, 35042 Rennes cedex, France
Jonathan.Taquet@inria.fr, Claude.Labit@inria.fr

Résumé – Les lames virtuelles sont des images de tissus biologiques acquises sous microscope. De très grandes tailles, une compression efficace peut se révéler être un enjeu important pour leur stockage ou leur exploration avec un navigateur intelligent. Des algorithmes de compression, précédemment développés pour des images tomographiques et IRM, sont appliqués aux lames virtuelles et comparés à des standards. Nous mettons en avant l'apport potentiel d'approches avec pertes contrôlées : compression presque sans perte et/ou utilisant une région d'intérêt (ROI). Des taux de compression de 17:1 (à 30:1) peuvent être obtenus pour des pertes imperceptibles (ou quasiment) sur l'information contenue dans la ROI, soit une division par 5.8 (à plus de 10) de l'espace de stockage des lames virtuelles, en comparaison à une compression sans perte.

Abstract – Virtual microscopy uses huge microscope images of human tissues for diagnosis. An efficient compression of these images is an important issue for their storage or transmission over networks when consulted by specialized browser. Our previously developed for CT and MRI algorithms are applied on virtual slides and compared to standards. We highlight the potential contribution of controlled losses approaches : near-lossless and/or region of interest (ROI) compression. Compression ratios of 17:1 (to 30:1) may be obtained for imperceptible (or quasi) losses of the ROI information. Compared to a lossless compression, it allows a division by 5.8 (to more than 10) of the storage space.

1 Introduction

Les images anatomopathologiques [1, 2], ou lames virtuelles de tissus biologiques, sont obtenues par numérisation microscopique d'échantillons de tissus, grossis à l'aide d'un objectif (généralement $\times 20$ ou $\times 40$) permettant d'obtenir une très haute définition (inférieure au micron par pixel). La lame est préparée à l'aide de colorants spéciaux et l'acquisition est faite sur trois canaux (Rouge, Vert, Bleu) ou plus, en imagerie multi-spectrale, avec une précision de 8 ou 12 bits par canal. Les images ainsi obtenues deviennent rapidement extrêmement volumineuses : un grossissement $\times 20$ de 1cm^2 peut produire environ 20000×20000 pixels.

Comme mentionné dans [1, 2], la compression sans perte est souvent préférable dans le milieu médical, y compris en imagerie anatomopathologique, pour des raisons juridiques et éthiques de maintien absolu de la fiabilité pour le diagnostic médical. En fait, les images doivent être archivées à plus ou moins long terme pour le suivi des patients, et pour servir de preuves en cas de poursuites judiciaires. Elles nécessitent alors d'être conservées dans un état strictement identique à celui utilisé lors du diagnostic et pourraient donc être une compressées avec pertes en amont. Cependant, par crainte d'altérer des informations potentiellement importantes pour les résultats, cette possibilité est peu exploitée par les médecins. Pourtant, la qualité visuelle (et donc du diagnostic) peut être conservée en autorisant une faible marge d'erreur et/ou en ne conservant que les informations pertinentes (région d'intérêt).

2 Base d'images et méthodologie

Nous nous sommes intéressés à la compression sans perte et avec pertes contrôlées de ces images. Les expérimentations ont porté sur une base de 30 lames virtuelles¹ de biopsies du foie. Elles sont accompagnées d'une segmentation automatique en quatre classes¹ (fond, tissu sain, stéatose et fibrose) réalisée à l'aide d'un algorithme robuste utilisant une classification floue généralisée et intégrant une supervision et un système expert [3]. Nous n'avons utilisé, dans un premier temps, que la segmentation fond/forme (ROI).

Les lames virtuelles de cette base ont une taille moyenne de 324 Mpixels (environ 19000×17000). Comme souvent en microscopie numérique de tissus biopsiés, la ROI occupe une faible portion de l'image : ici seuls 19% des pixels (en moyenne 61 Mpixels par image) contiennent une information pertinente. Une approche de compression ne s'attachant à conserver que la région d'intérêt peut donc se révéler très avantageuse.

Pour ces premières expérimentations, afin de simplifier la comparaison entre différentes méthodes de compression, les trois composantes couleurs RVB (24 bpp) ont été compressées indépendamment.

¹Nous tenons à remercier Christine Cavaro-Ménard de l'Antenne de Traitement d'Images Médicales du Laboratoire d'Ingénierie des Systèmes Automatisés d'Angers et du Pôle Imagerie du CHU d'Angers pour nous avoir fourni ces images et leur segmentation.

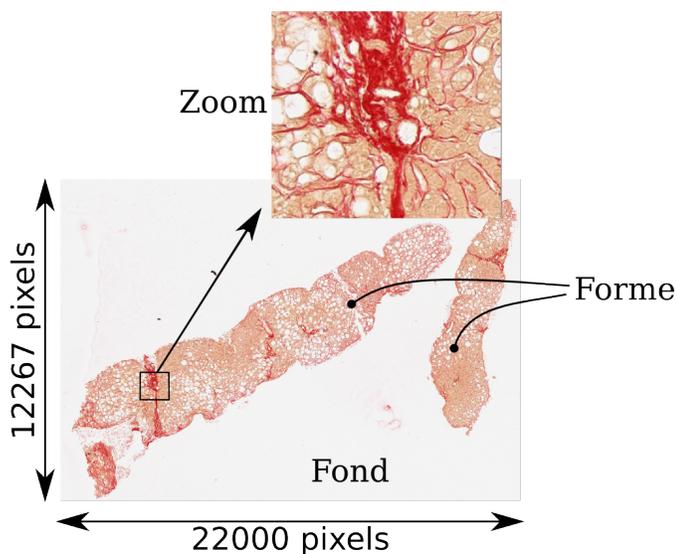


FIG. 1 – Exemple de lame virtuelle

3 Algorithmes de compression testés

Les techniques de compression sans perte standards JPEG-LS [4] et JPEG-2000 [5] sont comparées, dans le cadre de cet article, aux algorithmes HOPC (*Hierarchical Oriented Predictive Coder*) [6, 7] et ODC (*Optimized Decomposition Coder*) dans sa version originale [8] (WODC : *Wavelet ODC*), proposés et développés dans de précédentes études concernant d'autres modalités d'images médicales (IRM, tomographie). Une adaptation prédictive par interpolation (IODC : *Interpolative ODC*) ainsi que des extensions pour la compression de la région d'intérêt uniquement (WODC-ROI et IODC-ROI) sont également expérimentés.

JPEG-LS [4] est un codeur prédictif de type DPCM. Il utilise une prédiction suivant un parcours ligne par ligne et colonne par colonne de l'image. Des contextes de décorrélation et de codage sont modélisés à partir de l'information contenue dans des pixels causaux de proche voisinage. Il a été conçu pour allier rapidité et efficacité. Il combine un codage entropique Golomb-Rice et un codage RLE.

JPEG-2000 [5] utilise la transformée en ondelettes et une technique avancée de codage par plans de bits. Il offre de nombreuses fonctionnalités dont la compression sans perte (à l'aide d'une transformée en ondelettes entières réalisée par étapes de lifting) et la scalabilité en résolution et/ou en qualité.

HOPC [6] (cf. FIG. 2) est un codeur prédictif qui associe un modèle hiérarchique avec l'adaptabilité contextuelle très populaire des schémas DPCM. Il tente de mieux exploiter l'information causale que les approches hiérarchiques classiques afin de s'adapter aux orientations locales des structures. Pour chaque niveau hiérarchique, les pixels des colonnes impaires sont prédits un à un à l'aide de l'information causale disponible (HStep). Les colonnes paires permettent d'obtenir une image

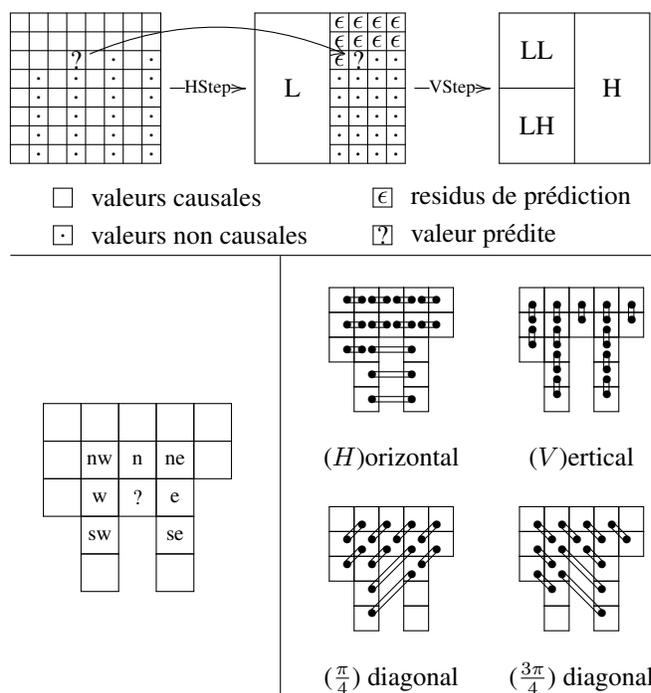


FIG. 2 – HOPC : i) en haut, un niveau hiérarchique de prédiction ; ii) en bas à gauche, motif causal utilisé lors de la prédiction (HStep) ; iii) en bas à droite, différences entre pixels utilisées (en valeur absolue) pour l'estimation orientée du gradient.

sous-échantillonnée horizontalement 'L'. L'opération est transposée pour prédire les pixels des lignes impaires de 'L' et avoir une image sous-échantillonnée 'LL'. Une représentation pyramidale résulte de l'application récursive de ce procédé sur 'LL'.

En s'appuyant sur les gradients orientés locaux au voisinage de chaque pixel, la prédiction la mieux adaptée est effectuée : une interpolation orientée, lorsque l'orientation estimée est H , $\frac{\pi}{4}$ ou $\frac{3\pi}{4}$, une prédiction linéaire verticale pour V , ou, dans les zones homogènes, une prédiction plus robuste au bruit. La prédiction est rendue adaptative à l'aide d'une méthode de correction contextuelle des biais de prédiction similaire à celles utilisées pour les approches DPCM.

HOPC propose ainsi une scalabilité en résolution et obtient des résultats similaires voir meilleurs que les algorithmes DPCM.

WODC [8] utilise une transformée en paquets d'ondelettes, dont le support des filtres et la décomposition sont optimisés pour chaque image afin de réduire le débit lors de leur compression sans perte. Comme JPEG-2000, il utilise un codeur par plans de bits et permet une scalabilité en résolution et/ou en qualité. IODC est une simplification de WODC n'utilisant qu'une étape de lifting de prédiction, lui conférant les propriétés d'un codeur prédictif et donc la possibilité d'effectuer facilement une compression presque sans perte. Enfin, WODC-ROI et IODC-ROI sont des extensions qui utilisent un lifting adapté à une région d'intérêt, similaire à [9], et qui ne compressent que les pixels appartenant à celle-ci. Ces deux algorithmes incluent un codage du masque spécifiant la ROI à l'aide

	JPEG-LS	JPEG-2000	HOPC	WODC	WODC-ROI	IODC	IODC-ROI
PAE=0	2.67	2.64	2.97	2.70	9.25	2.58	9.12
PAE=1	4.98	–	5.86	–	–	4.59	13.6
PAE=2	8.68	–	9.86	–	–	6.94	17.2
PAE=3	13.6	–	14.7	–	–	10.4	20.4
PAE=4	17.3	–	18.5	–	–	13.4	23.4
PAE=8	25.5	–	30.2	–	–	25.8	34.6

(JPEG-2000, WODC et WODC-ROI ne permettent pas une compression avec pertes contrôlées par PAE)

TAB. 1 – Taux de compression moyens, calculés sur sur les composantes R, G et B de l’ensemble de la base.

d’un codeur arithmétique binaire contextuel adaptatif.

JPEG-LS, HOPC et IODC permettent d’effectuer une compression presque sans perte : (définition assez commune) une compression avec pertes contrôlées, contraintes par un seuil maximal δ de l’erreur absolue appelé PAE (*Peak of Absolute Error*) :

$$\text{PAE} = \max_k \left\| I(k) - \tilde{I}(k) \right\| = \left\| I - \tilde{I} \right\|_{\infty}, \quad (1)$$

avec I l’image originale, et \tilde{I} l’image reconstruite.

Pour les codeurs prédictifs, cette fonctionnalité peut être simplement mise en place en effectuant une quantification scalaire uniforme (d’un pas δ) du résidu de prédiction. Cette prédiction doit également s’appuyer sur la reconstruction presque sans perte de l’information causale.

JPEG-LS utilise une technique similaire qui favorise le codage RLE lorsque la valeur RLE satisfait la contrainte d’erreur δ et obtient ainsi des taux de compression intéressants pour un codage rapide puisqu’évitant l’emploi d’un codeur arithmétique. Cependant lorsque δ est trop important, des artefacts de type « trainées horizontales », visuellement assez dérangeants, tendent à apparaître.

4 Résultats

La TAB. 1 reporte les taux de compression moyens obtenus sur l’ensemble des images de la base lors de leur compression sans perte et presque sans perte. On peut constater qu’en totalement sans perte (PAE=0 et sans prise en compte des ROI), l’algorithme proposé HOPC est le plus efficace et permet d’économiser environ 10% d’espace de stockage en comparaison à JPEG-LS et 11% par rapport à JPEG-2000. L’optimisation des filtres et de la décomposition (WODC et IODC) n’apporte rien de plus sur ces images. Cette faible efficacité peut en partie s’expliquer par un optimisation de la décomposition s’appuyant principalement sur du bruit (81% des pixels sont hors ROI).

Bien que la décomposition optimisée pour l’interpolation sans prise en compte de la région d’intérêt (IODC) semble moins bonne que la version ondelettes (WODC) ($\approx 4\%$), leurs performances sont plus proches lorsqu’utilisées sur la région d’intérêt uniquement ($\approx 1\%$). WODC-ROI, respectivement IODC-ROI, effectuent leur optimisation uniquement sur les pixels de la région d’intérêt ce qui leur permet de mieux s’adapter au contenu réel de l’image. Ils divisent alors par 3.4, resp. 3.5, l’espace de stockage en comparaison à leur version conservant les données inutiles hors ROI.

Les distorsions pouvant être obtenues en compression presque sans perte sont illustrées dans la FIG. 3 (IODC-ROI provoquera le même type d’artefacts que IODC). Pour un PAE de 2 les différences ne sont pas perceptibles et pour un PAE de 4 elles restent encore très peu visibles. Lorsque le PAE vaut 8 la qualité visuelle pour HOPC et encore très bonne, mais des artefacts sont visibles sur écran pour JPEG-LS et IODC. Les résultats pour un PAE de 16 et leurs différences avec l’originale sont illustrés ici juste pour renforcer les distorsions engendrées par chacun des algorithmes. Celles-ci diffèrent surtout dans les zones les plus uniformes. Ailleurs elles peuvent être assimilées principalement à un bruit granulaire provenant de l’inexactitude des modèles de prédiction renforcée par le PAE fixé.

HOPC se montre toujours plus performant que JPEG-LS ($\approx 10\%$ en moyenne). Pour des PAE de 2, respectivement 4, 8, la compression presque sans perte lui permet de diviser par 3.3, resp. 6.2, 10.2, l’espace de stockage en comparaison à sa version sans perte. De même, pour l’algorithme IODC-ROI, l’espace de stockage est divisé par 1.9, resp. 2.6, 3.8. Ces chiffres sont plus faibles en comparaison à HOPC, car il est beaucoup plus simple de supprimer l’information relative au bruit dans des zones relativement homogènes (hors ROI). Ainsi, pour des PAE assez élevés (ou une compression avec pertes), l’utilisation d’une ROI dans le but d’améliorer la compression n’aura plus beaucoup d’intérêt.

En résumé, sans différence perceptible (PAE=2) la compression peut être améliorée d’un facteur 3.3 (HOPC) ou 5.8 en combinant presque sans perte et région d’intérêt (IODC-ROI), en comparaison au meilleur taux de compression sans perte (HOPC). Avec des différences peu perceptibles (PAE=4) ces facteurs montent à 6.2 (HOPC) et 7.9 (IODC-ROI), et peuvent être supérieurs à 10 pour une qualité visuelle encore très bonne (HOPC, PAE=8).

5 Conclusion et perspectives

Sur ces images anatomopathologiques, HOPC se révèle donc être plus efficace que JPEG-LS et que JPEG-2000 ($\approx 10\%$) avec un taux de compression de presque 3:1. Pour un presque sans perte quasiment imperceptible (PAE=2) HOPC atteint des taux de compression de 9.8:1. Pour une compression sans perte de la région d’intérêt uniquement (IODC-ROI), l’espace de stockage peut être divisé par 3 (en comparant à HOPC sans perte) et lorsque combinée avec une approche presque sans perte im-

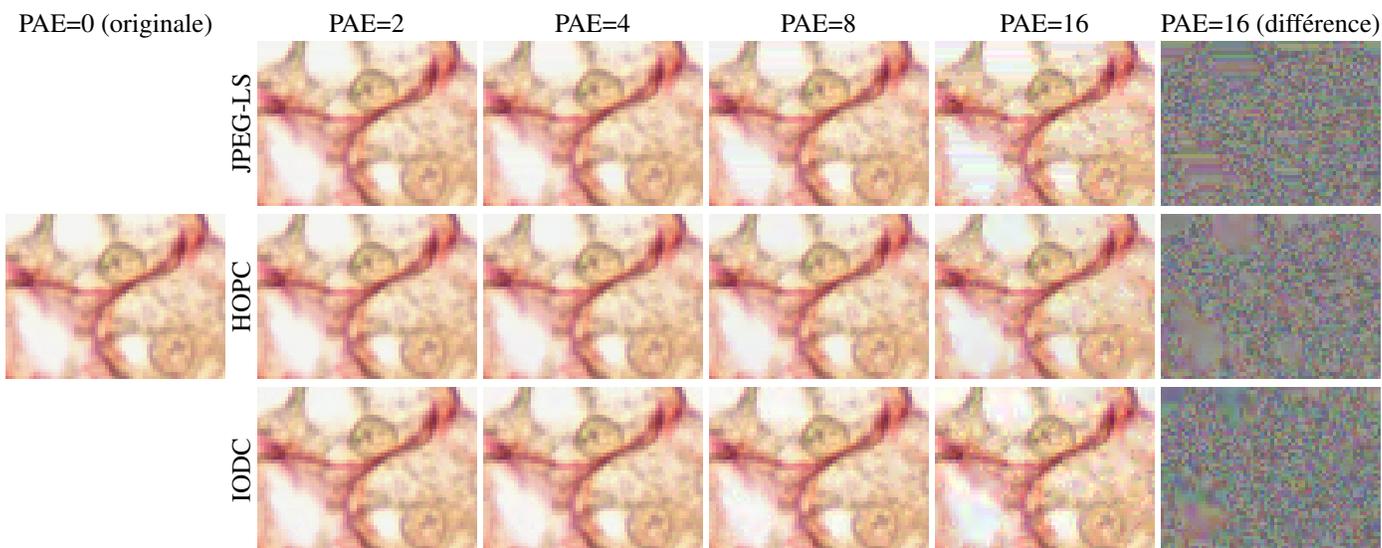


FIG. 3 – Exemple visuel : blocs de tailles 64×48 extraits d’une lame virtuelle compressée presque sans perte pour divers PAE, et différence entre l’originale et un PAE de 16 (multipliée par 2 et centrée sur $[128,128,128]$)

perceptible (PAE=2), il peut être divisé par quasiment 6 (taux de 17.2:1).

Le choix du PAE revient à l’utilisateur. Il semble raisonnable de pouvoir utiliser un PAE de 2 sur des images utilisant 8 bits par composante couleur, cependant une étude auprès de praticiens pourrait certainement permettre de fixer un PAE supérieur. On peut alors espérer atteindre des taux de compression de 30:1.

Malgré des facteurs de gain d’espace importants, en utilisant à la fois la région d’intérêt et une compression presque sans perte, la taille des images reste conséquente (en moyenne 57MB pour un PAE de 2 et 32MB pour un PAE de 8) et une compression **avec pertes**, prenant en compte la corrélation entre les différentes composantes couleurs et/ou plus adaptés au système visuel humain, par exemple, seraient fortement souhaitables et certainement plus efficaces.

Au vu de la nature des images, des méthodes de représentations parcimonieuses définies par apprentissages seront testées. Des techniques de codage progressif en qualité (lossy to lossless) pourront permettre de faciliter la navigation ou offrir la possibilité de dégrader la qualité de l’image au cours du temps (lossless to lossy) sans nécessiter un ré-encodage complet. Il paraît également intéressant d’étendre ces méthodes de compression avec prise en compte d’une segmentation multi-classes plus riche (ex : 4 classes) afin de pouvoir assigner des débits différents en fonction de la nature des données.

Références

- [1] A. Naït-Ali and C. Cavaro-Ménard, Eds., *Compression des images et des signaux médicaux*. LAVOISIER, 2007.
- [2] E. Romero, F. Gómez, and M. Iregui, “Virtual microscopy in medical images : a survey,” in *Modern Research and*

Educational Topics in Microscopy, A. Méndez-Vilas and J. Díaz, Eds. FORMATEX, 2007, pp. 996–1006.

- [3] V. Roullier, C. Cavaro-Menard, C. Guillaume, and C. Aube, “Fuzzy algorithms to extract vacuoles of steatosis on liver histological color images,” in *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS) 29th Annual International Conference of the IEEE*, aug. 2007, pp. 5575–5578.
- [4] M. Weinberger, G. Seroussi, and G. Sapiro, “The LOCO-I lossless image compression algorithm : principles and standardization into JPEG-LS,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 9, no. 8, pp. 1309–1324, Aug 2000.
- [5] D. Taubman and M. Marcellin, *JPEG2000 : Image Compression Fundamentals, Standards and Practice*. Springer, 2001.
- [6] J. Taquet and C. Labit, “Near-lossless and scalable compression for medical imaging using a new adaptive hierarchical oriented prediction,” in *Image Processing (ICIP), 2010 17th IEEE International Conference on*, 2010, pp. 481–484.
- [7] J. Taquet and C. Labit, “Compression sans perte et presque sans perte d’images médicales à l’aide d’un prédicteur hiérarchique orienté et adaptatif,” in *Compression et Représentation des Signaux Audiovisuels (CORESA 2010)*, LYON France, Oct. 2010.
- [8] J. Taquet and C. Labit, “Optimized decomposition basis using lanczos filters for lossless compression of biomedical images,” in *Multimedia Signal Processing (MMSP), 2010 IEEE International Workshop on*, 2010, pp. 122–127.
- [9] S. Li and W. Li, “Shape-adaptive discrete wavelet transforms for arbitrarily shaped visual object coding,” *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, vol. 10, no. 5, pp. 725–743, Aug 2000.