

Dissimilarités locales et globales pour évaluer la qualité d'images médicales compressées avec pertes

Frédéric MORAIN-NICOLIER, Jérôme LANDRÉ, Su RUAN

Centre de Recherche en STIC (CReSTIC)
9 rue de Québec, IUT, 10026 Troyes Cedex, France
frederic.nicolier@univ-reims.fr

Résumé – Cette communication porte sur l'évaluation de la qualité d'images compressées. L'obtention d'une localisation de la qualité est indispensable pour une bonne caractérisation des distortions. Une carte de dissimilarités locales est construite pour des images en niveau de gris, permettant une excellente détection et localisation visuelle des distortions. Une mesure globale est tirée de la somme quadratique des valeurs de la carte. Ces deux mesures (locale et globale) montrent leur efficacité et leur précision en regard de l'indice de similarité structurelle (*SSIM*)

Abstract – In order to evaluate performance quality of coding techniques, it is needed to have a good global index and a local index allowing the localisation of the distortions. In this study, a local dissimilarity map is presented for gray-level images. Its application to the comparison of a compressed image and its reference allows an excellent visual detection of the distortions. A global dissimilarity index is computed from the local dissimilarity map. These new measures are compared to the structural similarity index (*SSIM*). The results of the global measure are as good as the *SSIM*. The results of the local measure are quite superior to the *SSIM* computed in a local window.

1 Introduction

Le volume de données généré en une année par un service d'imagerie médicale peut se compter en téra-octets. L'utilisation de méthodes de compression avec pertes semble inévitable. Le principal écueil avec ce type de codage est la potentielle disparition ou apparition de détails importants. Il est donc essentiel d'estimer la qualité des images, aussi bien globalement que localement, pour aboutir à l'identification des erreurs.

Wang et al. [11] ont récemment proposé d'évaluer la qualité d'une image en mesurant un indice global de similarité structurelle (*structural similarity index* - *SSIM*). Une localisation est obtenue avec le calcul de l'indice dans une fenêtre glissante 8×8 . Le choix de la taille de fenêtre est la principale critique de cette construction. Dans des travaux antérieurs [2, 6], nous avons introduit une mesure de dissimilarité locale permettant la comparaison d'images binaires. Une carte de dissimilarité locale (CDL) est ainsi construite en utilisant une fenêtre glissante de taille auto-adaptative. L'idée générale est que la taille de la fenêtre croît jusqu'à être suffisamment grande pour saisir convenablement les caractéristiques locales.

Dans cette contribution, nous proposons de renverser le schéma de construction d'une mesure d'évaluation de la qualité. Nous construisons une mesure globale à partir d'une mesure locale. La mesure ainsi proposée s'appuie sur une CDL étendue aux images en niveaux de gris.

2 Carte de dissimilarité locale pour images en niveaux de gris

Parmi les distances entre ensembles, la distance de Hausdorff (DH) a souvent été utilisée en reconnaissance de formes [3]. La DH est définie par

$$D_H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (1)$$

avec $h(A, B) = \max_{a \in A} (\min_{b \in B} d(a, b))$ où d est une distance sous-jacente. Cette distance est globale. A partir de cette définition, une mesure locale puis une carte de dissimilarité locale (CDL) sont construites avec l'algorithme suivant [2] :

- Pour chaque pixel p , faire
 1. $n := 1$
 2. tant que $DH_{p,n}(A, B) \leq n$ et $n \leq DH(A, B)$, faire $n := n + 1$
 3. $CDL_p(A, B) = DH_{p,n-1}(A, B)$

Cet algorithme illustre bien le comportement de la CDL, mais n'est pas très rapide. La formule suivante est une expression de la CDL qui permet un calcul rapide (voir [2] pour les détails) :

$$CDL(p) = |A(x) - B(x)| \max(td_A(x), td_B(x)), \quad (2)$$

td_X étant la transformée en distance de l'image X .

Bien qu'initialement mise au point pour des images binaires, cette équation reste valable dans le cas d'images en niveaux de gris. Il existe cependant plusieurs solutions au calcul de la

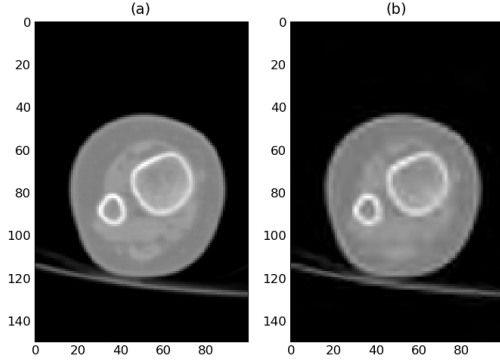


FIG. 1 – Image CT de référence (à gauche) et sa version compressée par JPEG2000 à 0,16 bpp (bit par pixel).

transformée en distance d’une image en niveaux de gris. Le choix portant sur la distance sous-jacente entre deux pixels, il est possible de retenir les deux alternatives principales suivantes :

- *GWDT (Gray Weighted Distance Transform)* : la distance est l’intégrale des niveaux de gris entre les deux pixels [5, 7] :

$$d_{GWDT}(a, b) = \frac{1}{2}(I(a) + I(b)) \times ||a - b|| \quad (3)$$

où $||a - b||$ est la distance spatiale entre les deux pixels a et b , $I(a)$ est le niveau de gris du pixel a .

- *WDOCS (Weighted Distance Transform On Curved Space)* : la distance est la longueur du chemin géodésique entre les deux pixels [8] :

$$d_{WDOCS}(a, b) = \sqrt{(I(a) + I(b))^2 + ||a - b||^2}. \quad (4)$$

Ces deux transformées peuvent être calculées rapidement, avec une très bonne approximation, par un algorithme ne parcourant l’image que deux fois [4].

SSIM L’indice de similarité structurelle proposé par Wang et al. [11] est basé sur l’hypothèse que le système visuel humain est fortement influencé par les structures présentes dans une scène. Le *SSIM (Structural SIMilarity index)* mesure ainsi la dégradation des structures entre deux image A et B :

$$SSIM(A, B) = \frac{(2\mu_A\mu_B + C_1)(2\sigma_{AB} + C_2)}{(\mu_A^2 + \mu_B^2 + C_1)(\sigma_A^2 + \sigma_B^2 + C_2)} \quad (5)$$

où μ_A (resp. μ_B) est l’intensité moyenne de A (resp. B), σ_A (resp. σ_B) est l’écart-type des intensités de A (resp. B) et σ_{AB} est la covariance entre les intensités de A et B . $C_1 = (k_1d)^2$, $C_2 = (k_2d)^2$ sont deux petites constantes positives nécessaires pour stabiliser la division. d est l’étendue des intensités et $k_1 = 0.01$, $k_2 = 0.03$ par défaut.

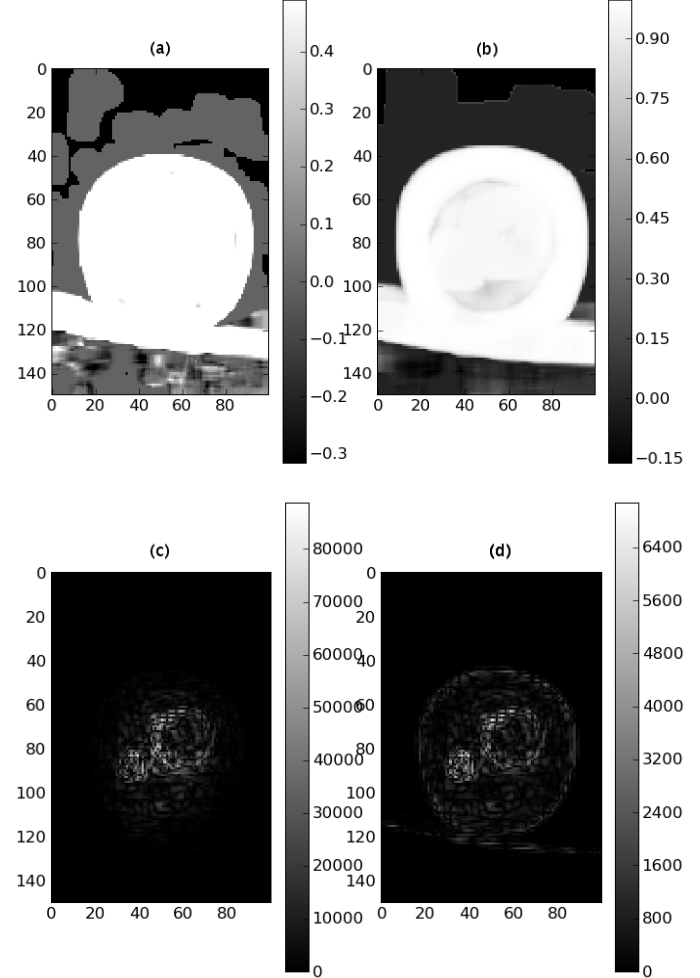


FIG. 2 – Estimation locale de la qualité de compression par *SSIM* (a-b) et *CDL* (c-d). *SSIM* est calculé dans une fenêtre glissante : en (a) une taille 7×7 est utilisée alors qu’en (b) il s’agit d’une taille 15×15 . Aucune de ces deux images n’est satisfaisante pour identifier convenablement les déformations. Les images de *CDL* sont calculées sous deux variantes : (c) *GWDT* et (d) *WDOCS*. Un niveau de gris foncé traduit une forte dissimilarité. Les déformations sont bien localisées et identifiables, particulièrement pour la *CDL-WDOCS*.

3 Estimation locale de la qualité

Trois mesures sont comparées : *SSIM*, CDL avec *GWDT* et CDL avec *WDTOCS*. Une image CT (*Computed tomography*) est utilisée comme référence et est compressée par JPEG2000 à 0, 16bpp (fig. 1).

Le premier test consiste à calculer l'indice *SSIM* localement, à l'aide d'une fenêtre glissante. Deux tailles sont employées : 7×7 et 15×15 (fig. 2a et 2b). L'indice *SSIM* est une mesure bornée dont les valeurs se situent entre -1 et 1 . Une grande similarité entre les deux images se traduit par une valeur proche de 1 . La taille de fenêtre 7×7 n'est clairement pas bien adaptée puisque le maximum de l'image *SSIM* vaut $0,5$ (parties blanches de l'image de la fig. 2a). Puisque que de nombreuses zones sont très similaires entre l'image référence et sa version compressée, un maximum proche de 1 serait plus correct. L'échelle des valeurs obtenues pour une taille plus importante (15×15) est plus significative (fig. 2b). De plus des distortions peuvent être détectées par la présence de valeurs faibles. Cependant, la grande taille de la fenêtre nuit à une bonne localisation de ces distortions. De plus les petites distortions sont noyées et rendues indétectables. Il apparaît donc qu'un compromis préside le choix de la taille de la fenêtre. Ce compromis est une conséquence du mode de calcul : une mesure globale est rendue locale. Une trop petite taille de fenêtre ne permet pas à la mesure d'être significative, mais une trop grande taille ne permet pas de mesurer les petites déformations.

La carte de dissimilarité locale ne souffre pas de cet inconvénient. Deux CDLs, calculées à partir des transformées en distance *GWDT* et *WDTOCS*, sont présentées fig. 2c et 2d. Les distortions apparaissent en clair et les zones similaires en foncé. Les deux cartes sont faciles à lire, les structures distordues sont clairement mises en évidence. Le compromis inhérent à l'indice *SSIM* local (lié au choix de la taille de la fenêtre glissante) n'existe pas. La mesure locale basée sur *WDTOCS* fournit l'information la plus précise puisque les distortions des contours des objets sont très bien détectées. Cet exemple est une bonne illustration de l'efficacité de la CDL comme détecteur de distortions entre une image compressée et sa référence.

4 Estimation globale de la qualité

Pour estimer de façon globale la qualité entre deux images, nous proposons de calculer un scalaire à partir de l'ensemble des mesures locales issues de la CDL. Une simple somme pourrait être utilisée mais Borgfors [1] a montré qu'une somme quadratique était plus discriminante. L'indice de dissimilarité globale (IDG) proposé est donc :

$$IDG(A, B) = \sqrt{\sum_{p \in A} CDL_{A,B}(p)^2}. \quad (6)$$

Pour l'ensemble des images de la base de test, les indices *SSIM*, IDG (avec *GWDT* et *WDTOCS*) sont calculés entre la référence et une gamme de versions compressées de cette réfé-

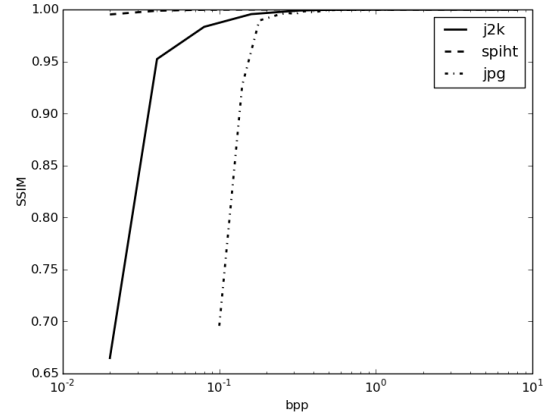


FIG. 3 – Estimation globale de qualité par *SSIM* en fonction du taux de compression (bpp : bit par pixel).

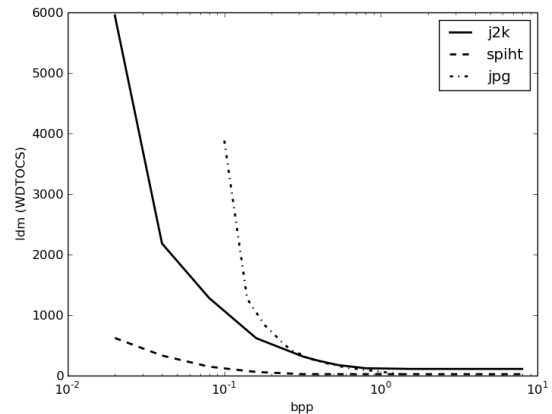


FIG. 4 – Estimation globale de qualité par IDG-*WDTOCS* en fonction du taux de compression (bpp : bit par pixel).

rence. Trois algorithmes de compression sont ainsi comparés : JPEG, JPEG2000 et SPIHT [9]. Pour chaque algorithme, une large gamme de taux de compression est testée. Pour chaque taux de compression la moyenne des indices *SSIM* calculée sur 4 images CT (*Computed Tomography*) et 4 images MR (*Magnetic Resonance*) est tracée fig. 3. Les valeurs obtenues pour la compression SPIHT sont proche de 1 , illustrant l'efficacité de cette méthode. Les valeurs obtenues par JPEG sont plus faible que celles de JPEG2000, ce qui est cohérent. Cependant une critique peut être apportée quant à la lisibilité des courbes. Pour des faibles compressions (au delà de 0.1 bpp), les courbes sont écrasées autour de $SSIM=1$, ce qui rend l'indice peu discriminant.

Les mêmes tests ont été menés pour l'IDG avec *WDTOCS*. Les valeurs moyennes sont donnés fig. 4. Les courbes indiquent un comportement parfaitement cohérent de l'indice global que nous proposons, avec une dépendance assez faible à la trans-

formée en distance choisie. Ainsi, la qualité de la compression JPG est reconnue plus faible que JPEG2000 et SPIHT, et la suprémacie de SPIHT est également visible. Par rapport aux courbes de l'indice *SSIM*, aucun écrasement n'est constaté ce qui rend les courbes plus lisibles. De plus les courbes IDG permettent de retrouver un résultat d'une autre étude [10] : la compression JPEG2000 n'est plus performante que JPEG qu'avec des taux de compression élevé (*i.e.* faibles bpp) : vers 1bpp la courbe JPEG passe sous la courbe JPEG2000.

5 Conclusion

Deux nouvelles mesures pour évaluer la qualité d'image compressées ont été proposées : une mesure locale bien définie, puis une mesure globale tirée de la mesure locale. La mesure locale est une carte de dissimilarité locale étendue aux images en niveau de gris grâce à une formulation s'appuyant sur des transformées en distance. Les deux mesures sont calculables rapidement puisque les transformées en distance sont calculables en deux passes seulement.

Les distortions produites par la compression JPEG 2000 peuvent être visuellement observées à l'aide de la mesure locale. Résultat qui ne peuvent être obtenus avec l'indice de similarité structurelle (*SSIM*) Wang et al. Les résultats de l'indice global sont également plus discriminants que ceux données par l'indice *SSIM* calculé globalement. La mesure globale proposée possède un comportement conforme à d'autres études.

Nous prétendons que ces excellentes performances ont pour explication que la carte de dissimilarité locale, par construction, est bien définie localement, contrairement aux indices globaux calculés localement. Ainsi d'un bon comportement local se traduit par un bon comportement global. Il est ainsi cohérent de déduire une information globale d'un ensemble d'informations locales.

Les suites à donner à ces travaux portent sur l'utilisation d'une base de test plus étendue ainsi que la confrontation à des mesures subjectives. Nous comptons également travailler sur la définition de la dissimilarité proposée pour la borner entre 0 et 1.

Références

[1] G. Borgefors, "Hierarchical chamfer matching : a parametric edge matching Algorithm", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 10, n. 6, pp. 849–865, 1988

[2] E. Baudrier, F. Nicolier, G. Millon and S. Ruan, "Binary-image comparison with local-dissimilarity quantification", *Pattern Recognition*, vol. 41, n. 5, pp. 1461–1478, jan. 2008

[3] D.P. Huttenlocher, W.J. Rucklidge, "Comparing images using the hausdorff distance", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, n. 9, pp. 850–863, 1993

[4] L. Ikonen, P. Toivanen, "Shortest routes on varying height surfaces using gray-level distance transforms", *Image and Vision Computing*, vol. 23, n. 2, pp. 133–141, feb. 2005

[5] G. Levi, U. Montanari, "A gray-weighted skeleton", *Information and Control*, vol. 17, n. 1, pp. 62–91, 1970

[6] F. Morain-Nicolier, S. Lebonvallet, E. Baudrier, S. Ruan, "Hausdorff distance based 3D quantification of brain tumor evolution from MRI images.," in *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*, 2007, pp. 5597-5600.

[7] P. Verbeek, B. Verwer, "Shading from shape, the eikonal equation solved by grey-weighted distance transform", *Pattern Recognition Letters*, vol. 11, pp. 681–690, 1990

[8] P.J. Toivanen, "New geodesic distance transforms for gray-scale images", *Pattern Recognition Letters*, vol. 17, n. 5, pp. 437–450, 1996

[9] A. Said, W. A. Pearlman, "A new fast and efficient image codec based upon set partitioning in hierarchical trees", *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 6, pp. 243-250, jun. 1996.

[10] Y.H.Shiao, T.J. Chen, K.S. Chuang, C.H. Lin, C.C. Chuang, "Quality of compressed medical images", *Journal of Digital Imaging*, vol. 20, n. 2, pp. 149–159, 2007

[11] Z. Wang, A.C. Bovik, H.R. Sheikh, E.P. Simoncelli, "Image quality assessment : from error visibility to structural similarity", *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 13, n. 4, pp. 600–612, apr. 2004