

Mesure de qualité d'image basée sur une transformée en ondelettes géométriques

ZEHIRA HADDAD^{1,2}, ALADINE CHETOUANI¹, AZEDDINE BEGHDAI¹

¹ Laboratoire Traitement et transport de l'information
93 avenue Jean Baptiste Clément 93430 Villetaneuse, France

² Laboratoire de Traitement d'Images et Rayonnement
BP 32 El Alia, 16111 Bab ezzouar, Alger, Algérie

¹zehira.haddad@univ-paris13.fr, aladine.chetouani@univ-paris13.fr,
beghdadi@univ-paris13.fr

Résumé –Le but d'une mesure de qualité d'image est d'évaluer les dégradations contenues dans une image en se rapprochant le plus possible de l'évaluation humaine. Récemment, les transformées en ondelettes géométriques ont prouvées leur efficacité dans l'analyse et représentation d'images. En effet, ces nouvelles transformées offrent une représentation très riche de l'image incluant différentes échelles et différentes orientations. La mesure de qualité proposée, calcule les dégradations dans ce domaine transformée, ce qui permet d'avoir une représentation plus riche du contenu de l'image. Le choix d'une transformée en ondelettes géométriques, appelée wave atom dans l'élaboration de cette mesure de qualité, nous permet d'avoir un compromis entre le multiéchelle et le multidirectionnel, ce qui nous permet de tirer le meilleur profit des transformations géométriques actuelles. Afin de se rapprocher le plus possible du jugement de l'œil humain, une étape de masquage a été introduite dans l'élaboration de cette mesure de qualité en essayant ainsi d'imiter la perception humaine. La métrique proposée a été testée sur la base de données TID2008 et a été comparée à d'autres mesures de qualité. Les résultats obtenus montrent l'intérêt et la fiabilité de cette mesure de qualité.

Abstract –The aim of an image quality measure is to estimate the image degradations as close as possible to the human evaluation. Recently, geometric wavelet transforms has proven their performance in representation and image analysis. Indeed, these new transforms offer a rich representation of the image including different scales and different orientations. The proposed image quality measure, calculates the distortions in this transform domain, offering a richer representation of the image content. The choice of a specific geometric wavelet transform, wave atom, in the development of this metric allows to have a compromise between the multiscale and multidirectional aspects, allowing us to have the best benefit of the existing geometric transforms. In order to approach the human eye judgement, a masking step was introduced in the development of this image quality metric, trying to imitate human perception. The proposed metric was tested on the TID2008 database and was compared to other image quality metrics. The obtained results show the performance and reliability of this image quality measure.

1 Introduction

Le développement d'une mesure de qualité d'image qui puisse remplacer l'évaluation subjective de l'œil humain fait partie des axes de recherche les plus actifs actuellement. En effet, différentes applications du traitement d'images comme le filtrage, la compression ou le tatouage numérique, requièrent une mesure objective de la qualité d'image, autre que l'appréciation subjective d'un opérateur humain.

Les mesures de qualité d'images les plus connues et malheureusement les plus utilisées sont, l'erreur quadratique moyenne MSE et le rapport signal sur bruit PSNR. Néanmoins, il faut savoir que ces mesures ne sont pas toujours en accord avec l'appréciation humaine.

De nombreux travaux ont été réalisés dans le but de développer des métriques en accord avec le jugement humain. Selon l'utilisation ou non de l'image de référence, on distingue trois catégories de métriques de qualité d'images, les métriques sans références, les métriques avec références et celles à références réduites. Notons que les métriques sans références sont

généralement dédiées à un type de dégradation bien spécifique. Dans cet article, nous nous intéressons au développement d'une mesure de qualité d'image avec références. Parmi les métriques de qualité d'image avec références les plus connues, on trouve la métrique SSIM [1] qui a mis en avant l'importance de la notion de structure dans une image. Ceci en se basant sur le fait que la perception visuelle est très sensible à l'extraction de caractéristiques structurelles dans une image naturelle. Yang et al ont travaillé quant à eux sur l'application de SSIM dans le domaine de la transformée en ondelette discrète [2]. Chandler et al [13] ont proposé une mesure de qualité d'image VSNR calculant le rapport signal sur bruit dans le domaine des ondelettes en utilisant des seuils de visibilité traduisant le comportement visuel humain.

Des études approfondies sur le cortex visuel primaire ont révélé que les cellules neuronales dans la zone V1 pourraient être décrites par des filtres linéaires localisés, orientés et de type passe-bande [3]. Ces résultats montrent l'intérêt de l'aspect multiéchelle et multidirectionnel dans la représentation d'image. En se

basant sur ces résultats, des travaux très récents ont été réalisés dans le but d'estimer les distorsions dans un domaine de transformée multiéchelle et multidirectionnelle. La transformée de Radon a été utilisée par Pang et al [4] qui ont proposé une mesure de qualité d'image basée essentiellement sur des informations directionnelles. Une autre transformée, la transformée en Contourlet a été également utilisée avec succès dans ce domaine. Gao et al [5] ont proposé une métrique utilisant la transformée en Contourlet basée sur les Ondelettes, tandis que Liu et al [6] ont utilisé la transformée en contourlet classique. Ces auteurs ont ainsi pu estimer les distorsions dans différentes sous bandes correspondantes à ces transformées tout en utilisant quelques propriétés du comportement du système visuel humain tel que la cfs la fonction de sensibilité du contraste et le masquage.

En se basant sur les résultats des travaux effectués sur les propriétés des champs réceptifs des neurones correspondant au cortex visuel primaire [3], nous décidons d'estimer les dégradations dans un domaine de transformée multiéchelle et multidirectionnel. Pour ce faire, parmi les transformées en ondelettes géométriques qui existent, nous choisissons une transformée qui est à été établi dans le but d'être un compromis entre l'aspect multiéchelle et le multidirectionnel. De ce fait, nous essayons de tirer profit en alliant ces deux propriétés avec des degrés égaux de sorte que la transformée soit autant multiéchelle que multidirectionnelle. Cette transformée est la transformée wave atom [7].

Ce papier est organisé comme suit. Dans la section 2, nous introduisons brièvement la transformée wave atom. La métrique d'évaluation de la qualité d'image proposée est présentée dans la section 3. La section 4 est dédiée à la présentation et à la discussion des résultats obtenus. La section 5 conclut ce travail.

2 Transformée wave atom

En traitement d'images, les ondelettes engendrent beaucoup de coefficients de forte énergie le long des contours. Afin de palier à ce problème, plusieurs recherches ont été poursuivies dans le but de chercher une transformée qui filtre directement le long des contours de l'image. C'est ainsi que de nombreuses transformées appelées ondelettes géométriques, ont vu le jour [8]. Les unes reposant sur des bancs de filtres directionnels fixes permettant l'analyse d'images à des échelles, positions et orientations fixes, les autres reposant sur une approche adaptative à partir d'un modèle géométrique fournissant la direction d'analyse locale. Ainsi, il est facile de distinguer deux grands types d'approches, les approches adaptatives et non adaptatives. La transformée wave atom fait partie de cette nouvelle génération de transformées multiéchelles et multidirectionnelles non adaptative. Cette transformée a donné de très bons résultats dans la représentation d'images contenant des textures ou des structures oscillatoires.

Pour mieux comprendre et situer la transformée wave atom parmi les transformées géométriques existantes,

utilisons deux paramètres α et β [7]. Le paramètre α représente l'aspect multiéchelle d'une transformée, tandis que β représente l'aspect directionnel. α et β peuvent varier entre 0 et 1. Lorsque $\alpha=0$, la transformée n'est pas multiéchelle, c'est le cas de la transformée de Gabor. Lorsque $\alpha=1$, la transformée est multiéchelle c'est le cas des ondelettes, des ridgelets [9] ou des curvelets [10]. β étant le paramètre mesurant la sélectivité multidirectionnelle d'un paquet d'ondelettes, $\beta = 0$ représente une sélectivité maximale, la transformée dans ce cas est multidirectionnelle elle peut être décomposée sur toutes les directions possibles. $\beta=1$ représente une sélectivité minimale c'est le cas des ondelettes où il y a très peu d'informations directionnelles (profil horizontal, profil vertical et profil diagonal). Dans ce cadre, la transformée Wave atom se situe dans le cas particulier où $\alpha = \beta = 0.5$. Cette transformée est autant multiéchelle que multidirectionnelle, elle constitue ainsi un compromis entre les deux propriétés en possédant les deux au même degré. La figure 1 illustre ce qui vient d'être dit.

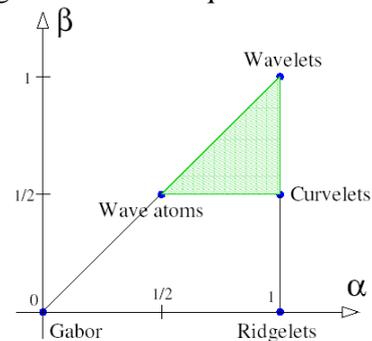


Figure 1 : Diagramme (α, β) selon [7].

Wave atom [7] est noté $\varphi_{\mu}(x)$, avec les paramètres

$\mu = (j, m, n) = (j, m_1, m_2, n_1, n_2)$. Les indexes j, m_1, m_2, n_1, n_2 sont des entiers associés à un point (x_{μ}, y_{μ}) dans le domaine espace-phase défini comme suit:

$$x_{\mu} = 2^{-j} n, \quad \omega_{\mu} = \pi 2^j m, \quad C_1 2^j \leq \max_{i=1,2} |m_i| \leq C_2 2^j$$

Dans le but de mieux comprendre la transformée wave atom, intéressons nous d'abord au cas 1D.

La transformée wave atom est construite à partir d'un produit tensoriel de paquets d'ondelettes 1D spécifiques de type Villemoes. Une famille de paquets d'ondelettes Villemoes à valeurs réelles $\Psi_{m,n}^j(x)$, $j \geq 0, m \geq 0, n \in \mathbb{Z}$, centrée à une fréquence $\pm \omega_{j,m} = \pm \pi 2^j m$, avec $C_1 2^j \leq m \leq C_2 2^j$ et centrée spatialement à $x_{j,n} = 2^{-j} n$, est construite. La version 1D d'une échelle parabolique a un support $\Psi_{m,n}^j(\omega)$ de longueur $O(2^{2j})$ lorsque $\omega_{j,m} = O(2^{2j})$ [10].

La figure 2 présente l'arbre de décomposition correspondant à la transformée wave atom définissant le partitionnement de l'axe des fréquences en 1D. La figure du dessous représente le paquet d'ondelettes de Villemoes sur l'axe des fréquences positives. Les labels "LH", et "RH" correspondent respectivement à fenêtre gauche et fenêtre droite [10], tandis que la profondeur j correspond à la fréquence 2^{2j} .

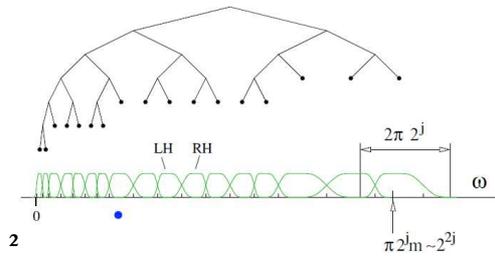


Figure 2 : Arbre de décomposition de la transformée wave atom dans le cas 1D.

La construction 1D peut être étendue au cas 2D. Pour cela considérons la base orthonormale $\varphi_\mu^+(x)$. Lorsque $\varphi_\mu^+(x) = \varphi_\mu^{(1)}(x) + \varphi_\mu^{(2)}(x)$, chaque fonction de base $\varphi_\mu^+(x)$ oscille autour de 2 directions distinctes, au lieu d'une. C'est sur ce principe que repose la construction de la transformée wave atom [10].

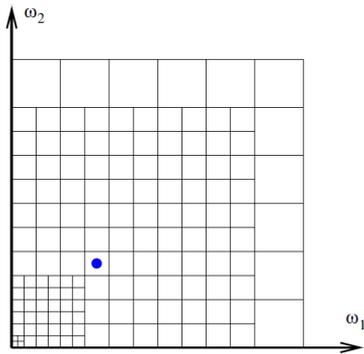


Figure 3 : Arbre de décomposition de la transformée wave atoms dans le cas 2D.

La Figure 3 représente l'arbre de décomposition de la transformée wave atoms en 2D. Lorsque l'échelle j augmente de 1, la taille des carrés devient double. A chaque échelle, les carrés sont indexés par m_1, m_2 . Le point bleu correspond au changement d'échelle de la figure 2 [10].

3 La mesure de qualité d'image proposée

La transformée wave atom semble être un outil tout à fait approprié pour l'évaluation des distorsions dans une image. En effet, cette transformée est un outil d'analyse et de représentation d'image très puissant. Cette transformée excelle dans la représentation d'images compliquées comme la texture ou les images contenant des modèles oscillatoires. La transformée wave atom pourra capturer facilement les caractéristiques structurales de l'image. L'utilisation d'un outil de représentation riche permet de mieux évaluer les dégradations contenues dans une image. Dans le but de rendre la mesure de qualité proposée en accord avec le comportement du système visuel humain, des propriétés de ce système ont été spécialement introduites dans le développement de cette métrique.

La première étape du développement de la mesure de qualité proposée consiste à décomposer l'image originale et l'image dégradée en différents coefficients wave atoms selon les différentes échelles et orientations. Notons $x_{l,o}^R(i, j)$ et $x_{l,o}^D(i, j)$ les coefficients wave atom correspondant au point (i, j) , à l'échelle l et à

l'orientation o pour les images Im_R et Im_D (image originale et image dégradée).

En se basant sur le comportement du système visuel humain, on introduit lors du développement de la métrique, un phénomène de masquage. Ce masquage traduit le comportement visuel de l'œil humain. Tout d'abord, un masquage de contraste est utilisé afin de prendre en compte la modification du seuil de visibilité selon la valeur du contraste. Puis, un masquage entropique est utilisé pour prendre en compte la modification du seuil de visibilité selon les caractéristiques du voisinage. En s'inspirant du modèle de Daly [11], [12], un seuil de visibilité $S_{l,o}(i, j)$ est calculé pour chaque point (i, j) à l'échelle l et à l'orientation o selon la formule suivante:

$$S_{l,o}(i, j) = \left(1 + \left(p_1 \cdot \left(p_2 \cdot |x_{l,o}(i, j)| \right)^{A + \Delta a(i, j)} \right)^b \right)^{1/b} \quad (1)$$

p_1, p_2 sont deux paramètres correspondant au point pivot de la courbe de contraste. b est un paramètre traduisant la façon dont la courbe suit l'asymptote dans la région de transition. $a(i, j) = A + \Delta a(i, j)$ représente la pente de l'asymptote du masquage de contraste en fonction du voisinage. $\Delta a(i, j)$ est calculé à partir de l'entropie du voisinage de l'image test selon la formule suivante:

$$\Delta a(i, j) = \frac{b_1}{1 + e^{-b_2(E(i, j) - b_3)}} \quad (2)$$

$$E(i, j) = - \sum \text{prob}(i, j) \log(\text{prob}(i, j)) \quad (3)$$

$E(i, j)$ représente la carte d'entropie calculée à partir de la probabilité $\text{prob}(i, j)$ déduite de l'histogramme de luminance du voisinage du point (i, j) .

Les paramètres b_1, b_2, b_3 sont des paramètres ajustables. Les valeurs utilisés pour ce travail sont:

$$b_1 = 0.3; b_2 = 2; b_3 = 1; p_1 = p_2 = 1; b = 2; A = 0.65$$

Le nombre de sous bandes et d'orientations dépend de la taille de l'image. L'arbre de décomposition en différentes sous bandes et orientations suit l'arbre de la figure 3. Une image 512*512 aura ainsi 5 sous bandes, 4 orientations pour la 1^{ère}, 48 orientations pour la 2^{ème}, 35 orientations pour la 3^{ème}, 91 orientations pour la 4^{ème} et 231 orientations pour la 5^{ème}.

Une fois les seuils de visibilité calculés, une mesure d'erreur normalisée par rapport à ce seuils est établi:

$$Er_{l,o}(i, j) = \frac{|x_{l,o}^R - x_{l,o}^D|}{\max(S_{l,o}^R(i, j), S_{l,o}^D(i, j))} \quad (4)$$

L'étape suivante consiste en la combinaison des différentes erreurs normalisées résultant de chaque site, échelle et orientation, ceci dans le but d'obtenir une seule valeur au final.

$$Er_{l,o} = \left(\frac{1}{I_{l,o} \cdot J_{l,o}} \sum_{i=1}^{I_{l,o}} \sum_{j=1}^{J_{l,o}} (Er_{l,o}(i, j))^2 \right)^{1/2} \quad (5)$$

$$Er = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \left(\frac{1}{O_l} \sum_{o=1}^{O_l} Er_{l,o} \right) \quad (6)$$

La métrique proposée est obtenue en appliquant le logarithme à la base 10 au résultat précédent. Afin d'éviter une valeur infinie nous ajoutons un 1 pour éviter d'avoir à calculer un logarithme de zéro.

$$WA = \log_{10}(Er + 1) \quad (7)$$

4 Résultats expérimentaux

Un premier travail que nous avons effectué sur cette mesure de qualité a été publié dans [14]. Ici, nous complétons ce travail en présentant d'autres résultats. La base de données utilisée est la base TID2008. Cette base de données est très riche en terme de nombre de dégradations, elle contient 17 types de dégradations, 25 images de références et 1700 images dégradées correspondant à 4 niveaux de dégradation. Cette base de données fournit également les évaluations subjectives (MOS) des individus ayant noté ces images. Sachant que la performance d'une métrique est fonction de son taux de corrélation avec l'appréciation visuelle humaine, nous présentons dans le tableau 1 les résultats de corrélation obtenus de la mesure de qualité proposée avec les mesures subjectives données par la base de données TID2008.

Tab 1 : Résultats de corrélation de la métrique proposée avec la base de données TID2008.

Dégradations \ Métriques	Wa	ssim	Vsnr
Bruit gaussien additif	0,8662	0,7880	0,7448
Bruit additif dans les composantes couleur	0,7984	0,8075	0,7639
Bruit corrélé spatialement	0,9255	0,8017	0,7500
Bruit de masquage	0,7476	0,8147	0,7530
Bruit haute fréquence	0,9281	0,8648	0,8832
Bruit d'impulsion	0,7355	0,7282	0,6242
Bruit de quantification	0,7960	0,7809	0,8130
Flou gaussien	0,9189	0,8992	0,9160
Débruitage d'image	0,9324	0,8930	0,9194
Compression jpeg	0,9623	0,8945	0,9058
Compression jpeg2000	0,9693	0,8409	0,9343
Erreur transmission jpeg	0,8241	0,8123	0,6466
Erreur de transmission jpeg2000	0,8287	0,8133	0,7610
Bruit non excentricité	0,7325	0,6545	0,5658
Distorsion locale d'un bloc de \neq intensités	0,6207	0,8907	0,2727
Décalage d'intensité	0,5076	0,7283	0,2469
Changement de contraste	0,4768	0,6747	0,4285

Dans le but de comparer les résultats obtenus de la métrique proposée avec ceux d'autres métriques, nous donnons les résultats de corrélation des mesures de qualité d'images ssim [1] et vsnr [13] avec la même base de données. Ces deux métriques font partie des métriques les plus connues et les plus performantes actuellement. Les résultats montrent que la métrique proposée est meilleure que les précédentes métriques pour la majorité des 17 dégradations, sauf pour quelques unes où ssim ou vsnr sont meilleures. Notons toutefois

que si l'on somme toutes les dégradations, la métrique proposée obtient les meilleurs résultats de corrélation.

5 Conclusion

Cet article propose d'utiliser un outil puissant d'analyse et de représentation d'image pour l'élaboration d'une mesure de qualité d'image. Le fait d'estimer les dégradations dans un espace de représentation très riche permet de mieux évaluer la qualité d'image. La métrique proposée utilise des propriétés spécifiques au système visuel humain tel que le masquage entropique et le masquage du contraste. Afin de valider la métrique proposée, elle a été testée sur la base TID 2008. Les résultats de corrélation obtenus entre les mesures objectives de cette métrique et le MOS fourni par la base de données montrent l'intérêt et la fiabilité de cette métrique de qualité d'image par rapport aux autres métriques testés.

6 Références bibliographiques

- [1] Z. Wang, A. Bovik, H. Sheikh, E. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity", *IEEE Trans. Image Process.* 13, 600–612, 2004.
- [2] C. L. Yang, W. R. Gao and L. M. Po, "Discrete Wavelet transform-based Structural Similarity for Image Quality Assessment", *IEEE ICIP*, 377-380, 2008.
- [3] D. H. Hubel and T. N. Wiesel, "Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the castor visual cortex", *J. Physiol.*, 160, 106-154, 1962.
- [4] J. X. Pang, R. Zhang, H. Zhang, X. Huan and Z. K. Liu, "Image quality assessment metrics by using directional projection", *Chinese Optics Letters*, 6 (7) 491-494, 2008.
- [5] X. Gao, W. Lu and D. Tao "Wavelet based contourlet in quality evaluation of digital images" *Neurocomputing*, 72 (1-3) pp, 378-385, 2008.
- [6] Mingna Liu and Xin Yang, "Image quality assessment using contourlet transform", *optical engineering*, 48(10)107201, 2009.
- [7] L. Demanet, L. Ying, "Wave atom and sparsity of oscillatory patterns", *Appl. Comput.*, vol. 23, Issue 3, pp. 368-387, 2007.
- [8] H. Führ, L. Demaret, F. Friedrich, "Beyond wavelets: New image representation Paradigms," *Survey article*, preprint version, 2005.
- [9] E. Candes, D. Donoho, "Ridgelets: A key to higher-dimensional intermittency?", *Philosophical transactions Royal Society, Mathematical, physical and engineering sciences*, vol. 357, no. 1760, pp.2495- 2509, 1999.
- [10] E. Candes, D. Donoho, "Curvelets - A surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges, curves and surfaces," *Curves and Surfaces*, Vanderbilt University Press, Nashville, TN, 1999.
- [11] A. Ninassi, O. Le Meur, P. Le caller and D. Barba, "On the performance of human visual system based image quality assessment metric using wavelet domain", *In proc. SPIE*, vol. 6806, 680610-680610-12, 2008.
- [12] A. B. Watson, R. Borthwick and M. Taylor, "Image quality and entropy masking," *In Proc. SPIE*, vol. 3016, 2-12, 1997.
- [13] D. M. Chandler, S.S. Hemami, "On line supplement to VSNR: a visual signal to noise ratio for natural images based on near-threshold and suprathreshold vision", *Image Processing, IEEE Transactions*, vol 16, Issue 9, pp.2284 – 2298, Sept. 2007.
- [14] Zehira HADDAD, Azeddine BEGHADADI, Amina SERIR, Anissa MOKRAOUI, "image quality assessment based on wave atoms transform", *Proceedings of 2010 IEEE 17th International Conference on Image Processing*, Hong Kong, September 26-29, 2010.