

# Estimation de la qualité sans référence des images compressées JPEG2000

ALADINE CHETOUANI, AZEDDINE BEGHDAI

Laboratoire de Traitement et de Transport de l'Information  
99 avenue Jean Baptiste Clément, 93430 Villetaneuse, France  
[aladine.chetouani@univ-paris13.fr](mailto:aladine.chetouani@univ-paris13.fr), [azeddine.beghdadi@univ-paris13.fr](mailto:azeddine.beghdadi@univ-paris13.fr)

Résumé - Généralement dans la littérature, les mesures de qualité sans référence dédiées aux images compressées JPEG2000 se focalisent essentiellement sur l'effet de Gibbs ou halo (« ringing » en anglais). Cependant, à certain niveau de compression, l'artefact le plus prépondérant est le flou. Afin de remédier à cette limitation, nous proposons une approche originale permettant de sélectionner la métrique sans référence (flou ou effet de Gibbs 2D) selon la dominance de la dégradation contenue dans l'image. L'identification de la dégradation est ici réalisée par un réseau de neurones artificiel de type MLP (Multi Layer Perceptron). La méthode a été évaluée en termes de bonne classification et de corrélation avec l'appréciation subjective.

Abstract – Generally, No Reference (NR) Image Quality Metrics (IQMs) for JPEG2000 compressed images consider the ringing effect as the most dominant degradation. However, at a certain bite rate, blur degradation appears and becomes the most annoying. We propose here to estimate the quality of JPEG2000 compressed images by first identifying the dominant distortion and then selecting the appropriate metric (blur or ringing). The degradation identification is realized using an Artificial Neural Networks (ANN). The performances of the proposed method are evaluated in terms of classification accuracy and correlation with subjective scores.

## 1 Introduction de section

Le signal image passe souvent par différentes étapes avant d'arriver sur notre support de visualisation. Ces étapes peuvent affecter la qualité visuelle de l'image par différentes dégradations. Parmi les dégradations les plus fréquentes et les plus connues : les effets de bloc, le flou et l'effet de Gibbs 2D.

Les effets de bloc se manifestent par une apparition de frontières horizontales et verticales artificielles dont la visibilité dépend fortement de la distribution spatiale des intensités dans l'image. De plus, la visibilité de cette distorsion est amplifiée par une sensibilité horizontale et verticale accrue du Système Visuel Humain (SVH). Les effets de bloc sont la conséquence d'un découpage de l'image en blocs et leur traitement de façon indépendante. C'est généralement le cas des méthodes de compression par bloc telles que JPEG ou la quantification vectorielle.

Le flou est aussi un artefact gênant dont les origines sont diverses (mouvement, compression, défocalisation, ...) et peuvent se produire à différents niveaux de la chaîne d'acquisition, de traitements et de transmission. Cette distorsion se manifeste essentiellement au niveau des détails et des transitions dans l'image. L'effet de lissage au niveau des contours et des textures qui en résulte affecte sensiblement la qualité de l'image par une diminution du contraste.

Le ringing ou l'effet de Gibbs 2D apparaît quant à lui sous forme d'oscillations au voisinage des régions à

fort contraste et est souvent défini comme étant un bruit structuré au niveau de ces régions. Cet effet se traduit visuellement par l'apparition d'oscillations ou d'ombres successives le long des contours. C'est le cas notamment des images compressées par JPEG2000. Le niveau de visibilité de cette dégradation dépend fortement du contraste et du contenu fréquentiel. Plus le contraste est élevé, plus la distorsion incommode l'observateur. Au voisinage des zones texturées, ce phénomène est légèrement masqué mais perturbe la cohérence spatiale du signal image. A proximité d'une région homogène, la dégradation devient très gênante. Elle est due en général à l'étape de quantification ou de décimation des coefficients hautes fréquences.

Pour estimer l'impact visuel de ces dégradations, différentes métriques de qualité ont été proposées dans la littérature [1,2]. On distingue essentiellement deux approches : l'évaluation subjective et l'évaluation objective.

L'évaluation subjective, qui fait intervenir l'observateur humain, est l'approche la plus acceptée et est considérée comme la solution de référence. Malheureusement, elle nécessite de suivre plusieurs procédures, formalisées par l'UIT [3], qui sont complexes et non déterministes. Il est à noter aussi qu'une corrélation parfaite avec le SVH n'est jamais obtenue notamment à cause de la variabilité naturelle de la qualité des évaluations subjectives et des difficultés de maîtrise de l'environnement de mesure.

L'évaluation objective a été proposée comme solution alternative aux tests subjectifs. Elle permet d'estimer la qualité des images de manière automatique à partir de critères mathématiques.

Dans cette étude, notre travail se focalise sur les métriques de qualité d'images sans référence dédiées aux images compressées JPEG2000. Nous proposons de remédier à une des limitations de ces métriques généralement proposées dans la littérature. En effet, ces mesures considèrent généralement l'effet de Gibbs 2D comme étant l'unique artefact. Cependant, on s'aperçoit que pour certain taux de compression, le flou apparaît et devient même la dégradation dominante dans l'image. Nous proposons ici une approche originale qui consiste à détecter le type de dégradation dominant contenu dans l'image, à savoir l'effet de Gibbs 2D ou le flou, et ensuite sélectionner la mesure la plus adaptée. Pour ce faire, un réseau de neurones artificiel (ANN) de type MLP (Multi Layer Perceptron) est utilisé comme classifieur.

Cet article est organisé comme suit. La section 2 décrit la procédure d'identification du type de dégradation à travers les bases d'images utilisées, les descripteurs sélectionnés ainsi que le classifieur choisi. La section 3 est dédiée à l'évaluation de la méthode en termes de classification et de corrélation avec les notes subjectives. Nous terminons par une conclusion et des perspectives.

## 2 Méthode proposée

Les métriques de qualité d'image sans référence dédiées aux images compressées JPEG2000 considèrent généralement l'effet de Gibbs 2D comme étant la dégradation principale. Néanmoins, on observe à certains taux de compression l'apparition de flou qui devient même dominant limitant ainsi fortement l'utilisation de ce type de mesures. En effet, l'impact visuel de ces deux dégradations sur une image donnée diffère sensiblement. Il y a apparition d'oscillations ou (Gibbs 2D) ou atténuation du contraste (flou, voir figure 1).

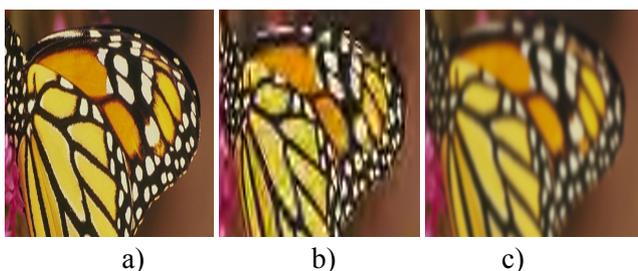


Figure 1 : a) Image originale, b) sa version compressée JPEG2000 et c) sa version floutée

Nous proposons ici une solution originale permettant de pallier à cette limitation et ainsi d'améliorer les performances de ce type de mesures de qualité

d'images. Le principe de la méthode proposée est illustré par la figure 2.

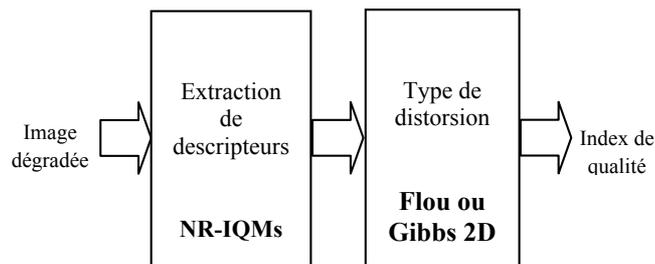


Figure 2 : Schéma synoptique

Nous présentons dans ce qui suit les bases d'images utilisées, les descripteurs sélectionnés ainsi que le classifieur.

### 2.1 Base d'images

Dans cette étude, deux bases d'images ont été utilisées : La base LIVE [4] et la base TID 2008 [5].

La base d'images LIVE est constituée de 5 dégradations différentes. Elle fournit pour chaque image de la base, une note subjective appelée DMOS (Difference Mean Opinion Scores) où la valeur zéro correspond à la meilleure qualité, plus le DMOS est élevé, plus la qualité est mauvaise. Cette base est utilisée uniquement pour l'apprentissage.

Quant à la base TID 2008, elle est constituée de 17 types de dégradations. Les notes subjectives fournies sont le MOS (Mean Opinion Scores) qui varient entre 0 et 9, avec 9 la meilleure qualité et 0 la plus mauvaise.

Pour chacune de ces bases, différentes dégradations sont disponibles. Dans cette étude, uniquement les distorsions de type flou et Gibbs 2D ont été considérées. Différents taux de compression sont considérés et illustré par la figure 3.

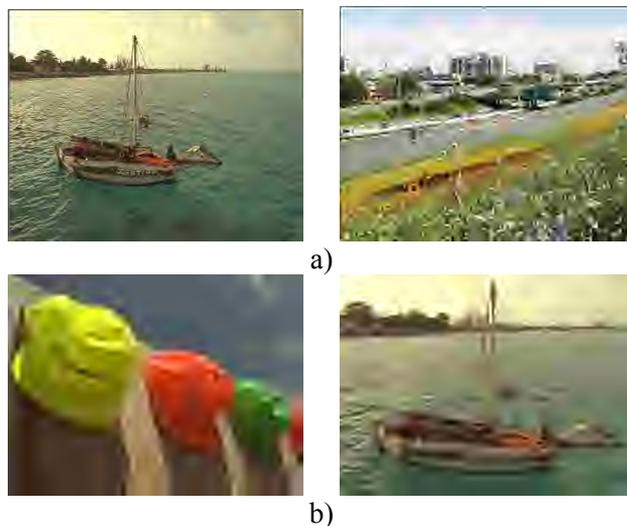


Figure 3 : Echantillon d'images a) de la base LIVE et b) de la base TID 2008

## 2.2 Descripteurs

Pour identifier le type de dégradation dominant dans les images (flou et Gibbs 2D), différents descripteurs ont été utilisés. Nous proposons ici d'utiliser directement les métriques de qualité pour caractériser les dégradations et les détecter. Notons qu'en général les métriques de qualité sans référence sont développées pour des dégradations spécifiques. L'idée est de caractériser chaque distorsions via ces métriques. Les meilleures performances ont été obtenues en utilisant 6 descripteurs. Chacun de ces descripteurs est brièvement décrit dans cette section.

- Le premier descripteur est une mesure basée sur la transformée en ondelettes [6]. L'index de qualité est obtenu à partir de modèles statistiques dérivés de la distribution des coefficients d'ondelettes à différents niveaux de décomposition.
- Basée aussi sur la transformée en ondelettes, le deuxième descripteur est calculé après avoir fusionné les coefficients hautes fréquences pour chaque niveau de décomposition [7].
- Le troisième descripteur est obtenu à partir d'une analyse spatiale des variations de l'image dégradée et de sa version filtrée [8].
- Un quatrième descripteur basé sur le même principe, est dérivé d'une analyse fréquentielle [9].
- Comme cinquième descripteur, nous avons utilisé la mesure proposée dans [10]. Cette mesure est basée sur l'estimation de l'étalement des points contours de l'image.
- Le dernier descripteur utilisé est quant à lui basé sur des expériences subjectives, à partir desquelles un modèle décrivant la perception du flou selon le contraste est obtenu [1].

### 2.2.1 Classifieur

L'identification du type de distorsion contenu dans une image donnée est ici réalisée par un classifieur de type réseau de neurones artificiel (ANN), schématisé par la figure 3.

Les caractéristiques de ce classifieur sont les suivantes :

- Nombre d'entrées : 6 (descripteurs sélectionnés)
- Nombre de couche cachée : 1
- Nombre de sorties : 2 (flou ou effet de Gibbs 2D)
- Méthode d'apprentissage : rétro-propagation

- Fonction d'activation : sigmoïde
- Base d'apprentissage : LIVE
- Base de test : TID 2008

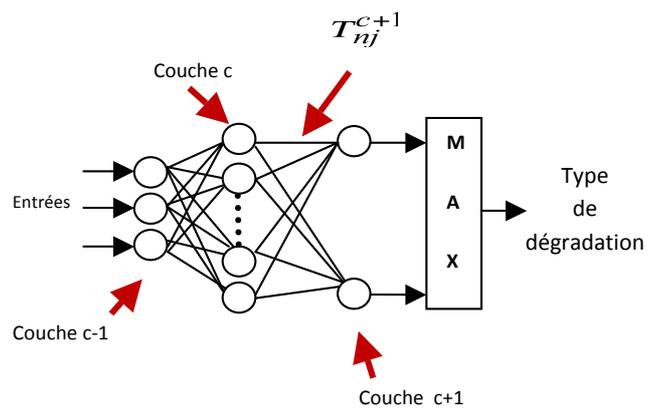


Figure 4 : Classifieur utilisé

## 3 Résultats expérimentaux

Pour évaluer les performances de la méthode proposée, la base LIVE a été utilisée pour l'apprentissage et la base TID 2008 pour le test. Il est à noter que ce choix a été essentiellement motivé par le fait que les notes subjectives, de chacune des deux bases d'images utilisées, sont différentes.

La méthode proposée est évaluée en termes de bonne classification et de corrélation avec l'appréciation subjective. Le tableau 1 présente la matrice de confusion obtenue. On peut voir que les confusions sont relativement faibles, et que le pourcentage moyen de bonne classification est élevé et est égal à 89,5%.

Tab 1 : Matrice de confusion (%)

		CLASSE ESTIMEE	
		Flou	Effet Gibbs 2D
CLASSE REELLE	Flou	97	3
	Effet Gibbs 2D	18	82

Pour mieux évaluer les performances de l'approche proposée, nous présentons dans le tableau 2, les coefficients de corrélations de Pearson obtenus dans le cas où une seule métrique de qualité est utilisée et dans le cas où l'on différencie le flou de l'effet de Gibbs 2D (identification). On s'aperçoit qu'initialement, la corrélation est très faible (0.25) lorsque seulement l'effet de Gibbs 2D est considéré. Tandis qu'elle augmente fortement lorsque le type de dégradation dominant est identifié avant l'estimation de la qualité des images.

Ainsi, le système global se présente sous la forme d'un système multidimensionnel où le type de dégradation est au centre du processus d'estimation de la qualité des images.

Tab 2 : Coefficient de corrélation de Pearson (PCC)

Dégradation dominante : effet de Gibbs 2D	Corrélation
Métrique [3]	0.25
Dégradation dominante : par identification	Corrélation
Effet de Gibbs 2D [3]	0.7330
Flou [9]	0.7510

#### 4 Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé une approche originale d'estimation de la qualité d'images basée sur une phase de classification et d'identification, permettant de mieux estimer la qualité des images compressées JPEG2000 sans référence. Cette phase de classification permet ici d'identifier le type de distorsion dominant afin d'adapter l'estimation de qualité d'images selon le type de dégradation considéré. Les performances de la méthode sont évaluées en termes de classification des distorsions et de corrélation avec l'appréciation subjective.

#### 5 Références

[1] R. Ferzli et J. L. Karam, "A No-Reference Objective Image Sharpness Metric Based on the Notion of Just Noticeable Blur", IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 18, no 4, pp. 717- 728, 2009.

[2] Z. Wang, A.C. Bovik et B.L. Evans, "Blind measurement of blocking artefacts in images," IEEE ICIP, Vol. 3, pp. 981-984, 2000.

[3] CCIR, "Method for subjectives assessment of the quality of television pictures", Recommendation. 500-4, 1990-1994

[3] H.R. Sheikh, Z. Wang, L. Cormack et A.C. Bovik, "LIVE Image Quality Assessment Database," <http://live.ece.utexas.edu/search/quality>

[4] N. Ponomarenko, M. Carli, V. Lukin, K. Egiazarian, J. Astola et F. Battisti, "Color Image Database for Evaluation of Image Quality Metrics", International Workshop on Multimedia Signal Processing, pp. 403-408, 2008.

[6] H.R. Sheikh et A.C Bovik, "Image information and visual quality", IEEE Transactions on Image Processing, Vol.15, pp. 430-444, 2006.

[7] H. Tong, M. Li, H. Zhang, et C. Zhang, "Blur detection for digital images using wavelet transform", IEEE International Conference on Multimedia and Expo, Vol. 1, pp. 17-20, 2004

[8] F. Crête, "Estimer, mesurer et corriger les artefacts de compression pour la télévision", Université Joseph Fourier, 2007.

[9] A. Chetouani, A. Beghdadi et M. Deriche, "A new free reference image quality index for blur estimation in the frequency domain", IEEE Symposium on Signal Processing and Information Technology, pp. 155-159, 2009.

[10] P. Marziliano, F. Dufaux, S. Winkler et T. Ebrahimi, "A no-reference perceptual blur metric", IEEE International Conference on Image Processing., Vol. 3, pp. 57-60, 2002.

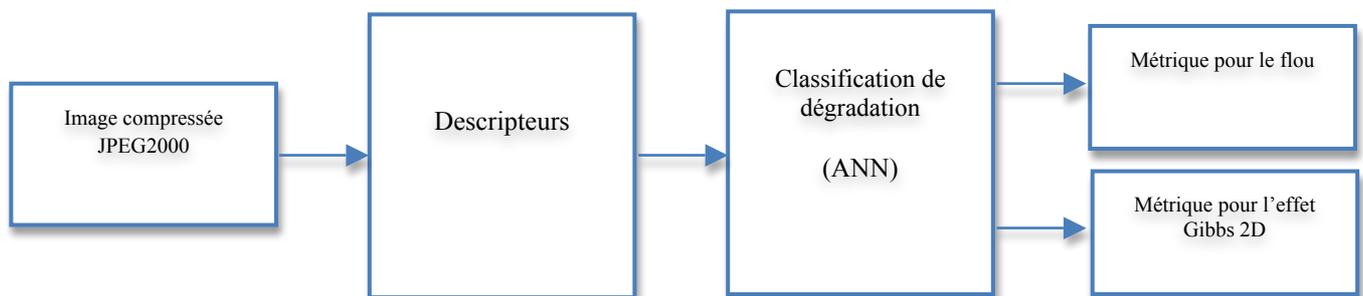


Figure 5 : Schéma synoptique global de la méthode proposée