

.....

Une nouvelle métrique avec référence complète d'évaluation de la qualité d'images couleur

Sonia Ouni, Ezzeddine Zagrouba

Equipe de recherche SIIVA, Laboratoire RIADI, Université de Tunis el Manar, Institut Supérieur
Informatique de Tunis
Abou Raihane Bayrouni 2080, Ariana, TUNISIA
sonyfst@yahoo.com / ezzeddine.zagrouba@fsm.rnu.tn

.....

RÉSUMÉ. L'être humain voit toujours le monde en couleur. Ces derniers temps, on a vu l'évolution rapide de la transition des images en niveau de gris vers les images couleur. L'avancée dans le domaine du traitement d'images soulève un très grand besoin d'estimation de la qualité d'images surtout dans le domaine de la compression (JPEG\JPEG2000). Ce domaine connaît un intérêt de plus en plus croissant parmi les approches utilisées on distingue celles basées sur le test subjectif et celles utilisant des mesures objectives automatiques. Mais, il est admis par la communauté scientifique, que seules les approches subjectives donnent des résultats réels malgré qu'elles soient coûteuses. Concernant les mesures objectives les plus connues et utilisées sont : l'erreur quadratique moyenne (EQM), Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) et celles basées sur les caractéristiques du Système Visuel Humain (SVH) tel que ESSIM (Edge Based Structural Similarity). L'une des limitations communes et principales de ces métriques objectives c'est leur évaluation seulement de la qualité des images en niveau de gris et leur ignorance de l'information de la couleur dans l'image. Cependant, la couleur représente un descripteur puissant pouvant influencer le jugement de l'être humain. Dans cet article, nous proposons une nouvelle métrique avec référence complète d'évaluation de la distorsion de la couleur des images compressées en s'inspirant du système visuel humain (SVH). L'étude expérimentale et comparative montre la performance de la métrique proposée par rapport aux métriques existantes.

ABSTRACT. The human have always seen the world in color. Recently, there has been rapid and enormous transition from grayscale images to color ones. The advance in the field of image processing raises a great need for estimating the image quality especially in the area of compression (JPEG \ JPEG2000). This area is experiencing a growing interest growing among the approaches used. We distinguish those based on the subjective test and those using objective measures automatic. But, it is accepted by the scientific community, that only subjective approaches give actual results although they are expensive. On objective measures of the most known and used are: the mean square error (MSE), Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) and those based on the characteristics of the Human Visual System (HSV) as ESSIM (Edge Based Structural Similarity). One of the common and major limitations of these objective measures is that they evaluate the quality of grayscale images only and don't make use of image color information. However, color is a powerful descriptor that can influence the decision of the human being. In this paper, we propose a new full reference metric for assessing the distortion of the color in the compressed images inspired by the human visual system (HVS). The experimental study shows the comparative performance of the proposed metric to the existing ones.

MOTS-CLÉS : évaluation subjective, évaluation objective, SVH, avec référence, couleur.

KEYWORDS: Subjective assessment, objective assessment, HVS, full reference, color.

1. Introduction

Ces dernières années, l'évolution des applications multimédia est de plus en plus importante. Dans plusieurs applications d'imagerie telles que la restauration, le stockage, l'imagerie médicale, l'impression, la recherche, la transmission et la compression, l'image peut subir plusieurs dégradations ou distorsions. Cependant, l'évaluation de la qualité s'avère nécessaire pour contrôler le niveau visuel de la dégradation ou pour contrôler les améliorations apportées à l'image. On distingue deux grandes approches : l'évaluation subjective et l'évaluation objective. L'évaluation subjective est souvent réalisée par des critères subjectifs tels que le *Mean Opinion Score* (MOS) qui se base soit sur des techniques psychophysiques soit sur une évaluation experte. Mais cette approche est complexe et coûteuse en termes de temps de calcul. Quant à l'évaluation objective, elle utilise des métriques pour quantifier la qualité des images. Elle est automatisée et moins coûteuse que l'évaluation subjective et elle ne nécessite pas d'interaction avec l'utilisateur. Ces mesures sont divisées en trois catégories : avec référence complète, avec référence réduite et sans référence.

Les métriques avec Références Complètes (RC) réalisent une comparaison directe entre l'image jugée et l'image de référence. Cette approche nécessite la disponibilité d'une image ou séquence de référence, ce qui représente une restriction importante à l'usage d'une telle mesure. Des métriques basiques comme MSE (Mean Squared Error), PSNR (*Peak Signal-to-Noise Ratio*), ou ΔE_G (Delta E Globale), font partie de cette catégorie. Les métriques Sans Référence (SR) prennent en considération uniquement l'image ou la vidéo dont on doit estimer la qualité. Elles n'ont pas besoin donc, d'informations de référence [15]. La difficulté ici consiste à distinguer les défauts du contenu ordinaire de l'image, une distinction que les humains sont capables d'effectuer à partir du contexte et de l'expérience. Les métriques avec Références Réduites (RR) sont à mi-chemin entre les mesures SR et RC. Elles extraient un nombre d'attributs de l'image ou la vidéo de référence. La comparaison avec l'image ou la vidéo dont on doit estimer la qualité est basée uniquement sur ces attributs. Cette approche permet d'éviter certaines embûches de l'approche sans référence telle que la difficulté de distinguer les défauts du contenu dans l'image. Par conséquent, la majorité de ces métriques abordent l'évaluation de la qualité des images d'un angle spécifique aux domaines d'application en mesurant les artefacts correspondant. Dans ce papier nous allons nous intéresser au domaine de la compression qui présente les artefacts suivants : l'effet de blocs, de flou, de sonnerie, et distorsion couleur. La plupart des métriques d'évaluation de la qualité ignore la distorsion de la couleur qui représente un effet de dégradation important au système visuel humain. C'est pour cela que nous allons définir une métrique avec référence complète d'évaluation de la distorsion de la couleur des images compressées en se basant sur les caractéristiques du système visuel humain. Nous revenons dans la section suivante sur la problématique de la qualité d'images en donnant un aperçu sur les métriques avec référence complète d'évaluation des images compressées. Dans la section 3, nous présentons les différentes étapes de notre approche d'évaluation de la qualité d'images couleur. Dans la section 4, nous discutons les résultats obtenus. Finalement, nous concluons.

2. Artéfacts de la compression

Dans le domaine de la compression, JPEG\JPEG2000 est considéré comme le standard de compression (image par image). Il engendre des dégradations telles que le ringing (ou d'ondulation), l'effet de flou, l'effet de bloc et la dégradation de la couleur.

L'effet de bloc : Visuellement, cette distorsion se manifeste généralement au niveau des frontières entre blocs et apparaît comme des contours verticaux et horizontaux dont la visibilité dépend fortement de la distribution spatiale du signal image. La figure 1(a) illustre un exemple d'image dégradée. Les effets de bloc sont la conséquence d'un découpage de l'image en blocs et leur traitement de façon indépendante.

L'effet de flou : 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. La figure 1(b) illustre cet artefact dans le cas d'un bord net soumis à un lissage. La compression d'image peut engendrer du flou. En effet, le principe de la compression irréversible est de retenir les composantes les plus énergétiques et visibles. Les détails qui se situent en général dans les hautes fréquences sont sacrifiés conduisant ainsi à une perte de finesse et de netteté qui se traduit par un flou dû à cet effet de filtrage passe-bas.

L'effet d'ondulation ou de sonnerie : appelé « ringing » dans le cas du signal image. Cette dégradation est due en général à l'étape de quantification ou de décimation des coefficients hautes fréquences. Elle se manifeste sous forme d'oscillations au voisinage des régions à fort contraste et est souvent définie comme un bruit autour de ces régions. Dans le cas des images, cet effet se traduit visuellement par l'apparition d'oscillations ou d'ombres successives le long des contours. La figure 1(c) illustre ce phénomène dans le cas d'une image compressée par JPEG2000.

La distorsion de la couleur : est causée par l'échantillonnage et la quantification des couleurs des images durant la compression avec perte et elle apparaît dans les contours comme étant des couleurs floues. Cet artefact se produit lorsque les bords d'une couleur dans une image entre en chevauchement avec une autre couleur d'une façon inappropriée. La figure 1(d) illustre ce phénomène dans le cas d'une image compressée par JPEG2000.

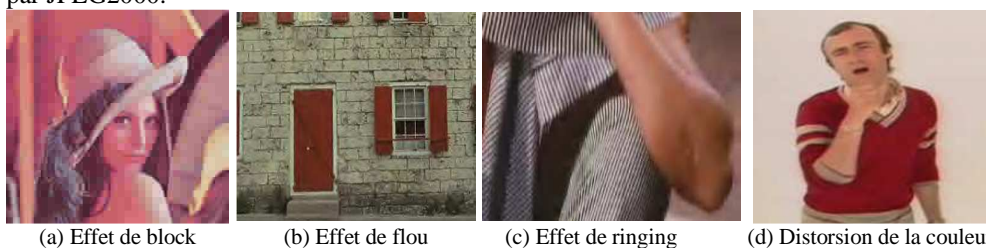


Figure 1. Exemple d'artéfacts de la compression.

Dans ce qui suit, nous dressons d'abord un bref état de l'art des méthodes d'estimation de ces différentes dégradations. Nous exposons ensuite une des limitations majeure des métriques généralement proposées et nous présentons notre contribution. La méthode proposée est alors décrite et évaluée à travers des résultats expérimentaux.

3. Métriques Objectives

Les métriques objectives d'évaluation de la qualité des images peuvent être classées en utilisant un certain nombre de critères tels que le type de domaine (pixel ou transformer), le type de distorsion prédit (bruit, block,...), le type de la base d'image utilisé dans l'expérimentation (base personnelle, base TID2008, base LIVE,...) et le type d'information nécessaire pour évaluer la qualité (image originale, image compressée, etc.). Le tableau 1 donne une classification basée sur ces critères et comprend des exemples représentatifs récemment publiés.

| Métriques | Type d'information | Base d'image | Type de distorsion |
|---|--------------------|------------------------------------|--|
| B[5] | RC | Absence de contours | Bloc (JPEG) |
| $M_{\text{flou}} M_{\text{sonnerie}}$ [6] | RC | Motif circulaire | Flou et ringing (JPEG) |
| R_{xx} [11] | RC | Image en niveau de gris | Flou et ringing (JPEG) |
| CHB, CSB, CLB [2] | RC | Couleur dans toutes les directions | Distorsion des couleurs (JPEG, JPEG2000) |
| SSIM [15] | RC | LIVE | Flou et bloc (JPEG, JPEG2000) |
| ESSIM [4] | RC | LIVE | Flou et bloc (JPEG, JPEG2000) |
| MS-SSIM [17] | RC | LIVE | Flou et bloc (JPEG, JPEG2000) |
| B [14] | SR | LIVE | Bloc (JPEG) |
| NPBM [7] | SR | LIVE | Bloc (JPEG) |
| Som_{flou} [10] | SR | LIVE | Flou (JPEG2000) |
| Métrique de flou [12] | SR | Couleur ou niveau de gris | Flou (JPEG2000) |
| S [18] | SR | LIVE | Flou et bloc (JPEG) |
| RN [1] | SR | LIVE | Flou, bloc et ondulation (JPEG2000) |
| VroiWSSI [3] | RR | Niveau de gris | Flou et bloc (JPEG, JPEG2000) |
| [9] | RR | LIVE | Flou (JPEG, JPEG2000) |

Tableau 1 : Classification des métriques d'évaluation de la qualité d'images.

Nous remarquons dans le tableau 1 que la plupart des métriques existantes dans la littérature sont avec référence complète et utilisent la base d'images LIVE [8]. Parmi les métriques les plus populaires et les plus utilisées, on trouve SSIM (*Structural Similarity Index*) qui est basée sur la similarité structurelle entre deux images comme le cas de l'œil humain qui est sensible aux changements dans la structure [16]. Cette métrique est basée sur trois composantes : la luminance, le contraste et la structure de l'image. Soit $X=\{x_i|i=1,2,\dots,N\}$ et $Y=\{y_i|i=1,2,\dots,N\}$ l'image originale et compressée respectivement. L'équation de la métrique SSIM est la suivante :

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha [c(x, y)]^\beta [s(x, y)]^\gamma \quad (1)$$

avec α , β , et γ sont des paramètres qui définissent l'importance des trois composantes $l(x, y)$ qui est la comparaison de la luminance (eq. 2), $c(x, y)$ est la comparaison du contraste comparaison (eq. 2), et $s(x, y)$ est la comparaison structurelle (eq. 2).

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1}, \quad c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2}, \quad s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3} \quad (2)$$

avec : C_1, C_2, C_3 sont des constantes, μ_x, μ_y sont les moyennes et $\sigma_x, \sigma_y, \sigma_{xy}$ sont les variances.

Des travaux [4] ont montré que *SSIM* n'est pas adaptée pour mesurer l'effet de flou, et une amélioration de cette dernière a été proposée par la métrique *ESSIM* (*Edge Based Structural Similarity*) qui est basé sur le calcul des bords et sur l'estimation des informations du contour de l'image en calculant l'amplitude et la direction pour chaque pixel de l'image originale et de l'image compressée. D'ailleurs, il a été montré que l'*ESSIM* corrèle mieux que le *SSIM* avec la vision humaine. *MS-SSIM* (*Multi-Scale Structural Similarity*) [17] est une autre méthode plus performante que le *SSIM* et qui est un moyen pratique d'incorporer les détails de l'image à différentes résolutions.

$$MSSIM(X,Y) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M SSIM(x_j, y_j) \quad (3)$$

avec : M est le nombre total des fenêtres. Jusqu'à présent, peu de travaux se sont intéressés à l'évaluation de la distorsion des couleurs qui représente un axe de recherche très intéressant. Ceci nous a amené à définir une nouvelle métrique avec référence complète pour l'évaluation de la distorsion couleur, notée *MDC*, que nous comparons avec l'*ESSIM*.

4. Métrique proposée de distorsion couleur

Plusieurs chercheurs [15] [18] ont constaté que l'œil humain est très sensible aux bords et aux informations contours, or dans le domaine de la compression, la dégradation des couleurs d'une image se produit dans les contours et s'étend dans la totalité du macro bloc lorsque les couleurs entre deux zones de chrominance fortement différentes entrent en chevauchement. D'où l'idée d'étudier les dégradations au niveau des contours. Le diagramme de la nouvelle métrique de distorsion de la couleur, notée *MDC*, est illustré dans la figure 2.

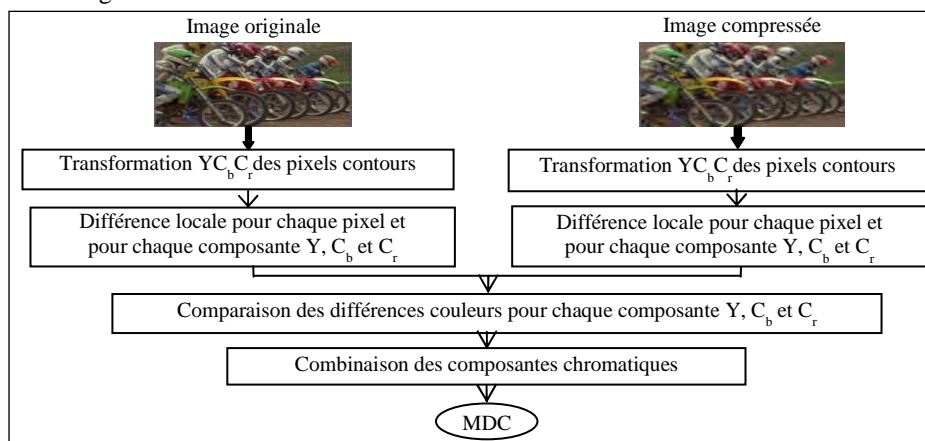


Figure 2 : Diagramme de la nouvelle métrique de distorsion de la couleur (*MDC*).

La détection des contours se fait, tout d'abord, à partir de l'image originale et l'image compressée à l'aide du filtre de Sobel. Ensuite, une transformation de l'espace couleur est faite pour obtenir un espace dont il existe des composantes chromatiques puisque la

dégradation de la couleur s'effectue à cause de la suppression des coefficients qui ont des hautes fréquences dans les composantes chromatiques. Cet espace est le YC_bC_r (Y : luminance, C_bC_r : les deux composantes chromatiques). Pour chaque image, nous calculons la différence locale de chaque pixel et pour chaque composante chromatique pour les comparer par la suite avec les mêmes pixels de la même composante couleur de l'autre image. Enfin, nous obtenons la valeur de la qualité en combinant les trois composantes chromatiques.

– *Distance locale*

Soit I et I' , respectivement, l'image originale et l'image compressée de même taille $M \times N$ définies par : $I = \{I[i,j], 0 \leq i \leq M-1, 0 \leq j \leq N-1\}$ et $I' = \{I'[i,j], 0 \leq i \leq M-1, 0 \leq j \leq N-1\}$ et soit B la taille d'un bloc dans les deux images tel que B est multiple de M et de N . Pour chaque composante couleur c nous calculons la distance locale pour chaque pixel qui est basée sur une différence entre le pixel (i,j) et les pixels voisins du même bloc tout en tenant compte de leurs emplacements par rapport au pixel (i,j) :

$$DL_c(i,j) = \sum_k \sum_l |I_c(i,j) - I_c(k,l)| \times Poid(k,l) \text{ avec } k \neq i \text{ et } l \neq j \quad (4)$$

Le *Poids* est la fonction de pondération qui calcule l'inverse de la distance d entre le pixel (i,j) et les autres pixels de l'image du même bloc. En fait, nous avons insérer ce terme dans l'équation précédente pour calculer l'influence des pixels voisins dans DL :

$$Poid(k,l) = \frac{1}{d^2((k,l),(i,j))} \text{ avec } k \neq i \text{ et } l \neq j \quad (5)$$

– *Différence couleur*

Après avoir calculé la distance locale entre les pixels d'une image et ses voisins de même bloc, nous comparons ces résultats entre les deux images (image originale et image compressée) pour chaque composante couleur de chaque pixel en appliquant cette formule :

$$\Delta_c(i,j) = 1 - \frac{2 DL_c(i,j) DL'_c(i,j) + cst}{DL_c(i,j)^2 + DL'_c(i,j)^2 + cst} \quad (6)$$

avec : cst est une constante pour éviter l'instabilité lorsque le dénominateur s'approche de zéro. La dernière étape se résume en combinant toutes les composantes couleurs de chaque pixel tout en tenant en considération l'importance des composantes chromatique puisque la dégradation de l'image s'effectue dans ces composantes. Donc nous introduisons un paramètre δ pour définir leurs importances :

$$MDC(i,j) = \sqrt{\Delta_Y(i,j)^2 + \delta \Delta_{C_b}(i,j)^2 + \delta \Delta_{C_r}(i,j)^2} \quad (7)$$

5. Expérimentations et résultats

Dans cette section nous allons évaluer les performances des nouvelles métriques en les comparant avec les notes des tests subjectifs donnés par la base d'image LIVE [8] et TID2008 [13]. La base d'images LIVE est composée de 982 images avec : 29 images de référence de couleurs et de leurs images dégradées utilisant les types de distorsions suivants: JPEG2000, JPEG, bruit blanc, flou gaussien, et erreurs sur les bits, 5-7 niveaux de distorsion. Ces images sont jugées par une vingtaine d'observateurs avec le

protocole SSCQS. Cependant, la base d'images TID2008 est composée de 25 images de référence et 1700 images dégradées (25 images de référence x 17 types de distorsions x 4 niveaux de distorsions). Une autre distorsion supplémentaire est considérée qui est causée par les chaînes de compression et de transmission de paquets bruyants. Elle inclue les images compressées par JPEG ou JPEG2000 et décodées avec des erreurs de transmission [13]. Les évaluations subjectives ont été réalisées dans différents pays : Finlande, Italie et Ukraine (654 expériences). Chaque observateur note la qualité des images sur une échelle de 0 à 9 de la qualité la plus dégradée jusqu'à la meilleure.

L'évaluation des performances se fait en calculant les coefficients de corrélation de Pearson et de Spearman entre les métriques de la qualité objective et la note des tests subjectifs (*MOS : Mean Opinion Score*). La nouvelle métrique *MDC*, ainsi que l'ESSIM ont été testés sur des images compressées avec JPEG et JPEG2000 de la base d'image LIVE et TID2008. Les résultats de ces tests sont donnés dans le tableau 2, dans le cas de la base LIVE, et 3 dans le cas de la base TID2008.

| Métriques | corrélation | JPEG | | JPEG2000 | |
|-----------------------------|-------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| | | Pearson | Spearman | Pearson | Spearman |
| ESSIM (totalité de l'image) | | 0.7693 | 0.7342 | 0.6929 | 0.6496 |
| ESSIM (zones contours) | | 0.7664 | 0.6865 | 0.6742 | 0.5975 |
| MDC | | 0.8006 | 0.9398 | 0.7006 | 0.8671 |

Tableau 2 : Coefficients de corrélation pour les images JPEG/JPEG2000 dans la base LIVE.

| Métriques | corrélation | JPEG | | JPEG2000 | |
|-----------|-------------|---------|----------|----------|----------|
| | | Pearson | Spearman | Pearson | Spearman |
| ESSIM | | 0.4783 | 0.5 | 0.0175 | 0.1331 |
| MDC | | 0.8281 | 0.8287 | 0.6721 | 0.7045 |

Tableau 3 : Coefficients de corrélation pour les images JPEG/JPEG2000 dans la base TID.

Nous remarquons dans ces tableaux que la métrique MDC est plus performante que l'ESSIM puisqu'elle est plus proche de 1 dans les deux bases d'images. D'après ces résultats, nous constatons que MDC est plus performante que l'ESSIM puisqu'elle donne des notes de qualité plus proches du MOS que l'ESSIM.

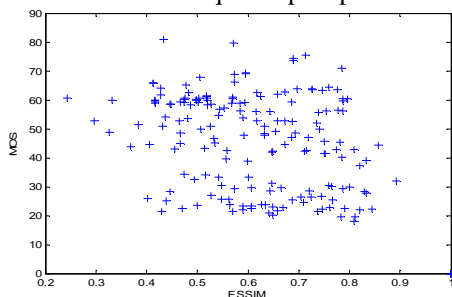


Figure 3 : Indice de qualité ESSIM en fonction du MOS pour les images JPEG dans la base LIVE.

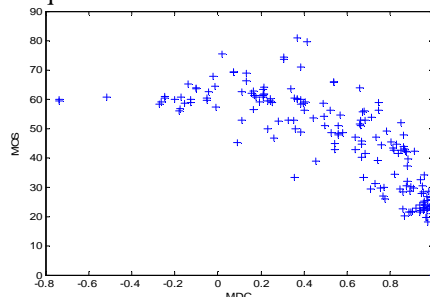


Figure 4 : Indice de qualité MDC en fonction du MOS pour les images JPEG dans la base LIVE.

Les résultats obtenus dans les figures 3 et 4 montrent que les valeurs de la métrique proposée sont plus proches aux valeurs de MOS que l'ESSIM. Aussi la dispersion des données donnée par des indices de qualité de la métrique MDC (figure 4) est moins importante que celles obtenue par ESSIM (figure 3) ce qui explique la robustesse de cette approche par rapport à l'ESSIM dans le cas de la distorsion des couleurs.

6. Conclusion

Dans ce papier, nous avons proposé une nouvelle métrique permettant d'évaluer la qualité de la distorsion de la couleur d'image compressée tout en tenant compte de la perception visuelle humaine qui est très sensible aux zones de contours. Notre étude expérimentale a été basée sur la corrélation avec l'évaluation subjective MOS, et nous a donnée de meilleur résultat par rapport à l'ESSIM. Dans l'état actuel de nos recherches, nous ne prétendons pas avoir fourni une solution complète d'évaluation. La prise en compte des différentes dégradations de la compression pour la réalisation d'une métrique générique permettant de d'évaluer tout les artefacts : effet de bloc, de flou, d'ondulation, et la distorsion de la couleur est un axe de recherche à développer.

6. Bibliographie

- [1] A. Chetouani, A. Beghdadi, S. Chen, G. Mostafaoui, "A novel free reference image quality metric using neural network approach", *4th International Workshop on Video Processing and Quality Metrics for Consumer Electronics*, (VPQM 2010), Scottsdale, Arizona, U.S.A. pp 13-15, Jan. 2010.
- [2] A. Panchihewa, D. G. Bailey, R. M. Hodgson, "The development of a novel image quality metric and a synthetic colour test image for objective quality assessment of digital codecs", *IEEE TENCON-2005*, pp 1-6, Nov. 2005.
- [3] D. Venkata Rao, N. Sudhakar, B. Ravindra Babu, L. Pratap Reddy, "An image quality assessment technique based on visual regions of interest weighted structural similarity", *International Journal on Graphics, Vision and Image Processing*, (GVIP Journal), pp 69-75, Sept. 2006.
- [4] G. H. Chen, C. L. Yang, L. M. Po, S. L. Xie, "Edge-based structural similarity for image quality assessment", *Proc. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, (ICASSP-2006), Toulouse, France, May 2006.
- [5] G.A.D. Panchihewa, D. G. Bailey, R. M. Hodgson, "Objective quality assessment of coded images: the development of new quality metrics", *3rd Workshop on the Internet, Telecommunications and Signal Processing*, (WITSP'04), Adelaide, Australia, pp 1-6, 20-22, Dec. 2004.
- [6] G.A.D. Panchihewa, D.G. Bailey, R.M. Hodgson, "Objective evaluation of edge blur and ringing artefacts: application to JPEG and JPEG2000 image codecs", *Image and Vision Computing New Zealand, Dunedin*, New Zealand, pp 61-66, 28-29, Nov. 2005.
- [7] H. Liu, I. Heynderickx, "A no-reference perceptual blockiness metric", *Proc. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, (ICASSP-2008), Las Vegas, USA, pp 865-868, April 2008.
- [8] H. R. Sheikh, Z. Wang, L. Cormack, and A. C. Bovik, LIVE Image Quality Assessment Database, Rel. 2, 2005. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>
- [9] M. Carroc, P. Le Callet and D. Barba, "An image quality assessment method based on perception of structural information," *2003 International Conference on Image Processing*, Barcelona, Spain, September 14-17, 2003.
- [10] M. G. Choi, J. H. Jung, J. W. Jeon, "No-reference image quality assessment using blur and noise", *World Academy of Science, Engineering and Technology*, pp 163-167, Feb. 2009.
- [11] M. Khambete, M. Joshi, "Blur and ringing artifact measurement in image compression using wavelet transform", *World Academy of Science, Engineering and Technology*, pp 183-186, Feb. 2007.
- [12] P. Marziliano, F. Dufaux, S. Winkler, T. Ebrahimi, "A no-reference perceptual blur metric", *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2002)*, New York, USA, pp 57-60, Sep. 2002.
- [13] Ponomarenko N., Carli M., Lukin V., Egiazarian K., Astola J., Battisti F. "Color Image Database for Evaluation of Image Quality Metrics", *Proc. Of Intern. Workshop on Multimedia Signal Processing*, Australia, pp. 403-408, Oct. 2008. <http://www.ponomarenko.info/tid2008.htm>
- [14] R. V. Babu, A. S. Bopardikar and A. Perki, "A perceptual no-reference blockiness metric for JPEG images", *Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing (ICVGIP 2004)*, Kolkata, pp 455-460, Dec. 2004.
- [15] S. Ouni, E. Zagrouba, M. Chambah, M. Herbin, "No-Reference Image Semantic Quality Approach Using Neural Network", *IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT)*, pp.106-113, Bilbao, Spain 2011.
- [16] W. Zhou, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: from error measurement to structural similarity", *IEEE Transactions on Image Processing*, pp 600-612, April 2004.
- [17] Z. Wang, E. P. Simoncelli, A. C. Bovik, "Multi-Scale structural similarity for image quality assessment", *IEEE Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, pp1398-1402, Nov. 2003.
- [18] Z. Wang, H. R. Sheikh, A. C. Bovik, "No-reference perceptual quality assessment of JPEG compressed image", *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP-2002)*, New York, USA, pp477-480, Sept. 2002.