

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

BADJI MOKHTAR-ANNABA UNIVERSITY
UNIVERSITE BADJI MOKHTAR-ANNABA



جامعة باجي مختار - عنابة

Faculté des Sciences de l'Ingénierat
Département d'Electronique

Année : 2015/2016

THESE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de **DOCTORAT EN SCIENCES**

COMPRESSION DE DONNEES : APPLICATION EN TELEMEDECINE

Option
Signaux et images

Par
BOULEDJFANE Badreddine

Directeur de Thèse: Layachi BENNACER

Professeur Université de Guelma

Devant le Jury

Président	Salah	TOUMI	Professeur	Université d'Annaba
Examineur	Noureddine	DOGHMANE	Professeur	Université d'Annaba
	Youcef	FERDI	Professeur	Université de Skikda
	Abdelhani	BOUKROUCHE	Professeur	Université de Guelma
	Nacereddine	BOUKEZZOULA	Professeur	Université de Sétif

Année Universitaire : 2015/2016

DÉDICACE

Je dédie cette thèse à :

Ma petite famille,

Mes parents,

Mes frères et sœurs,

La famille Bouledjane,

La famille Boucharbat,

La famille Kebbas,

À tous ceux qui sont là, là-bas et dans l'au-delà (que Dieu agrée leurs âmes),

À tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin.

REMERCIEMENTS

Ce travail a été effectué au Laboratoire d'Étude et de Recherche en Instrumentation et en Communication d'Annaba (LERICA), de l'université Badji-Mokhtar.

J'exprime toute ma gratitude à Monsieur *L. BENNACER*, Professeur à l'Université de Guelma, de m'avoir dirigé et guidé tout au long de ce travail et pour ses précieux conseils qui ont contribué à faire progresser mes recherches.

J'exprime toute ma reconnaissance et mes remerciements à Monsieur *S. TOUMI*, Professeur et Directeur du Laboratoire d'Étude et de Recherche en Instrumentation et en Communication d'Annaba à l'Université Badji-Mokhtar, qui a bien voulu me faire l'honneur de présider le jury de cette thèse.

Je remercie Monsieur *N. DOGHMANE*, Professeur à l'Université Badji-Mokhtar, pour l'intérêt qu'il a bien voulu porter à ce travail en acceptant de faire partie du jury.

Monsieur *Y. FERDI*, Professeur à l'Université 20 août 1955-Skikda, me fait l'honneur d'examiner cette thèse, je le remercie vivement.

Je tiens à remercier sincèrement Monsieur *N. BOUKEZZOULA* Professeur à l'Université de Sétif, d'avoir accepté de faire partie du jury.

Je remercie très sincèrement Monsieur *M. A. BOUKROUCHE* Professeur à l'Université de Guelma, qui a bien voulu faire partie du jury.

Enfin, j'adresse mes remerciements à toutes les personnes qui de près ou de loin m'ont aidé et soutenu pendant cette période.

ملخص

في الوقت الحاضر، التطبيب عن بعد هو من بين القطاعات الصحية المهمة. من أجل إجراء التشخيص، يتطلب من الأطباء تبادل البيانات فيما بينهم ، إذ يتولد في بعض الحالات بيانات كبيرة الحجم مما يصعب في مهمة الأرشفة ونقل تلك البيانات. ولهذا الغرض فقد أصبح من الضروري حالياً ضغط مثل هذه المعلومات. إن طريقة الضغط في قسم الأشعة لا يزال في وضعية دون ضياع. وفي الواقع، هذه الوضعية تضمن سلامة البيانات وتساعد على منع الخطأ في التشخيص. ومع ذلك، فإن هذا النوع من الضغط لا يقدم مزايا من حيث الأرشفة ونقل تلك البيانات. وفي هذا السياق، يمكن لوضعية الضياع أن تكون الحل الأنسب. من المعروف أن JPEG2000 لديه كفاءة عالية في ضغط الصور ، لكن في مستويات منخفضة من الضغط، قد تكون هناك بعض آثار غير مرغوب فيه واضحة. تحقيقاً لهذه الغاية، نقترح ثلاث تقنيات لمعالجة التي من شأنها تحسين الأداء فيها. والمعالجة الأولى هي لتحسين جودة الصور التي تأثرت بتأثير عدم وضوح من خلال تقديم نسخة محسنة من شحذ صورة باستخدام (BEMD) ونقترح في هذا الصدد طريقة تستعمل قبل الضغط لتحسين جودة الصور المضغوطة . أما المعالجة الثانية فهي لصور مشوشة للغاية مثل الصور OCT . بتأثر الضوضاء، يقترح استخدام نسخة محسنة من المتوسط الزمني. ولأن هذا الأخير لا يمكن أن يتحقق، إلا إذا كان لدينا سلسلة من الصور، يتم الحصول على الحل الصحيح باستخدام التحلل نطاق الفضاء . على نحو أدق، تحلل الصورة المدخلة إلى صورتين فرعيتين من الترددات العالية والمنخفضة باستخدام تصفية المورفولوجية (Morphologie par reconstruction) ثم، يتم ضغط كل صورة فرعياً باستخدام JPEG2000، مع تعيين معدلات الضغط مختلفة لكل صورة فرعياً. لتقييم جودة الصورة التي أعيد تحسينها ، يتم استخدام مقياس جديد يستند إلى الدمج بين (Structural SIMilarity) SIM (peak signal-to-noise ratio) PSNR) وقد أظهرت النتائج أن بمعدلات بت منخفضة، يتيح النظام المقترح أفضل جودة الصورة فيما يتعلق باستخدام المباشر لل JPEG2000. بالإضافة إلى ذلك، تم اختبار الطريقة المقترحة على سلسلة نقل الصور الطبية. حيث أسفر عن ذلك نتائج جيدة ليس فقط من حيث جودة الصورة، ولكن أيضاً من حيث وقت الإرسال.

كلمات مفتاحية : التطبيب عن بعد، مقاييس جودة الصورة، JPEG2000، مرشح المورفولوجية، PSNR،

SSIM

ABSTRACT

Telemedicine is currently among the potential health sectors. To make a diagnosis, doctors are required to exchange data between them, generating in some cases, considerable data that can quickly saturate the transmission systems and storage. It is for this purpose that the compression has become essential. Currently, the compression in a radiology department is still lossless mode. Indeed, lossless compression ensures data integrity and helps prevent misdiagnosis. However, this type of compression does not offer benefits in terms of archiving and transmission of such data. In this context, lossy compression can be the most appropriate solution. The JPEG2000 standard is known as a highly efficient standard for compressing images, but at very low bit rates, some artifacts can be seen. To this end, we propose three pretreatment techniques that improve the performance thereof. The first pretreatment is to improve the quality of images affected by the blurring effect by offering an improved version of the image sharpening by using the Bidimensional Empirical Modal Decomposition (BEMD). The second pre-treatment is recommended for highly noisy images such as OCT images. Affected by speckle noise, it is proposed to use an improved version of temporal averaging. Since the latter cannot be achieved, only if we have a sequence of images, the right solution is obtained by using the scale-space decomposition. The last preprocessing based on the morphology by reconstruction to improve the visual quality of compressed images. More precisely, it consists in decomposing the input image into low and high frequency sub-images , using a morphological filtering by reconstruction. Then, each sub-image is compressed using JPEG2000, by assigning different bit rates for each sub-image. To assess the quality of the reconstructed image, a new metric based on the merger of PSNR (peak signal-to-noise ratio) and the SSIM (Structural SIMilarity). Experimental results show that, at low flow rates, the proposed system provides better visual quality compared to the direct use of JPEG2000. In addition, the proposed method was tested on a remote transmission chain of medical images. The results obtained confirm the good results not only in terms of visual quality but also in terms of transmission time.

Keywords: Telemedicine, JPEG2000, Artifact, Morphological Filter, PSNR, SSIM.

RÉSUMÉ

La télémédecine est actuellement parmi les secteurs potentiels de la santé. Afin de procéder à un diagnostic, les médecins sont amenés à échanger des données entre eux, ce qui génère dans certains cas, des données considérables pouvant rapidement saturer les systèmes de transmission et de stockage. C'est à cet effet que la compression est devenue incontournable. Actuellement, la compression dans un service de radiologie est toujours en mode sans perte. En effet, la compression sans perte garantit l'intégrité des données et permet d'éviter les erreurs de diagnostic. Cependant, ce type de compression n'offre pas d'avantages en termes d'archivage et de transmission de ces données. Dans ce contexte, la compression avec perte peut être la solution la plus appropriée. La norme JPEG2000 est connue comme étant une norme très efficace pour compresser des images, mais à très faible débit, certains artefacts peuvent être visibles. À cet effet, nous proposons trois techniques de prétraitement qui permettent d'améliorer les performances de celui-ci. Le premier prétraitement consiste à améliorer la qualité des images affectées par l'effet de flou, en proposant une version améliorée du modèle sharpening en utilisant la décomposition empirique modale bidimensionnelle (BEMD). Le second prétraitement est préconisé pour les images fortement bruitées, telles que les images OCT (Optical coherence tomography). Ces images sont affectées par le bruit de speckle, à cet effet, on propose d'utiliser une version améliorée du filtrage par moyenne temporelle. Puisque ce dernier ne peut être réalisé, que si on dispose une séquence d'images, la solution adéquate est obtenue en utilisant la décomposition espace-échelle. Le dernier prétraitement est basé sur la morphologie par reconstruction pour améliorer la qualité visuelle des images compressées. Plus précisément, elle consiste à décomposer l'image d'entrée en deux sous-images de basse et haute fréquence, en utilisant un filtrage morphologique par reconstruction. Ensuite, chaque sous-image est compressée en utilisant JPEG2000, en attribuant différents débits binaires pour chaque sous-image. Pour évaluer la qualité de l'image reconstruite, une nouvelle métrique $PSNR_{NEW}$, basée sur la fusion entre PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) et le SSIM (Structural SIMilarity). Les résultats expérimentaux montrent que, à des débits faibles, le système proposé offre une meilleure qualité visuelle par rapport à l'utilisation directe de JPEG2000. En plus, la méthode proposée a été testée sur une chaîne de télétransmission des images médicales. Les résultats obtenus permettent de confirmer les bons résultats non seulement en termes de qualité visuelle, mais aussi en matière de temps de transmission.

Mots-clés : Télémédecine, JPEG2000, Artefacts, Filtre morphologique, PSNR, SSIM.

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1-1 :L'entropie et la probabilité des symboles d'une source discrète sans mémoire	7
Tableau 1-2 : Codage arithmétique : modèle fixe.....	10
Tableau 1-3 :Représentation du processus de codage arithmétique	10
Tableau 1-4 : Décodage arithmétique : modèle fixe.....	11
Tableau 1-5 : Tableau Q de chrominance de JPEG.....	20
Tableau 1-6 : Tableau Q de luminance de JPEG.....	20
Tableau 1-7 : Filtres d'analyse passe-bas et passe-haut utilisés dans JPEG2000	24
Tableau 4-1 : Taux d'erreurs de transmission de l'image retinal avec et sans correction	85
Tableau 4-2 : Taux d'erreurs de transmission de l'image Chest CT avec et sans correction	85
Tableau 4-3:Taux d'erreurs de transmission de l'image Lung X-Ray avec et sans correction	85
Tableau 4-4 : Taux d'erreurs de transmission de l'image Chest MRI avec et sans correction	85
Tableau 4-5 : Performance de la transmission des images sans compression (8 bpp)	89
Tableau 4-6 : Performances de transmission avec le schéma proposé sur des images médicales sans compression , avec JPEG2000 et avec la méthode proposée.	90
Tableau 5-1 : Résultat de l'application de la méthode proposée et JPEG200 de l'image '18' de la base KODAK	97
Tableau 5-2 : Comparaison objective entre la méthode proposée, la méthode de référence [ZEY08] et JPEG2000, pour un rate 0.007 bpp, $\alpha = 0.005$ bpp et $\beta = 0.002$ bpp.....	98
Tableau 5-3 : Configuration TCP/IP de l'application Client/Serveur proposée	107
Tableau 5-4 : Résultat de transmission de l'image Retinal par l'architecture proposée, en comparaison avec JPEG2000, référence [ZEY08] et méthode proposée.	107
Tableau 5-5 :Résultat de transmission de l'image Chest MRI par l'architecture proposée, en comparaison avec JPEG2000, référence [ZEY08] et méthode proposée.	108
Tableau 5-6 : Résultat de transmission de l'image Lung X-Ray par l'architecture proposée, en comparaison avec JPEG2000, référence [ZEY08] et méthode proposée.	108

Tableau 5-7: Résultat de transmission de l'image Chest CT par l'architecture proposée, en comparaison avec JPEG2000, référence [ZEY08] et méthode proposée.
..... 108

LISTE DES FIGURES

Figure 1-1 : Un exemple du code Huffmann pour sept symboles.....	8
Figure 1-2 : La représentation du processus de codage arithmétique avec la mise à l'échelle des intervalles pour chaque étape du message 'eaii !'	10
Figure 1-3 : Le schéma bloc du codage DPCM.....	12
Figure 1-4 : Conversion d'une image RGB en $YCbCr$	12
Figure 1-5 : Les caractéristiques de la quantification.....	15
Figure 1-6 : Le schéma de bloc du codeur JPEG en mode	18
Figure 1-7 : Le voisinage de la prédiction à trois-échantillons, le modèle utilisé par le prédicteur MED	19
Figure 1-8 : Diagramme de bloc du codeur JPEG baseline.....	19
Figure 1-9 : La préparation des coefficients DCT pour le codage entropique et codage PCM.....	21
Figure 1-10 : Le diagramme de bloc général du codeur JPEG2000	22
Figure 1-11 : Les éléments du codeur de JPEG 2000.....	23
Figure 1-12 : Les types de quantificateurs uniformes (a) avec zone morte (b) sans zone morte	25
Figure 1-13 : Exemple d'artéfacts de la compression [OUN12]	27
Figure 2-1 : Anatomie de l'œil humain et trajectoire des rayons lumineux [LEK02]..	30
Figure 2-2 : Sensibilité relative des cônes L,M,S en fonction de la longueur d'onde de la lumière [WSO00]	31
Figure 2-3 : La sensibilité au contraste en fonction de la fréquence spatiale selon [MAN74].....	32
Figure 2-4 : Organisation générale d'une métrique perceptuelle modélisant le SVH	33
Figure 2-5 : Modèle de NILL.....	36
Figure 2-6 : Modèle PQS	37
Figure 2-7 : Chronogramme de la séquence DSCQS	39
Figure 2-8 : Chronogramme de la séquence ACR.....	40
Figure 2-9 : Courbe de variation du PSNR en fonction du SSIM pour différentes valeurs de σ_{fg} (cas théorique)	49
Figure 3-1 : Schéma de post-traitement proposé.....	53
Figure 3-2 : Décomposition d'une image rétinienne par la BEMD : (a) image originale (b) mode 1, (c) mode 2, (d) mode 3 (e) mode 4, (f) résidu.....	55

Figure 3-3 : Schéma sharpening proposé	56
Figure 3-4 : Méthode proposée améliorée par un contrôle de dépassement (deringing).....	56
Figure 3-5 : Application de la méthode proposée sur un profil d'un contour.....	57
Figure 3-6 : Schéma de compression proposé.....	57
Figure 3-7 : Représentation espace-échelle	59
Figure 3-8 : Schéma synoptique de la phase de prétraitement proposé.	60
Figure 3-9 : Décomposition par ouverture morphologique par reconstruction.....	64
Figure 3-10 : Modèle appliqué à l'image ' 4 ' KODAK : (a) Image originale; (b) sous-image à basse fréquence; (c) sous-image à haute fréquence.....	64
Figure 3-11 : Compression des sous-images par des taux différents	65
Figure 3-12 : (a) Modèle de reconstruction proposée (b) modèle appliqué sur une image médicale	65
Figure 3-13 : Algorithme de calcul de la matrice des $PSNR_{NEW}$	67
Figure 4-1 : Application de télétransmission d'image médicale proposée.....	69
Figure 4-2 : Schéma d'envoi de fichier image par mail.....	70
Figure 4-3 : Le canal BBAG.....	73
Figure 4-4 : Organigramme de la transmission d'image fixe	74
Figure 4-5 : Performance du canal de transmission en fonction de $PSNR_{NEW}$ et BER sur l'image Retinal:.....	75
Figure 4-6 : Performance du canal de transmission en fonction de $PSNR_{NEW}$ et BER sur l'image Lung X-Ray : a) Image originale, b) image bruitée avec $BER=0.006$, $PSNR_{NEW}=34.63$ dB, c) image bruitée avec $BER=19.10^{-3}$, $PSNR_{NEW}=49.78$ dB, d) image bruitée avec $BER=50.10^{-5}$, $PSNR_{NEW}= 81.02$ dB.....	76
Figure 4-7 : Performance du canal de transmission en fonction de $PSNR_{NEW}$ et BER sur l'image Chest CT :.....	77
Figure 4-8 : Performance du canal de transmission en fonction de $PSNR_{NEW}$ et BER sur l'image Chest MRI : a) Image originale, b) image bruitée avec $BER=0.0058$, $PSNR_{NEW}= 24.34$ dB,c) image bruitée avec $BER=18.10^{-3}$, $PSNR_{NEW}= 40.38$ dB, d) image bruitée avec $BER=19.10^{-5}$, $PSNR_{NEW}= 78.49$ dB.....	78
Figure 4-9 : Performance du canal de transmission en fonction de $PSNR_{NEW}$	79
Figure 4-10 : Performance du canal de transmission sur l'image retinal avec JPE2000 et méthode proposée avec un rate : 0.1 bpp : a) Image compressée JP2, $PSNR_{NEW}= 45.78$ dB, b) transmission image compressée JP2, $BER= 0.01$, $PSNR_{NEW}= 31.35$ dB, c)	

Image compressée avec méthode proposée $\alpha = 0.08$, $D=15$ pixels et $PSNR_{NEW} = 46.60$ dB, d) transmission image compressée avec méthode proposée,.....	80
Figure 4-11 : Performance du canal de transmission sur l'image Lung X-Ray avec JPE2000 et méthode proposée avec un rate de 0.1 bpp : a) Image compressée JP2, $PSNR_{NEW} = 52.36$ dB, b) transmission image compressée JP2, BER= 0.01, $PSNR_{NEW} = 42.12$ dB, c) Image compressée avec méthode proposée $\alpha = 0.06$, $D=5$ pixels et $PSNR_{NEW} = 53.45$ dB, d) transmission image compressée avec méthode proposée, BER= 0.01, $PSNR_{NEW} = 43.06$ dB.....	81
Figure 4-12 : Performance du canal de transmission sur l'image Chest CT avec JPE2000 et méthode proposée avec un rate : 0.1 bpp : a) Image compressée JP2, $PSNR_{NEW} = 44.32$ dB, b) transmission image compressée JP2, BER= 0.01, $PSNR_{NEW} = 15.91$ dB, c) Image compressée avec méthode proposée $\alpha = 0.08$, $D=15$ pixels et $PSNR_{NEW} = 45.16$ dB, d) transmission image compressée avec méthode proposée, BER= 0.01, $PSNR_{NEW} = 18.06$ dB.....	82
Figure 4-13 : Performance du canal de transmission sur l'image Chest MRI avec JPE2000 et méthode proposée avec un rate : 0.1 bpp : a) Image compressée JP2, $PSNR_{NEW} = 28.87$ dB, b) transmission image compressée JP2, BER= 0.01, $PSNR_{NEW} = 22.89$ dB, c) Image compressée avec méthode proposée $\alpha = 0.07$, $D=3$ pixels et $PSNR_{NEW} = 29.35$ dB, d) transmission image compressée avec méthode proposée, BER= 0.01, $PSNR_{NEW} = 23.58$ dB.....	83
Figure 4-14 : Hiérarchie des codes correcteurs [SER11].....	84
Figure 4-15 : Protocole UDP/TCP/IP.....	87
Figure 4-16 : Schéma de connexion en mode TCP/IP.....	88
Figure 4-17 : Organigramme de transmission des données.....	88
Figure 4-18 : Solution de transmission proposée.....	90
Figure 5-1 : La base d'images Kodak.....	92
Figure 5-2 : Comparaison entre les performances de la méthode proposée, JPEG2000 et la référence [ZEY08] sur l'image 04 de la base KODAK : (a) $PSNR_{NEW}$ vs BPP, (b) PSNR vs BPP.....	93
Figure 5-3 : Comparaison entre les performances de la méthode proposée, JPEG2000 et la référence [ZEY08] sur l'image 05 de la base KODAK. : (a) $PSNR_{NEW}$ vs BPP, (b) PSNR vs BPP.....	94

Figure 5-4 : Comparaison entre les performances de la méthode proposée, JPEG2000 et la référence [ZEY08] sur l'image 08 de la base KODAK: (a) PSNR _{NEW} vs BPP, (b) PSNR vs BPP.	95
Figure 5-5 : Comparaison entre les performances de la méthode proposée, JPEG2000 et la référence [ZEY08] sur l'image 18 de la base KODAK. : (a) PSNR _{NEW} vs BPP, (b) PSNR vs BPP	96
Figure 5-6 : Performances en termes de perception de distorsion sur l'image Kodak zoomée "01" à 0,007 bpp (a) image de référence; (b) JPEG2000 avec PSNR _{New} = 24,14 dB; (c) Méthode proposée avec PSNR _{New} = 24,30 dB, $\alpha = 0,005$ bpp, et D = 20 pixels; (d) la référence [ZEY08] avec PSNR _{New} = 24,26 dB, $\alpha = 0,005$ bpp et D = 10 pixels. ...	99
Figure 5-7 : Performances en termes de perception de distorsion sur l'image Kodak zoomée "05" à 0,01 bpp (a) image de référence; (b) JPEG2000 avec PSNR _{New} = 23.57 dB; (c) Méthode proposée avec PSNR _{New} = 23.70 dB, $\alpha = 0,007$ bpp, et D = 20 pixels; (d) la référence [ZEY08] avec PSNR _{New} = 23.32 dB, $\alpha = 0,005$ bpp et D = 10 pixels. .	100
Figure 5-8 : Performances de qualité perceptuelle de la méthode proposée et les méthodes de références DWT-SVD [MOO12] et CUM [RAM98] : (a) image originale, (b) image compressée par JPEG2000, rate= 0.01, PSNR _{NEW} = 32.72 dB (c) DWT-SVD [MOO12], PSNR _{NEW} = 33,89 dB (d) CUM [RAM98], PSNR _{NEW} = 32,79 dB (e) Méthode proposée, PSNR _{NEW} = 34.69 dB.....	102
Figure 5-9 : Comparaison de la méthode proposée avec les méthodes de tests.....	103
Figure 5-10 :Prétraitement sur l'image de synthèse: (a) image synthèse (b) image synthèse bruitée, PSNR _{NEW} = 29.72 dB (c) filtre à base d'ondelettes [MED02], PSNR _{NEW} =34.49 dB (d) prétraitement proposé, PSNR _{NEW} = 35.10dB.....	104
Figure 5-11 : Prétraitement sur l'image OCT: (a) image originale, (b) filtre à base d'ondelettes [MED02] (c) prétraitement proposé.	105
Figure 5-12 : Courbe de performances de l'application du codeur JPEG2000.....	106
Figure 5-13 : Résultat de transmission de l'image rétinienne par l'architecture proposée à 0.35bpp : (a) image de référence, Tps=93.40s; (b) JPEG2000 avec PSNR _{New} = 58.99 dB, Tps=35.63s; (c) Méthode proposée avec PSNR _{New} = 65.89 dB, $\alpha = 0.25$ bpp, D = 20 pixels et Tps=34.51s; (d) la référence [ZEY08] avec PSNR _{New} = 61.01 dB, $\alpha = 0.2$ bpp, D = 10 pixels et Tps=36.52s.	109
Figure 5-14 : Résultat de transmission de l'image rétinienne par l'architecture proposée à 0.35bpp : (a) image de référence, Tps=58.83s ; (b) JPEG2000 avec PSNR _{New} = 72.57 dB, Tps=19.03s; (c) Méthode proposée avec PSNR _{New} = 76.70 dB, $\alpha = 0.20$	

bpp, $D = 20$ pixels et $Tps = 19.15s$; (d) la référence [ZEY08] avec $PSNR_{New} = 73.29$ dB, $\alpha = 0.18$ bpp, $D = 10$ pixels et $Tps = 20.14s$	110
Figure 5-15 : Résultat de transmission de l'image rétinienne par l'architecture proposée à 0.35 bpp : (a) image de référence, $Tps = 18.66s$; (b) JPEG2000 avec $PSNR_{New} = 45.34$ dB, $Tps = 6.74s$; (c) Méthode proposée avec $PSNR_{New} = 48.75$ dB, $\alpha = 0.20$ bpp, $D = 20$ pixels et $Tps = 6.63s$; (d) la référence [ZEY08] avec $PSNR_{New} = 46.41$ dB, $\alpha = 0.2$ bpp, $D = 15$ pixels et $Tps = 6.98s$	111
Figure 5-16 : Résultat de transmission de l'image Chest CT par l'architecture proposée à 0.35 bpp : (a) image de référence, $Tps = 75.00s$; (b) JPEG2000 avec $PSNR_{New} = 75.21$ dB, $Tps = 24.25s$; (c) Méthode proposée avec $PSNR_{New} = 75.53$ dB, $\alpha = 0.26$ bpp, $D = 20$ pixels et $Tps = 24.33s$; (d) la référence [ZEY08] avec $PSNR_{New} = 74.34$ dB, $\alpha = 0.25$ bpp, $D = 25$ pixels et $Tps = 24.93s$	112

LISTE DES ABRÉVIATIONS

ASTM	American Society for Testing and Materials
ADPCM	Adaptive Differential Pulse Code Modulation
ANF	Adaptive Nonlinear Filters
AUM	Adaptive Unsharp Masking
AVC	Advanced Video Coding
bpp	bit per pixel
bzip2	Extension des fichiers compressés
CALIC	Context Based, Adaptive, Lossless Image Coding
CCSDS	Comité Consultatif pour les Systèmes de Données Spatiales
CELP	Code Excited Linear Predictor
CEN	Comité Européen de Normalisation
Comp _{High}	Composante haute fréquence compressée
Comp _{Low}	Composante basse fréquence compressée
CSF	Contrast sensitivity function
CUM	Cubic Unsharp Masking
DCT	Transformée en cosinus discrète
DICOM	Digital imaging and communications in medicine
DSCQS	Double Stimuli Continuous Quality Scale
DVD	Digital Versatile Disc
DWT	Transformée en ondelettes discrète
EDF	European Data Format
EEG	Electroencéphalogramme
EMG	ElectroMyoGramme
EQM	Erreur Quadratique Moyenne
ESSIM	Edge Based Structural Similarity
ETSI	European Telecommunications Standards Institute
EZW	Embedded Zerotree Wavelet
FFT	Fast Fourier Transform
FTP	File Transfer Protocol
GNU	Utilisation libre des logiciels
GSM	Global System for Mobile Communications
GZIP	GNU zip
H.261	Recommandation de compression vidéo de l'UIT-T

HL7	Health Level 7
IEC	International Electrotechnical Commission
IMUM	Intensity Mapped Unsharp Masking
ISO	International Organization for Standardization
ITU	International Telecommunication Union
JND	Différence juste visible
JPEG	Joint Photographic Experts Group
JPEG2000	Comité JPEG en 2000
JPEG-LS	Lossless JPEG
JVT	Joint Video Team
LAN	Local Area Network
LOCO-I	LOW COMplexity LOSSless COMpression for Images
LPC	Linear Prediction Coding
LZ	Lempel-Ziv
MOS	Mean Opinion Score
MP3	MPEG-1/2 Audio Layer 3
MPEG	Moving Picture Experts Group
MSE	Mean Squared Error
NUM	Nonlinear Unsharp Masking
OUM	Optimal Unsharp Mask
PCM	Pulse Coding Modulation
PE	Potentiels Evoqués
PIFS	Partitioned Iterated Function Systems
PSNR	Peak Signal-to-Noise Ratio
QS	Quantification scalaire
QV	Quantification vectorielle
RLE	Run Length Encoding
S	Element structurant
SNR	Signal Noise Ratio
SPIHT	Set Partitioning in Hierarchical Trees
SSCQS	Single Stimulus Continuous Quality Scale
SSID	Service Set Identifier
SSIM	Structural SIMilarity
SVCD	Super Vidéo CD

SVD	Singular value decomposition
SVH	Système visuel humain
TCP/IP	Transmission Control Protocol/Internet Protocol
TNT	Télévision Numérique Terrestre
Tps Tr.	Temps de transmission
UQI	Universal Quality Index
VCD	Vidéo CD
VDP	Visual Difference Predictor
VOP	Video Object Plan
WEP	Wired Equivalent Privacy
WLAN	Wireless Local Area Network
Zip	Format de compression des fichiers
7zip	Logiciel de compression de données
α	Taux en bit de la composante basse fréquence (bpp)
β	Taux en bit de la composante haute fréquence (bpp)
μ_f	Moyenne de f
σ_f^2	Variance de f
σ_{fg}	Covariance de f et g
$\Psi(\text{SHF}, \beta)$	Opération de compression SHF par β
$\Psi(\text{SBF}, \alpha)$	Opération de compression SBF par α
$\Psi^{-1}(\text{SHF}, \beta)$	Opération de décompression de SHF par β
$\Psi^{-1}(\text{SBF}, \alpha)$	Opération de décompression de SBF par α

SOMMAIRE

LISTE DES TABLEAUX.....	VI
LISTE DES FIGURES	VIII
LISTE DES ABRÉVIATIONS	XIII
INTRODUCTION GÉNÉRALE.....	1
Chapitre 01 : ÉTUDE COMPARATIVE DE MÉTHODES DE COMPRESSION DE DONNÉES ET PLACE DES STANDARDS DANS LE CONTEXTE DE LA COMPRESSION	
1.1 Introduction.....	4
1.2 Techniques de compression avec et sans perte : Contexte global	4
1.2.1 Aperçu sur les techniques de compression sans perte	6
1.2.1.1 L'entropie de l'information.....	6
1.2.1.2 Le codage Huffmann	7
1.2.1.3 Le codage arithmétique : Principe et méthodologie.....	9
1.2.1.4 Le codage prédictif.....	11
1.2.2 Aperçu sur les techniques de compression avec perte	12
1.2.2.1 Réduction de la redondance spatiale.	12
1.2.2.1.1 Transformation en espace couleur YCbCr.....	12
1.2.2.2 Le codage par transformation.....	13
1.2.2.3 Quantification des coefficients de la DCT	14
1.3 Place des standards dans la compression des données	16
1.3.1 Nécessité d'une norme ou standard	16
1.3.2 Processus d'organisation des normes	17
1.3.3 Normes retenues pour compresser les images fixes.....	17
1.4 Techniques de compression des images fixes avec JPEG\JPEG 2000	18
1.4.1 La compression sans perte avec JPEG Lossless (JPEG–LS)	18
1.4.2 La compression avec perte du JPEG	19
1.4.3 Compression avec le standard JPEG 2000	22
1.4.3.1 Pré-traitement	22
1.4.3.2 Codage fondamental.....	23

1.4.3.2.1	Transformée en ondelette discrète (DWT)	23
1.4.3.2.2	Quantification	24
1.4.3.2.3	Codage entropique.....	24
1.4.3.3	Post-traitement.....	25
1.5	Artéfacts générés par JPEG et JPEG2000	26
1.6	Méthodes de réduction des artefacts pour jpeg et jpeg2000	27
	Conclusion	28

Chapitre 02 : LES MÉTRIQUES PERCEPTUELLES EN COMPRESSION D'IMAGES

2.1	Évaluation subjective basée sur les propriétés et modélisation du (SVH)	29
2.1.1	Caractéristiques clés du SVH	29
2.1.2	Métriques perceptuelles basées sur le SVH	33
2.1.2.1	Métriques subjectives destinées à l'évaluation de la qualité visuelle des images fixes 34	
2.1.2.1.1	Modèle basé sur les tests psychophysiques	34
2.1.2.1.2	Le modèle de Nill.....	35
2.1.2.1.3	Le modèle PQS	36
2.1.2.2	Métriques subjectives destinées à l'évaluation de la qualité visuelle des images animées 39	
2.2	Métriques perceptuelles basées sur des critères mathématiques : Mesures objectives.....	41
2.2.1	Méthodes avec référence complète	42
2.2.1.1	Erreur quadratique moyenne (MSE).....	42
2.2.1.2	Rapport crête signal sur bruit (PSNR)	43
2.2.1.3	Rapport signal sur bruit (SNR).....	43
2.2.1.4	Indice de similarité structurelle (SSIM)	43
2.2.1.5	Similitude structurale à base de gradient	45
2.2.1.6	Indice de la région d'intérêt (VroiWQI).....	46
2.3	Limites des métriques présentées.....	47
2.4	Métrique proposée	48
	Conclusion	49

Chapitre 03 : TECHNIQUES PROPOSÉES POUR L'AMÉLIORATION DE LA QUALITÉ VISUELLE DES IMAGES COMPRESSÉES JPEG2000

3.1 Aperçu sur les méthodes de prétraitement.....	50
3.1.1 Méthodes basées sur l'amélioration de la qualité visuelle des images	50
3.1.2 Méthodes basées sur la restauration de l'image	51
3.2 Prétraitements proposés	52
3.2.1 Prétraitement basé sur la Décomposition Modale Empirique Bidimensionnelle (BEMD) et le modèle du Masque flou « sharpening »	52
3.2.1.1 Décomposition modale empirique bidimensionnelle.....	52
3.2.1.2 Le schéma adopté de la méthode proposée.....	55
3.2.2 Amélioration basée sur le filtrage par moyenne temporelle	57
3.2.2.1 Prétraitement proposé	58
3.2.3 Méthode basée sur le filtrage morphologique.....	60
3.2.3.1 Principe de la méthode.....	60
3.2.3.2 Morphologie mathématique appliquée aux images en niveau de gris (NG)	61
3.2.3.2.1 Opérateurs morphologiques.....	61
3.2.3.2.2 Filtrage non linéaire	62
3.2.3.2.3 Filtrage par reconstruction morphologique	62
3.2.3.2.4 Fonctionnement de la méthode proposée	63
Conclusion	67

Chapitre 04 : APPLICATION DE LA MÉTHODE PROPOSÉE DANS LE DOMAINE DE LA TÉLÉMÉDECINE

4.1 Introduction.....	69
4.2 Transmission par mail.....	70
4.3 Modélisation de la chaine de transmission sans fil	72
4.3.1 Le canal à Bruit Blanc Additif Gaussien	73
4.3.2 Transmission selon l'architecture TCP/IP adoptée.....	86
Conclusion	91

Chapitre 05 : RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX ET INTERPRÉTATION

5.1 Performances du prétraitement basé sur la morphologie par reconstruction	92
5.2 Performances du Post-traitement basé sur la BEMD (Bidimensionel Empirical Mode Decomposition) et l'Unsharp Masking	101

5.3 Performances du filtrage par moyenne temporelle	103
5.4 Performances au niveau de la télétransmission des images médicales	106
Conclusion	113
CONCLUSION GÉNÉRALE	114
BIBLIOGRAPHIE.....	115

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Contexte

La numérisation des données du type signal, image et vidéo est devenue une technique de plus en plus employée dans les systèmes d'information récents. Cette numérisation a pour objectif de faciliter, entre autres, leur analyse, leur traitement et leur transmission, en adéquation avec des architectures matérielles spécifiques. Parmi les applications qui se déploient à grande vitesse, la transmission de l'information à travers des réseaux informatiques, y compris les réseaux de téléphonie mobile, a connu durant cette dernière décennie une offre et un besoin sans précédent. Ce besoin ne concerne pas spécialement le multimédia ; le domaine médical notamment dans le cadre de la télémédecine a connu des applications novatrices et très intéressantes. Dans ce domaine, et plus particulièrement dans le contexte de la transmission des images, l'acheminement d'une séquence d'images d'un point A vers un point B est souvent limité par la bande passante du canal de transmission. Pour cette raison, la compression des données est une solution utilisée, presque d'une manière systématique dans les systèmes de transmission actuels.

La compression peut être de deux types :

- La compression dite sans pertes effectuant un traitement totalement transparent, permettant de retrouver intégralement les données d'origine à l'issue de la décompression, mais offrant des taux de compression faibles.
- La compression avec pertes délivrant des taux de compression nettement supérieurs, mais imposant de négliger certaines informations de l'image en tenant compte de sa nature et de notre perception visuelle. Si elle se fait dans des proportions limitées, l'élimination de ces informations peut passer inaperçue pour un observateur moyen. En revanche, si la compression est réalisée dans des proportions élevées, la perte de données se traduira par l'apparition de distorsions plus ou moins visibles.

Lors de l'émission et de la réception des images, celles-ci sont présentes constamment à travers plusieurs dispositifs : téléviseurs, smartphones, appareils photo etc.. Le progrès technologique dans le domaine de la communication et de l'information, couplé avec le fait que les êtres humains se basent fortement sur la vision, nécessite que les images représentant l'environnement soient de bonne qualité. Ainsi, une image peut être amenée à subir diverses étapes de traitement

avant d'être présentée à un observateur humain, ce qui peut induire des distorsions qui affectent le rendu visuel de l'image. Les premières distorsions pouvant affecter une image lors de son acquisition sont le bruit du capteur, les distorsions liées à l'optique, la calibration des couleurs. Ensuite, pour une transmission optimale de cette image, celle-ci subit une compression pour réduire sa taille et alléger la bande passante. Toutefois, ces algorithmes de compression peuvent laisser apparaître des déformations (artefacts) sur l'image. S'ajoutent à toute cette gamme de distorsions, les erreurs de transmission (bit-errors) dues à la nature du canal de transmission.

Dès lors, à supposer qu'une ou plusieurs des distorsions précédemment énumérées soit appliquée, une évaluation de la qualité d'images s'impose pour quantifier l'impact de ces dégradations sur les images qui sont présentées au consommateur final, et qui est en l'occurrence l'observateur humain. L'objectif est de mettre en place des algorithmes (appelés métriques) donnant une note de qualité à une image tout en mimant les fonctionnalités du système visuel humain.

Pour favoriser le transport universel des données, ces principes sont décrits dans des normes. Des normes de codage majoritairement utilisées sont : la norme JPEG et JPEG2000 pour les images fixes, et MPEG pour les images animées.

Objectifs visés de la thèse

- Proposer une démarche permettant d'améliorer la qualité visuelle des images compressées JPEG2000 à bas débits, en introduisant une nouvelle métrique qui permet de prendre en considération à la fois l'aspect global et structurel de l'image.
- Concrétiser la démarche adoptée sur des bases de données standards (KODAK), et en télémédecine (Base d'images médicales)

Organisation du document

Les détails des travaux présentés dans cette thèse sont examinés à travers cinq chapitres dont nous allons décrire le contenu :

Chapitre 1 : Il comprend une étude comparative des différentes méthodes de compression d'images fixes rencontrées dans la littérature. L'accent est mis sur l'étude de deux normes de compression le JPEG et le JPEG2000, cette étude va être ensuite complétée par un aperçu sur les différents artefacts qui peuvent affecter les images compressées par JPEG et JPEG2000 et leur impact sur notre perception.

Différentes solutions rencontrées dans la littérature pour supprimer ces artefacts sont ensuite examinées.

Chapitre 2 : Après avoir présenté les artefacts issus des images compressées JPEG et JPEG2000, nous présentons ensuite, les différentes métriques rencontrées dans la littérature, destinées à évaluer leur qualité visuelle mettant en avant leurs limitations, nous proposons une nouvelle métrique reprenant le cœur de ces méthodes et améliorant certaines caractéristiques. Les détails de cette nouvelle métrique seront décrits dans le chapitre qui suit.

Chapitre 3 : Ce chapitre représente la partie sensible de notre travail. Il décrit une démarche destinée à réduire des artefacts issus des images compressées JPEG2000. La qualité visuelle de ces images est évaluée par une nouvelle métrique proposée et qui prend en considération l'aspect global et structurel de l'image considérée. Avant codage les images subissent une phase de prétraitement basée sur le filtrage morphologique.

Chapitre 4 : Le chapitre décrit l'application de la démarche adoptée en télémédecine et sur des images issues de la base d'images fixes ECN [ECN10].

Chapitre 5 : Nous exposons dans ce dernier chapitre les résultats expérimentaux obtenus en mettant l'accent sur l'efficacité de la démarche adoptée surtout au niveau de l'estimation de la visibilité des artefacts de compression et de leur réduction. Enfin, nous concluons ce travail par un résumé des principes sous-jacents et des perspectives de développement.

1 ÉTUDE COMPARATIVE DE METHODES DE COMPRESSION DE DONNEES ET PLACE DES STANDARDS DANS LE CONTEXTE DE LA COMPRESSION

1.1 INTRODUCTION

Les développements récents, en matière de technologie de l'information, ont transformé notre vie quotidienne. Ainsi, l'émergence de la technologie numérique a favorisé l'utilisation et la diversification des fonctionnalités qui leur sont associées, cela implique la manipulation continue de grands volumes de données. Il est donc essentiel de disposer d'outils efficaces pour la transmission et le stockage de ces énormes quantités d'informations. Pour pallier ce problème, de nombreuses méthodes de compression de données issues de la théorie de l'information ont tant attiré l'attention des chercheurs, que l'on n'arrive plus à compter le nombre de publications dans ce domaine. Par conséquent, plusieurs méthodes et algorithmes ont été intégrés dans des standards de compression ; entre autres, en compression de l'image et de la vidéo. L'objectif de ce chapitre ne vise pas à passer en revue toutes les techniques existantes en compression de données, mais néanmoins, on souhaite que le lecteur ait un aperçu sur des algorithmes et des techniques de compression, les plus récurrents. Dans ce qui suit, nous examinons quelques méthodes utilisées pour la compression sans perte des données, les techniques de base utilisées en compression d'images avec perte. Les détails de cette partie sont exposés en annexe de ce manuscrit. L'accent est mis sur la place des standards dans les systèmes de compression de données, les types d'artéfacts générés par ces standards et les différentes méthodes qui permettent la correction ou la suppression de ces artefacts.

1.2 TECHNIQUES DE COMPRESSION AVEC ET SANS PERTE : CONTEXTE GLOBAL

Il existe deux types de compression. La compression sans perte (compression non destructive), elle utilise des algorithmes qui compressent les données sans les dégrader. Parmi les plus connues de ces méthodes figure le codage RLE [SAL08], le codage de HUFFMAN [HUF52] ou bien encore le codage LZ [ZIV77]. Elles sont utilisées pour la compression des fichiers textes ou encore les fichiers exécutables. La compression avec pertes (compression destructrice), utilise des algorithmes qui compressent les données, en introduisant des dégradations, qui peuvent être

nuisibles dans certaines applications. Pour plus de détail concernant ces techniques de compression, le lecteur est prié de consulter les travaux de [ZEY12].

Il est important de signaler que le choix de compresser une donnée ne dépend pas seulement du type de méthodes de compression (avec ou sans perte), mais aussi des types d'applications à envisager. On peut citer trois principaux domaines au niveau de la compression de données :

1. la compression des signaux 1D,
2. la compression des signaux 2D;
3. la compression des signaux 3D.

La compression des signaux 1D repose sur des techniques basées sur des modèles paramétriques tels que le codage par prédiction linéaire (Linear Prediction Coding (LPC) [SUN13]), le codage par la modulation à impulsion codée (Pulse Coding Modulation (PCM) [RIV03]), et enfin le codage par des techniques hybrides (Code-Excitation Linear Prediction (CELP) [VAS07]). En plus de ces techniques, des normes de compression ont vu le jour, et sont appliquées dans diverses applications : On peut citer, par exemple : la norme MPEG-1/2 ou MP3 pour l'audio, la norme CEN/ENV 1 064 [ENV96], pour les signaux physiologiques, tels que l'ECG, la norme ASTM 1 467 [ASM94], pour les signaux EEG, EMG et PE. La norme EDF (*European Data Format*), pour les signaux biologiques multivoies [KEM92], et enfin la norme CCSDS 121.0-B (ISO-15887:2000) [SHE13] pour des signaux 1D satellitaires et zip, gzip, bzip2, 7zip pour les fichiers textes [DUM13],

La compression des signaux 2D ou images fixes, utilise des techniques basées sur le codage prédictif [WEI96] [XIA97], le codage par transformation [TAQ10] et des méthodes de moindres carrés pour construire des prédicteurs adaptatifs tels que les méthodes présentées dans [XIN01] et [KAU05]. Plusieurs travaux faisant intervenir ces techniques sont rencontrés dans la littérature, ce qui a conduit les experts dans ce domaine à proposer des normes de compression pour des images fixes telles que JPEG et JPEG2000 [ZEY12].

Enfin, la compression des signaux 3D, dont le fondement repose trois méthodes de compression :

- Méthodes par simplification de maillage, destinées à décomposer une forme par des figures géométriques (polygones, carré, triangle) puis à reconstruire

ensuite la forme par l'assemblage de figures en basant sur leur géométrie de leur connectivité [LAV05][SAN01] [GAR01] [VAL04].

- Méthodes de compression mono-résolution : [ISE00] [LEE02] [SZY03].
- Méthodes de compression multi-résolution [KAR00][KHO00].

La compression des signaux 3D est largement utilisée dans les domaines industriel, médical (norme DICOM), patrimoine culturel et jeux vidéo [NAI07] [LOR03].

1.2.1 Aperçu sur les techniques de compression sans perte

1.2.1.1 L'entropie de l'information

L'entropie est la mesure du désordre ou la mesure de l'imprévisibilité. Dans les systèmes informatiques, le degré de l'imprévisibilité d'un message peut être utilisé comme une mesure de l'information véhiculée par le message. Le concept important dans la définition de l'entropie est celui de la prévisibilité. Un message parfaitement prévisible ne véhicule aucune information. En 1948, Shannon a défini l'information véhiculée par un événement $I(E)$, mesurée en bits; en termes de probabilité de cet événement $p(E)$:

$$I(E) = \log_2 \left(\frac{1}{P(E)} \right) \quad 1-1$$

Un événement qui est complètement prédictible ($p=1$) n'a aucune information ($\log_2(1)=0$). Dans la théorie du codage de source, une source discrète est un dispositif qui fournit aléatoirement des séquences de symboles issus d'un ensemble discret fini. On modélise une source par un ensemble de variables aléatoires dont les valeurs proviennent d'un alphabet de taille fini $\Omega = \{x_0, x_1, \dots, x_N\}$. Ici Ω est appelé l'ensemble des symboles de source. De plus, une source est dite sans mémoire si la séquence de symboles générée par la source est une suite de variables indépendantes et identiquement distribuées. Une source de ce type est appelée une source discrète sans mémoire (*Discrete Memoryless Source - DMS en anglais* [JAI89]).

À titre d'exemple, il est possible de créer une source DMS qui génère les lettres de 'a' jusqu'à 'd', tel que la lettre 'a' est 7 fois plus probable que les lettres 'b', 'c' et 'd'. Pour une telle source, on peut montrer que la probabilité et par conséquent la quantité d'informations de chaque symbole possible est parfaitement déterminée (voir Tableau 1-1). L'entropie d'une source d'information telle une DMS, est définie

comme la quantité de l'information moyenne transmise par chaque symbole fourni par la source.

Tableau 1-1 :L'entropie et la probabilité des symboles d'une source discrète sans mémoire

<i>E</i>	<i>P(E)</i>	<i>I(E)</i>
a	0.7	0.515
b	0.1	3.322
c	0.1	3.322
d	0.1	3.322

Donc l'entropie $H(S)$ d'une source comportant n symboles, de s_1 à s_n , avec une probabilité $p(s_i)$ pour chaque symbole peut être définie comme suit :

$$\begin{aligned}
 H(s) &= p(s_1)I(s_1) + \dots + p(s_n)I(s_n) \\
 H(s) &= \sum_{i=1}^n p(s_i)I(s_i) \\
 H(s) &= \sum_{i=1}^n p(s_i) \log_2 \left(\frac{1}{p(s_i)} \right)
 \end{aligned}
 \tag{1-2}$$

Selon le théorème de codage de source sans bruit de Shannon [HUF54], si l'on souhaite coder une source le plus efficacement possible en n'y introduisant aucune ambiguïté, le nombre moyen de bits par symbole utilisé par le code doit être au moins égal à l'entropie de la source [HUF54].

1.2.1.2 Le codage Huffman

En 1952, Huffman a mis en évidence une méthode pour construire des codes compacts de longueur variables [HUF54]. Le codage Huffman attribue un code de sortie à chaque symbole. Les codes de sortie pouvant être aussi courts qu'un bit, ou beaucoup plus longs que les symboles d'entrée en fonction de leurs probabilités. Le nombre de bits optimum pour chaque symbole est $-\log p_i$ où p_i est la probabilité du symbole en question. Les étapes nécessaires pour générer le code Huffman pour des symboles dont les probabilités d'occurrence sont connues et peuvent être regroupées comme suit:

- Classer tous les symboles dans l'ordre de leur probabilité d'occurrence,
- Fusionner les deux symboles les moins probables pour former un symbole combiné, et reclasser encore les symboles dans l'ordre de probabilité : Cela génère une arborescence dont chaque nœud représente la probabilité cumulative de tous les nœuds en dessous,

- Tracer un chemin vers chaque feuille, en notant la direction sur chaque nœud.

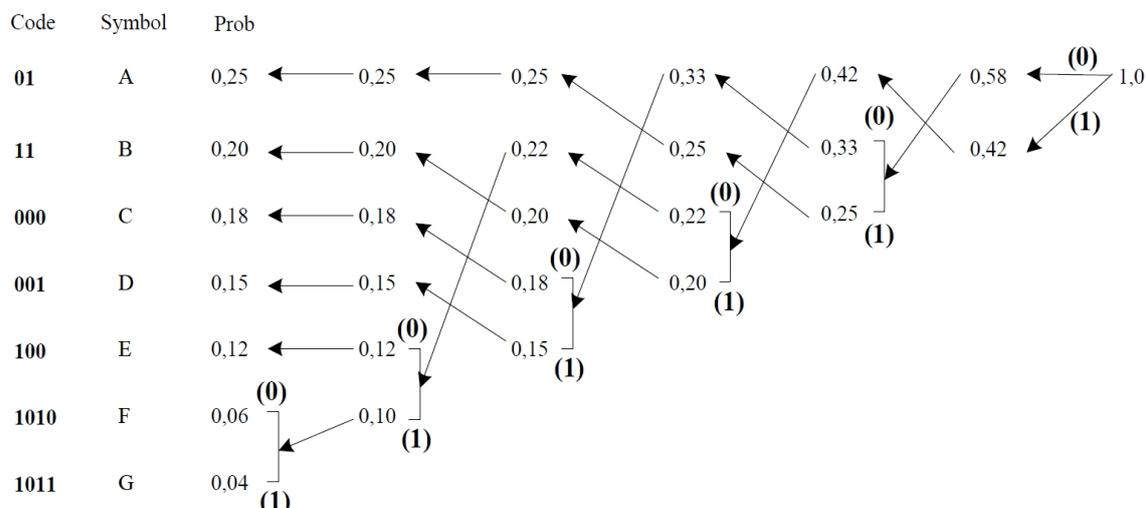


Figure 1-1 : Un exemple du code Huffmann pour sept symboles

La Figure 1-1 montre un exemple du codage Huffmann pour sept symboles (A-G). Les probabilités des symboles dans l'ordre décroissant sont présentées dans la troisième colonne. Dans la colonne suivante, les deux éléments de plus faible probabilité sont ajoutés afin de produire une probabilité combinée. Cette probabilité combinée est utilisée dans le nouveau classement [JAI89]. Cette procédure continue jusqu'à la dernière colonne où la probabilité de 1 est atteinte. À partir de la dernière colonne, chaque branche de probabilité de l'arborescence, est marquée d'un 0 au-dessus, et d'un 1 au-dessous. Ceci est illustré sur la Figure 1-1 par des chiffres en gras. Le codage qui correspond au symbole est donc lu sur l'arborescence de la droite vers la gauche en suivant la séquence. Le nombre moyen de bits est calculé:

$$0.25 \times 2 + 0.20 \times 2 + 0.18 \times 3 + 0.12 \times 3 + 0.06 \times 4 + 0.04 \times 4 = 2.65 \text{ bits}$$

Ce qui est très proche de l'entropie calculée par :

$$-\left(\begin{array}{l} 0.25 \times \log_2(0.25) + 0.2 \times \log_2(0.2) + 0.18 \times \log_2(0.18) + \\ 0.15 \times \log_2(0.15) + 0.12 \times \log_2(0.12) + 0.06 \times \log_2(0.06) + \\ + 0.04 \times \log_2(0.04) \end{array} \right) = 2.62 \text{ bits}$$

Cependant, le fait que les mots de code attribués doivent se composer d'un nombre entier de bits rend le codage Huffmann sous-optimal [GHA03]. Par exemple, si la probabilité d'un symbole est 0,33, le nombre optimal de bits pour coder ce symbole

est d'environ 1,6 bits. Mais le schéma de codage Huffman doit assigner soit 1 bit, soit 2 bits pour le code. Dans les deux cas, en moyenne, ceci mène à un codage avec plus de bits par rapport à son entropie. Pour des symboles de haute probabilité, le codage Huffman est non optimal. Par exemple, pour un symbole d'une probabilité de 0,9, la taille optimale du code est 0,15 bits, mais le codage Huffman doit attribuer une valeur intégrale de bits. Cela oblige le choix de 1 bit pour la taille du symbole, qui est 6 fois plus grande que nécessaire. Il convient de noter que le codage Huffman des grands nombres de symboles peut finir par une chaîne binaire très longue pour des valeurs de faibles occurrences. Cela rend le codage Huffman inexploitable. Dans un tel cas, un groupe de symboles est représenté par ces probabilités totales. Puis, il est codé par la méthode Huffman. Cette technique est appelée le codage Huffman modifié (Modified Huffman Coding). Cette technique est utilisée dans le codage JPEG. Une autre méthode est utilisée dans le H.261 et MPEG : le Huffman à deux dimensions. Il existe également Huffman à trois dimensions que l'on utilise dans le H.263 [PEN93] [ITU97].

1.2.1.3 Le codage arithmétique : Principe et méthodologie

L'idée fondamentale du codage arithmétique est d'utiliser une échelle sur laquelle les intervalles de nombre réel du codage sont représentés entre 0 et 1. En effet, cela correspond à la fonction de la densité de probabilité cumulative de tous les symboles. L'intervalle nécessaire pour représenter un message devient de plus en plus petit lorsque le message devient plus long. Par conséquent, le nombre de bits utilisé pour représenter cet intervalle augmente. Exemple : Soit $\Omega = \{a, e, i, o, u, !\}$ un ensemble des alphabets avec les probabilités du chaque symbole indiqué dans le Tableau 1-2. Une fois que l'on connaît la probabilité de chaque symbole, on lui attribue une portion de l'intervalle $[0,1)$ qui correspond à la probabilité de l'apparence du symbole dans la fonction de densité cumulative. Il faut aussi noter qu'un caractère situé sur un intervalle de [' inférieur ', ' supérieur ') représente toutes les valeurs réelles possibles de la valeur inférieure jusqu'à la valeur supérieure non incluse. Par exemple, le symbole u de probabilité 0,1, qui est défini dans l'intervalle cumulatif de $[0,8, 0,9)$ peut prendre n'importe quelle valeur de 0,8 à 0,899999. Dans le codage arithmétique, le premier symbole codé construit la partie la plus significative du codage. Supposons que l'on souhaite coder le message ' eaii! '. Le premier symbole à coder est le 'e', donc le message final codé doit être un nombre supérieur

ou égal à 0,2 mais inférieur à 0,5. Par composition des intervalles, le codage du deuxième caractère 'a' limitera l'intervalle de sortie à [0,2, 0,26). Cela continuera de cette manière jusqu'au codage du dernier caractère. Chaque caractère limitera davantage l'intervalle de sortie. Le Tableau 1-3 donne un résumé des intervalles du codage de la chaîne de caractère 'eaii!'.

Tableau 1-2 : Codage arithmétique : modèle fixe

<i>Symbole</i>	<i>Probabilité</i>	<i>Intervalle</i>
a	0.2	[0.0, 0.2)
e	0.3	[0.2, 0.5)
i	0.1	[0.5, 0.6)
o	0.2	[0.6, 0.8)
u	0.1	[0.8, 0.9)
!	0.1	[0.9, 1)

Tableau 1-3 : Représentation du processus de codage arithmétique

<i>Nouveau caractère</i>	<i>Intervalle</i>
Initialement	[0,1)
Après avoir vu un symbole	
a	[0.0, 0.5)
e	[0.2, 0.26)
i	[0.23, 0.236)
o	[0.233, 0.2336)
u	[0.23354, 0.23336)
!	[0.9, 1)

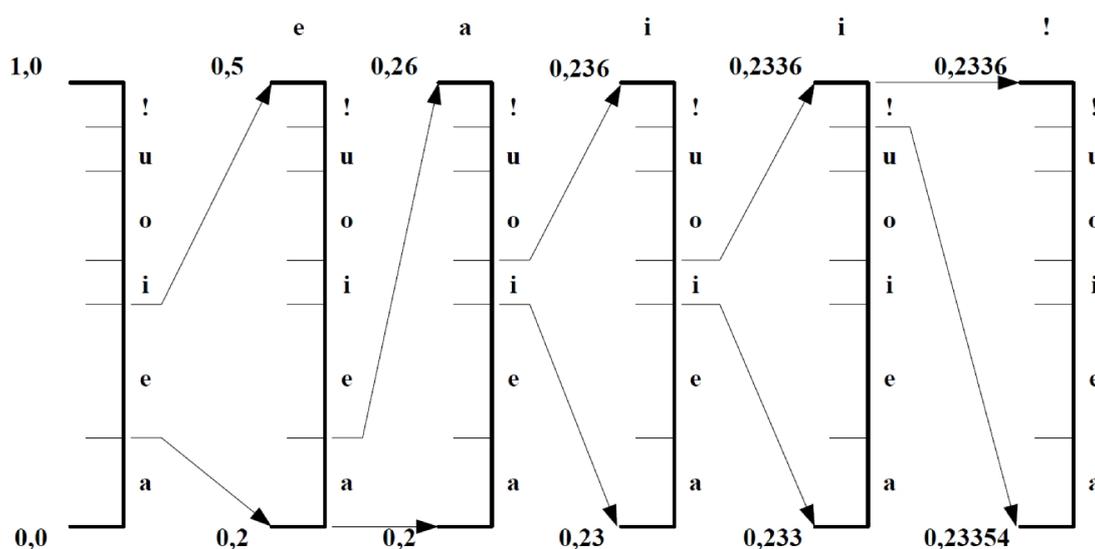


Figure 1-2 : La représentation du processus de codage arithmétique avec la mise à l'échelle des intervalles pour chaque étape du message 'eaii!'

La Figure 1-2 montre une autre représentation du processus de codage arithmétique. Sur cette figure, l'intervalle du codage est élargi à chaque étape et il est marqué sur une échelle qui facilite la visualisation des points d'extrémité. L'intervalle final $[0,23354, 0,2336)$ représente le message. C'est-à-dire que si l'on transmet un nombre dans cet intervalle, cela se traduira au message 'eaii! '.

Étant donné ce schéma de codage, il est relativement facile à visualiser le décodage du message 'eaii!. Afin de vérifier cela, on suppose qu'un nombre $x=0,23355$, dans l'intervalle $0,23354 \leq x < 0,2336$ est transmis et introduit à l'entrée du décodeur. Le décodeur en utilisant les mêmes intervalles de probabilités que ceux du codeur, exécute une opération similaire. En commençant par l'intervalle $[0,1)$, seul l'intervalle $[0,2, 0,5)$ enveloppe le code transmis, donc le premier symbole doit être 'e'. Similairement au processus de codage, les symboles suivants sont maintenant définis dans l'intervalle $[0,2, 0,5)$. Cela revient à redéfinir le code dans l'intervalle $[0, 1)$ et à le compenser par la valeur inférieure puis le mettre en échelle dans son intervalle d'origine. C'est-à-dire, le nouveau code devient $(0,233355-0,2) / (0,5-0,2) = 0,11185$, ce qui est encadré par l'intervalle $[0,0, 0,2)$ du symbole ' a '. Le Tableau 1-4 représente un résumé du processus de décodage.

Tableau 1-4 : Décodage arithmétique : modèle fixe

<i>Le nombre codé</i>	<i>Symbole</i>	<i>Intervalle</i>
0,23335	e	[0.0, 0.5)
0,11185	a	[0.0, 0.2)
0,55925	i	[0.5, 0.6)
0,59250	i	[0.5, 0.6)
0,92500	!	[0.9, 1.0)

1.2.1.4 Le codage prédictif

Le codage prédictif est une méthode simple pour la réduction de redondance. La théorie sous-jacente au codage prédictif consiste à prédire les valeurs des échantillons d'un signal en se basant sur les valeurs a priori, et à coder l'erreur de cette prédiction. Cette méthode est appelée Differential Pulse Code Modulation (DPCM). La Figure 1-3 illustre le schéma bloc d'un codeur DPCM, où la différence entre les échantillons d'entrée et ceux qui sont prédits, est quantifiée et codée pour la transmission. Aux côtés du décodeur, le signal d'erreur reçu est ajouté au signal prédit. En l'absence de l'étape de quantification, la compression est sans perte.

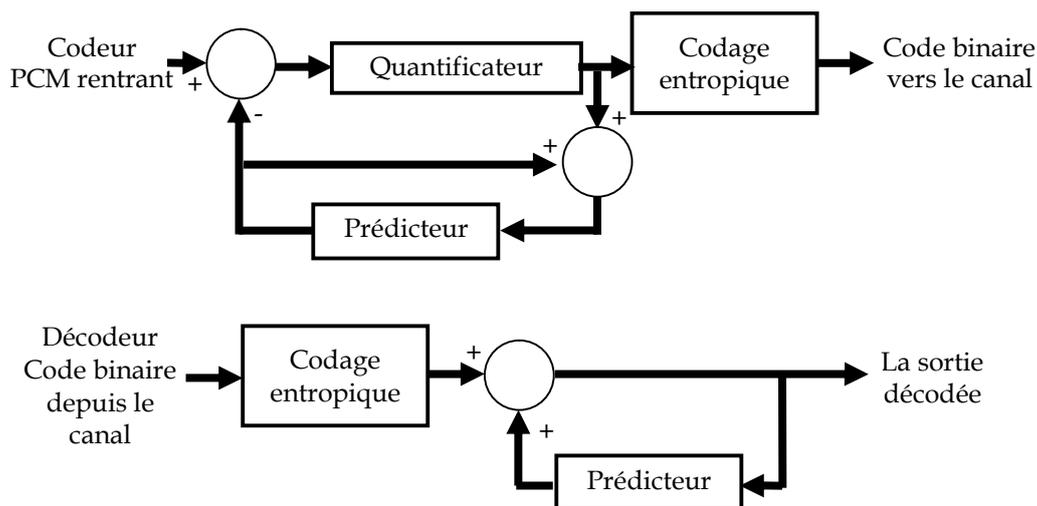


Figure 1-3 : Le schéma bloc du codage DPCM

1.2.2 Aperçu sur les techniques de compression avec perte

1.2.2.1 Réduction de la redondance spatiale.

1.2.2.1.1 Transformation en espace couleur YCbCr

Les images numériques sont généralement représentées sous une forme RGB, mais les composants de cette représentation manifestent une forte corrélation entre eux [LUK06]. Certains codeurs d'images (et de vidéo aussi) exigent une transformée sur les couleurs RGB avant le codage réel pour représenter l'image dans un domaine qui diminue la corrélation entre les pixels. Cette transformée est appelée transformée en $YCbCr$. La transformée en $YCbCr$ décompose les plans RGB en trois plans orthogonaux, notamment en Luminance (Y) et deux plans de chrominance (C_b et C_r). La Figure 1-4 illustre l'image Lena, décomposée en $YCbCr$ [LUK06].

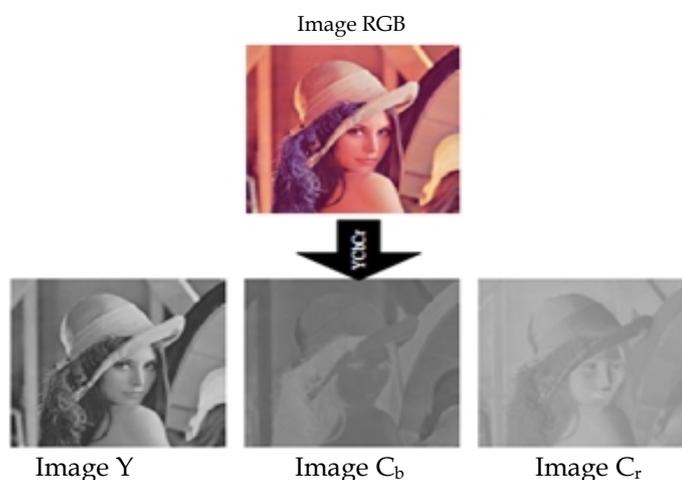


Figure 1-4 : Conversion d'une image RGB en $YCbCr$

Il existe deux types de transformation en YC_bC_r . Le premier type est appelé la transformée de couleur réversible ou RCT (Reversible Colour Transform) et elle est calculée par l'équation suivante:

$$\begin{bmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 65.481 & 128.533 & 24.966 \\ -37.797 & -74.203 & 112 \\ 112 & -93.786 & -18.214 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} \quad 1-3$$

L'équation 1-3 convertit un pixel RGB normalisé (défini dans la plage $[0,1] \in \mathbb{Q}$) en un pixel YC_bC_r , où le Y est défini dans plage $[16, 235] \in \mathbb{Q}_+$ et les C_b & C_r sont définis dans $[16,240] \in \mathbb{Q}_+$.

Le deuxième type est appelé transformée de couleur irréversible ou ICT (Irreversible Colour Transform). Comme son nom l'indique, les couleurs en RGB obtenues par la transformée inverse ne sont jamais les mêmes que les couleurs de départ. Donc, elle provoque une légère perte sur les valeurs RGB reconstruites. L'équation qui sert à calculer l'ICT est définie comme suit :

$$\begin{bmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.16875 & -0.33126 & 0.5 \\ 0.5 & -0.41869 & -0.08131 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad 1-4$$

1.2.2.2 *Le codage par transformation*

Le codage par transformation de domaine est principalement utilisé dans la réduction de redondance spatiale sur les images, en mappant les pixels dans un domaine de transformée. La puissance de ces techniques réside dans le fait que l'énergie des échantillons d'une image naturelle est concentrée dans la région de basses fréquences; donc dans une région contenant peu de coefficients. Ces coefficients par la suite peuvent être quantifiés tout en négligeant les coefficients insignifiants, sans pour autant dégrader la qualité de l'image. Le processus de quantification est pourtant avec perte, dans lequel les valeurs originales ne sont pas préservées. La transformée en cosinus discrète (DCT) est considérée comme le meilleur choix de transformée pour le codage des images par transformation [GHA03], car elle est caractérisée par des vecteurs de base bien définis qui varient doucement. Cela correspond bien aux changements d'intensité de la plupart des images naturelles [JAI89]. Un autre aspect important de la DCT, c'est qu'il existe une version rapide pour des applications basées software [CHE79].

Une DCT en deux dimensions est un processus séparable qui peut être implémenté par deux DCTs unidimensionnelles : une dans la direction des colonnes, l'autre dans la direction des lignes. Pour un bloc de taille $N \times N$ pixels la DCT est définie comme suit :

$$DCT(i, j) = \frac{1}{\sqrt{2N}} C(i)C(j) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} pixel(x, y) \cdot \cos\left(\frac{(2x+1)i\pi}{2N}\right) \cdot \cos\left(\frac{(2y+1)j\pi}{2N}\right) \quad 1-5$$

Où :

- $DCT(i, j)$ représente la valeur de la DCT au point de coordonnées (i, j) dans le bloc résultat de $N \times N$ pixels.
- N représente le nombre de pixels dans la largeur d'un bloc, et vaut généralement soit 8 soit 16.
- $pixel(x, y)$ représente la valeur du pixel de coordonnées (x, y) dans le bloc de l'image originale de $N \times N$ pixels.

$$C(x) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & \text{si } x = 0 \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad 1-6$$

La DCT inverse sur chacun des blocs $N \times N$ est définie par :

$$pixel(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2N}} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} C(i) \cdot C(j) \cdot DCT(i, j) \cdot \cos\left(\frac{(2x+1)i\pi}{2N}\right) \cdot \cos\left(\frac{(2y+1)j\pi}{2N}\right) \quad 1-7$$

Avec x, y représentant des coordonnées dans le domaine spatial (avant Transformation) et i et j représentant des coordonnées dans le domaine fréquentiel.

On remarque que le calcul des coefficients devient démesuré si on applique la DCT à toute l'image, c'est pour cela qu'on l'applique à des blocs et non sur la totalité de l'image. Le choix de la taille des blocs est un compromis entre performances et qualité, plus le bloc sera grand, plus la compression sera meilleure, mais le temps de calcul en sera d'autant plus grand.

1.2.2.3 Quantification des coefficients de la DCT

En réalité, la transformation des pixels en domaine DCT n'aboutit pas à une compression. Un bloc de taille 64 pixels est transformé en 64 coefficients. En raison de l'orthonormalité de la DCT, l'énergie dans les deux domaines ne change pas, donc il n'y a pas de compression effectuée. Toutefois, la transformation entraîne la

concentration de l'énergie sur les composantes de basses fréquences. La majorité des coefficients qui en restent représentent une faible énergie. C'est l'étape de quantification et le codage entropique qui réduisent le débit binaire. De plus, en exploitant les caractéristiques du système visuel humain [LUK06] [KUN99] qui est moins sensible aux distorsions présentes sur les hautes fréquences, on peut employer une quantification grossière pour les coefficients appartenant aux hautes fréquences. Le quantificateur utilisé dans tous les codecs standards de l'image et de la vidéo s'articule autour du quantificateur à seuil uniforme (UTQ_s). Les caractéristiques de ce quantificateur sont montrées à la Figure 1-5. Les deux paramètres importants du UTQ est la valeur du seuil th et la taille de pas q , et la valeur de reconstruction se trouve aux centroïdes sur les pas (voir la Figure 1-5). Un aspect clé de l'UTQ, c'est que les tailles de pas peuvent être facilement adaptées aux distributions des coefficients AC et DC afin de faciliter le contrôle du débit binaire.

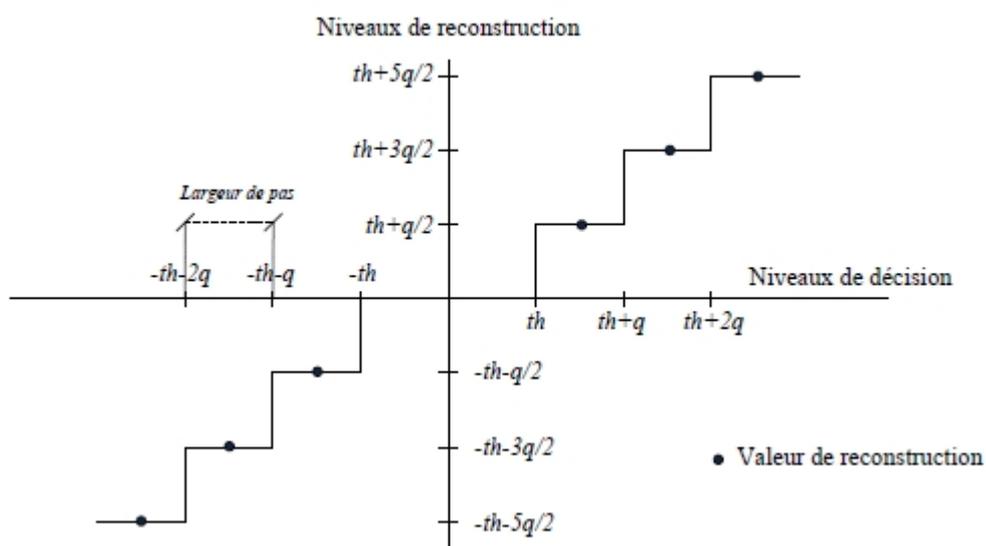


Figure 1-5 : Les caractéristiques de la quantification

On peut identifier deux autres types d'UTQ dans les standards de codecs d'aujourd'hui, notamment le quantificateur avec zone morte (UTQ-DZ) et le quantificateur sans zone morte (UTQ). Ils sont illustrés sur la Figure 1-7. Le terme zone morte couramment se réfère à la région centrale du quantificateur, où les coefficients sont quantifiés à zéro. L'UTQ est typiquement utilisé dans le codage de la vidéo pour la quantification des coefficients DC intratrames et l'UTQ-DZ est utilisé pour coder les coefficients AC et DC de la prédiction intertrames. Le but est d'augmenter davantage le nombre de coefficients non significatifs AC qui seront mis

à zéro, donc d'augmenter davantage le taux de compression. Ces deux quantificateurs sont directement liés au quantificateur générique de la Figure 1-5, où le seuil th est fixé à 0 dans l'UTQ et à $q/2$ dans l'UTQ-DZ pour avoir plus de sorties à valeur nulle (voir Figure 1-5). Ainsi, la taille de la zone morte peut varier de q à $2q$. Dans certaines implémentations (i.e. H.263 et MPEG-4), les niveaux de décision (ou de reconstruction) du l'UTQ-DZ peuvent être décalés de $q/4$ ou $q/2$. Dans la pratique, plutôt que de transmettre les coefficients quantifiés au décodeur, un index de quantification qui représente son rapport à la taille du pas de quantification est transmis.

$$I(u, v) = \frac{F(u, v)}{q} \quad 1-8$$

La raison pour définir l'indice de quantification est qu'il a une entropie beaucoup plus faible que celle du coefficient quantifié. Au niveau du décodeur ; après l'application d'une étape de quantification inverse, les coefficients sont reconstruits suivant:

$$F^q(u, v) = \left\{ I(u, v) + \frac{1}{2} \right\} \times q \quad 1-9$$

Pour les codecs standards, le pas de quantification q est fixé à 8 pour l'UTQ mais il peut varier entre 2 et 62 pour des tailles paires du pas de quantification dans l'UTQ-DZ. Par conséquent, l'intervalle de définition entier du quantificateur ou le paramètre Q_p qui est le pas de quantification du quantificateur, peut être identifié avec 5 bits. Les quantificateurs uniformes avec ou sans zone morte peuvent être aussi utilisés dans le codage DPCM des pixels.

1.3 PLACE DES STANDARDS DANS LA COMPRESSION DES DONNEES

1.3.1 Nécessité d'une norme ou standard

Les normes sont des ensembles de règles approuvées par des instances officielles en charge de la normalisation. Elles offrent une certaine garantie de stabilité et de pérennité [CHA00]. Le standard est assimilé à un processus réactif de consensus du monde économique ou du monde technique [CHA00]. La langue anglaise n'a qu'un seul terme, celui de standard. Par contre au niveau de la langue française, celle-ci utilise les deux termes norme et standard pour désigner une publication finale résultante d'un accord consensuel.

1.3.2 Processus d'organisation des normes

Pour de nombreux organismes de normalisation mis en place tels que International Organization for Standardization (ISO), Commission Electrotechnique Internationale (CEI), International Telecommunication Union (ITU), la finalité est le développement facile des activités économiques. Toute norme internationale est développée par un comité technique de l'ISO (TC) ou un sous-comité (SC). Le processus d'élaboration de cette norme intègre 6 étapes:

1. Étape de proposition (avec l'engagement minimum de 5 membres du TC concerné).
2. Étape préparatoire: élaboration d'un document de travail « working draft » recueillant le consensus des membres du groupe de travail.
3. Étape Comité: le document doit être approuvé par les membres du TC/SC concerné. Le texte après vote a le statut de « Draft International Standard » (DIS).
4. Étape d'enquête probatoire : le DIS est distribué à tous les membres de l'ISO pour voter et commenter (cela dure 5 mois). Selon des conditions précises, il est accepté ou non comme « Final Draft International Standard » (FDIS)
5. Étape d'approbation finale: vote final pendant une période de 2 mois.
6. Étape de publication finale: faite par le secrétariat central de l'ISO.

Toute norme internationale est réexaminée au moins une fois tous les 5 ans.

1.3.3 Normes retenues pour compresser les images fixes

La normalisation des standards de compression d'images fixes est éditée à la fin des années 80 par un comité d'experts nommé Joint Photographic Experts Group (JPEG). Ce comité d'experts appartient aux deux groupes de normalisation ISO/IEC et ITU-T. La première norme définie par ce groupe d'experts pour compresser les images fixes porte son nom : norme JPEG. Cette norme est apparue en 1989 et a été conçue à l'origine pour le monde de l'impression et de la photocomposition. JPEG accepte n'importe quelle définition d'image et compresse les données en exploitant les similarités à l'intérieur de chacune d'elle. Pour cela, l'image est découpée en blocs et cette étude se fait dans chacun des blocs. En vue d'obtenir de meilleur taux de compression, le groupe JPEG a proposé en 2000 une autre norme de compression : la

norme JPEG2000. Cette norme est totalement différente de celle de JPEG. Cette technologie de compression utilise une transformation en ondelettes (méthode d'analyse mathématique du signal) qui offre une plus grande finesse au niveau de l'analyse du signal et permet de mieux s'adapter aux propriétés locales de l'image.

De la même façon que pour le format JPEG, JPEG2000 est capable de travailler avec ou sans pertes. Nous examinons le principe de fonctionnement de ces deux normes dans la suite de ce travail.

1.4 TECHNIQUES DE COMPRESSION DES IMAGES FIXES AVEC JPEG\JPEG 2000

1.4.1 La compression sans perte avec JPEG Lossless (JPEG-LS)

La compression sans perte dans le standard JPEG est basée sur un simple codage prédictif de la méthode DPCM en utilisant les valeurs des pixels voisins. La Figure 1-6 décrit les éléments principaux du codeur d'image JPEG-LS. Dans le codage, l'image source numérisée qui peut être représentée en RGB ou en $YCbCr$, est présentée à l'entrée du prédicteur. Pour la représentation en $YCbCr$, l'image peut être représentée sous n'importe quel format de 4:4:4 à 4:1:0, quelles que soient l'amplitude et la taille des échantillons (i.e. 8 bits/pixels). Le prédicteur est de type simple DPCM (voir la Figure 1-3) où chaque pixel de chaque composante de couleur est codé de manière différentielle. La prédiction d'un pixel d'entrée x est effectuée à partir des trois pixels voisins de la même composante de couleur. Ce prédicteur est connu sous le nom *Median Edge Detector* (MED). Ceci est illustré sur la Figure 1-6.

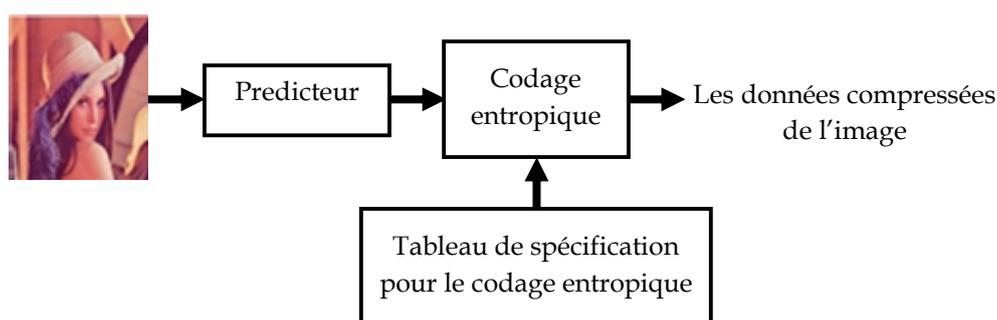


Figure 1-6 : Le schéma de bloc du codeur JPEG en mode sans perte (codeur JPEG-LS)

La prédiction est ensuite soustraite de la valeur réelle du pixel à la position x , et la différence est codée en entropie soit par la technique Huffmann soit par le codage arithmétique. Les spécifications du tableau d'entropie déterminent les caractéristiques de la méthode choisie pour le codage entropique.

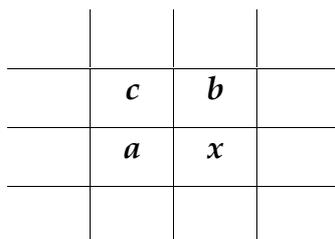


Figure 1-7 : Le voisinage de la prédiction à trois-échantillons, le modèle utilisé par le prédicteur MED

Le processus de codage peut être légèrement modifié en y introduisant une étape avant le codage sans perte qui réduit par un ou plusieurs bits, la précision des pixels d'entrés. En mode sans perte du standard JPEG, la précision des échantillons est spécifiée entre 2 et 16 bits. Par conséquent, il est possible d'atteindre des taux de compression plus élevés par rapport au mode normal sans perte, mais toutefois cela reste inférieur par rapport à la compression avec perte qui est basée sur la DCT, pour les mêmes *bitrates* et qualités d'image choisis. Il s'agit de compression avec perte. La réduction de la précision des pixels d'entrés par b bits ou la quantification des échantillons de différence par un pas de quantificateur de 2^b se compensent.

1.4.2 La compression avec perte du JPEG

En plus de la compression sans perte, le JPEG définit trois modes de compression avec perte. Ils sont appelés respectivement le *mode séquentiel baseline*, le *mode progressif* et le *mode hiérarchique*. Ces modes sont tous basés sur la DCT pour parvenir à un taux de compression important, tout en préservant la qualité des images reconstruites. La différence principale entre ces modes repose sur la transmission des coefficients DCT.

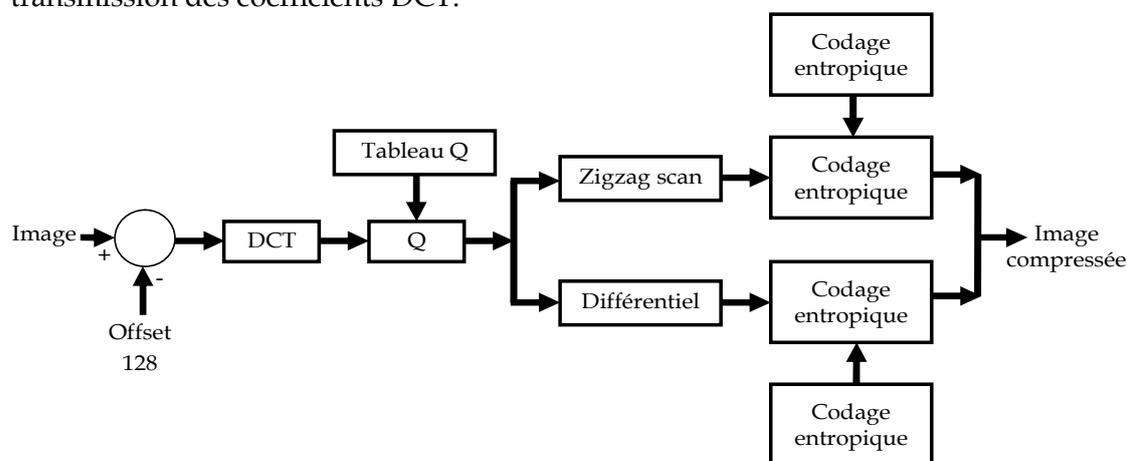


Figure 1-8 : Diagramme de bloc du codeur JPEG baseline

Dans le mode baseline du JPEG, la valeur du chaque échantillon est incrémentée d'une valeur de 128 avant d'être transformée en DCT, puis l'image est partitionnée dans de blocs non chevauchants de taille 8×8 , en suivant un chemin, de droite à gauche et de haut en bas. Chaque bloc est transformé en DCT. Les 64 coefficients sont quantifiés à la qualité désirée. Les coefficients quantifiés sont ensuite codés en entropie puis redirigés vers la sortie. La Figure 1-8 illustre le diagramme de l'algorithme de la compression par JPEG baseline.

Deux exemples de quantification utilisés dans JPEG sont donnés sur le Tableau 1-5 et le Tableau 1-6 [PEN93]. Un coefficient DCT quantifié $F^q(u, v)$ avec des fréquences spatiales dans la direction horizontale u et verticale v est donné par:

$$F^q(u, v) = \frac{F(u, v)}{Q(u, v)} \quad 1-10$$

où $Q(u, v)$ sont des coefficients de luminance et de chrominance donnés dans les Tableau 1-5 et Tableau 1-6 et $F(u, v)$ est le coefficient DCT avant quantification. Au niveau du décodeur, les coefficients quantifiés sont reconstruits par quantification inverse :

Tableau 1-5 : Tableau Q de chrominance de JPEG

17	18	24	47	99	99	99	99
18	21	26	66	99	99	99	99
24	26	56	99	99	99	99	99
47	66	99	99	99	99	99	99
99	99	99	99	99	99	99	99
99	99	99	99	99	99	99	99
99	99	99	99	99	99	99	99
99	99	99	99	99	99	99	99

Tableau 1-6 : Tableau Q de luminance de JPEG

16	11	10	16	24	40	51	61
12	12	14	19	26	58	60	55
14	13	16	24	40	57	69	56
14	17	22	29	51	87	80	62
18	22	37	56	68	109	103	77
24	35	55	64	81	104	113	92
49	64	78	87	103	121	120	101
72	92	95	98	112	100	103	99

$$F^Q(u, v) = F(u, v) \times Q(u, v) \tag{1-11}$$

Un facteur de qualité que nous dénotons ici par « q_{JPEG} », est utilisé pour contrôler les éléments de la matrice de quantification $Q(u, v)$ [JPE98]. Le facteur q_{JPEG} est généralement exprimé en pourcentage sur un intervalle allant de 1 à 100. Les matrices de quantifications présentées sur Tableau 1-5 et le Tableau 1-6 sont utilisées quand $q_{JPEG} = 50$. Pour les autres facteurs de qualité, les éléments de la matrice de quantification $Q(u, v)$ sont multipliés par le facteur de compression a .

$$\alpha = \frac{50}{q_{JPEG}} \quad \text{si } 1 \leq q_{JPEG} \leq 50$$

$$\alpha = 2 \frac{2 \times q_{JPEG}}{100} \quad \text{si } 50 < q_{JPEG} \leq 99$$

1-12

En aucun cas la valeur minimum de la matrice de quantification modifiée ne doit pas être inférieur à $\alpha \cdot Q(u, v) = 1$. Pour la qualité $q_{JPEG} = 100$, la compression est sans perte et toutes les valeurs de $Q(u, v)$ sont mises à 1. Après la quantification, le coefficient DC (le coefficient (0,0) de la transformée) et les 63 coefficients AC sont séparément codés comme le montre la Figure 1-8. Les coefficients DC sont codés en DPCM (voir Figure 1-3) en utilisant la prédiction du coefficient DC du bloc précédent, i.e. $DIFF = DC_i - DC_{i-1}$ (Voir Figure 1-9). L'énergie principale de l'image est concentrée dans les coefficients DC. Les coefficients DC sont codés séparément des coefficients AC pour exploiter davantage ce fait. Les 63 coefficients AC sont codés en RLE suivant un chemin « zigzag » à partir du coefficient AC(0,1) (voir la Figure 1-9).

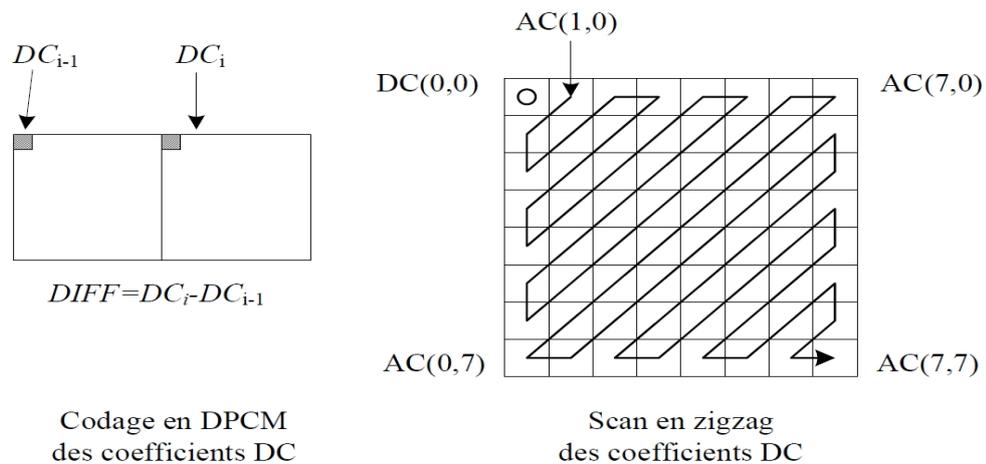


Figure 1-9 : La préparation des coefficients DCT pour le codage entropique et codage PCM

1.4.3 Compression avec le standard JPEG 2000

Le codeur JPEG2000 suit la même structure générique du codage d'image intra-trame introduit pour le standard JPEG baseline. C'est-à-dire, la décorrélation des pixels dans la trame par une transformée, suivie par la quantification et le codage entropique. Cependant, afin de satisfaire les objectifs de conception du JPEG2000 (ISO 2000), il est nécessaire d'employer une étape de prétraitement sur les pixels et une étape de post-traitement sur les données compressées. La Figure 1-10 illustre un diagramme de bloc du codeur JPEG2000.

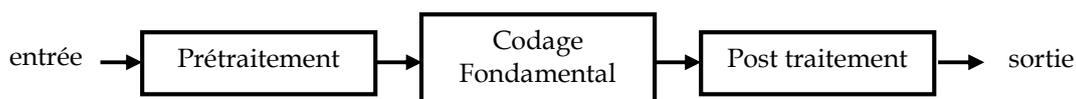


Figure 1-10 : Le diagramme de bloc général du codeur JPEG2000

1.4.3.1 Pré-traitement

Les pixels de l'image sont traités a priori afin de rendre la réalisation des objectifs de conception du JPEG2000 plus facile. Il existe trois éléments dans l'étape de prétraitement.

- **Tuilage (Tiling)** : Le tuilage est l'opération de repartitionner l'image en des blocs non chevauchants. Une tuile est l'unité basique de codage. Toutes les opérations de codage sont appliquées une par une aux tuiles qui sont indépendantes entre elles. Le tuilage est particulièrement important pour réduire l'utilisation de mémoire et de ce fait, il est également possible de traiter et d'accéder à n'importe quelle partie de l'image, d'une manière indépendante.

- **Décalage de niveau DC** : Pour chaque tuile, une valeur qui correspond à 2^{B-1} , est soustraite des valeurs des composants RGB où B est le nombre de bits par composante de couleur. Une telle compensation rend certains types de traitement plus facile, comme le débordement numérique et le codage arithmétique. Cette valeur est rajoutée aux composantes de couleur au niveau du décodeur.

- **Transformation de couleur** : Comme expliqué dans la section 1.2.2.1.1, il existe une corrélation significative dans la représentation RGB des couleurs. En plus des types de transformation de couleurs, JPEG-2000 définit un troisième type de RCT à utiliser dans le mode sans perte. Les valeurs des pixels RGB doivent être des entiers:

$$\begin{bmatrix} Y \\ U \\ V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.25 & 0.5 & 0.25 \\ 1 & -1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad 1-13$$

Dans le standard JPEG2000, les composants de couleurs de la transformée sont référés comme Y, U et V. La transformée décrite par l'équation 1.13 décrite, ne décorrèle pas aussi bien qu'un ICT, mais elle a la propriété de rétablir les valeurs exactes RGB des pixels originaux.

1.4.3.2 Codage fondamental

Dans cette étape, chaque composant de couleur (YCbCr ou YUV) est codé par le codeur. Les étapes du codage par JPEG2000 sont : la transformation, la quantification et le codage entropique. La Figure 1-11 illustre en détail le principe de ce codeur.

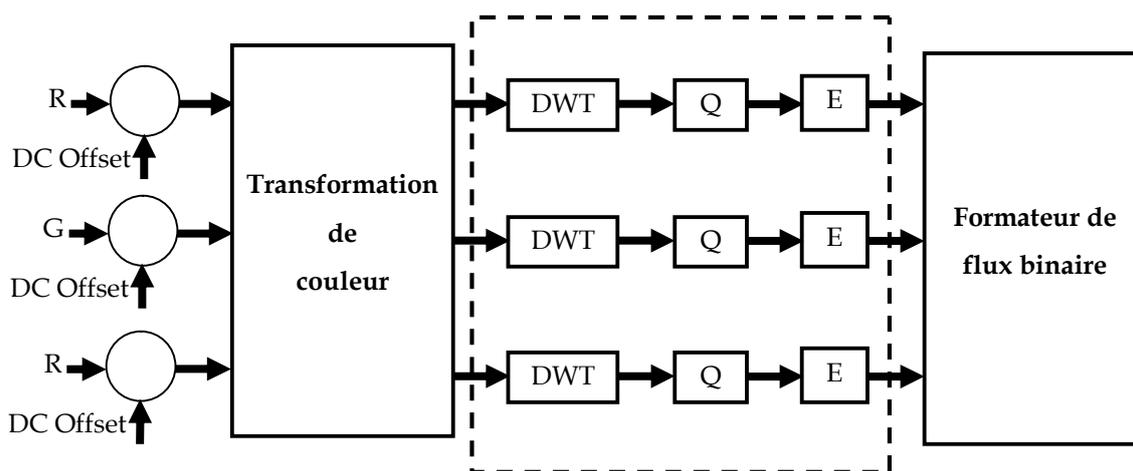


Figure 1-11 : Les éléments du codeur de JPEG 2000

1.4.3.2.1 Transformée en ondelette discrète (DWT)

Dans le codeur JPEG2000, la DCT qui est utilisée pour la transformation des pixels dans JPEG, est remplacée par la DWT. La DWT est choisie pour remplir certains besoins de performances prises a priori par le comité JPEG à titre d'exemple :

- La représentation multi-résolution de l'image est une propriété intrinsèque de la transformée en ondelettes. Cela fournit également une scalabilité spatiale, sans avoir à sacrifier l'efficacité de la compression,
- Même pour les petites tailles de tuiles choisies, la DWT ne crée pas d'artefacts,

- La DWT exploite une région plus large de l'inter-corrélation des pixels. Elle produit un gain de compression plus élevé pour des faibles taux binaires choisis, car la DCT dans JPEG exploite seulement une région de 8x8 pixels,

- La DWT avec des coefficients entiers peut être utilisée pour la compression sans perte. Il est à signaler que dans le cas de la DCT, les coefficients de la transformée sont arrondis. Ceci rend impossible la compression sans perte.

- Le standard JPEG2000 recommande deux types de bancs de filtres à utiliser dans la compression avec et sans perte. Le standard définit deux types d'ondelette à utiliser pour la compression avec perte et sans perte. Pour le mode sans perte, le standard choisit l'ondelette 5/3 de Le Galle et Tabatai [GAL88]. Il y a 5 coefficients pour le filtre passe-bas et 3 coefficients pour le filtre passe-haut. Tous les coefficients sont des entiers, ce qui permet de rendre la transformée réversible. Pour le mode avec, l'ondelette 9/7 de Daubechies à coefficient réel [DAU90] [DAU92] est utilisée. Le Tableau 1-7 met en évidence les coefficients des filtres d'analyse passe-bas et passe-haut pour les filtres 9/7 et 5/3 respectivement.

Tableau 1-7 : Filtres d'analyse passe-bas et passe-haut utilisés dans JPEG2000

Coefficients	Compression avec perte (9/7)		Compression sans perte (5/3)	
	Passe bas	Passe haut	Passe bas	Passe haut
0	+0,602949	+1,115087	3/4	1
± 1	+0,266864	-0,591272	1/4	-1/2
± 2	-0,078223	-0,057544	-1/8	
± 3	-0,016864	+0,091272		
± 4	+0,026729			

1.4.3.2.2 Quantification

Après la transformation en ondelette discrète, les coefficients obtenus sont quantifiés linéairement par un quantificateur à zone morte (Figure 1-12). Le choix du pas de quantification peut être conduit par l'importance perceptuelle de la bande en question pour le système visuel humain. De la même façon que dans JPEG (Tableau 1-6), une matrice de pondération des coefficients peut être utilisée.

1.4.3.2.3 Codage entropique

Les indices des coefficients quantifiés dans chaque sous-bande sont codés en entropie afin de créer un flux binaire compressé. Pour JPEG2000, le comité de JPEG propose le

codage embedded bloc coding with optimized truncation (EBCOT) [MAR00]. Dans EBCOT, chaque sous-bande d'une tuile de l'image est répartitionnée dans des blocs rectangulaires qui sont appelés blocs de code. Ces blocs de code sont codés en entropie individuellement. Les détails du codage EBCOT sont expliqués dans [GHA03].

1.4.3.3 Post-traitement

Une fois l'image compressée, le flux binaire produit par les blocs de code individuels est retraité pour faciliter certaines fonctionnalités du standard JPEG2000 :

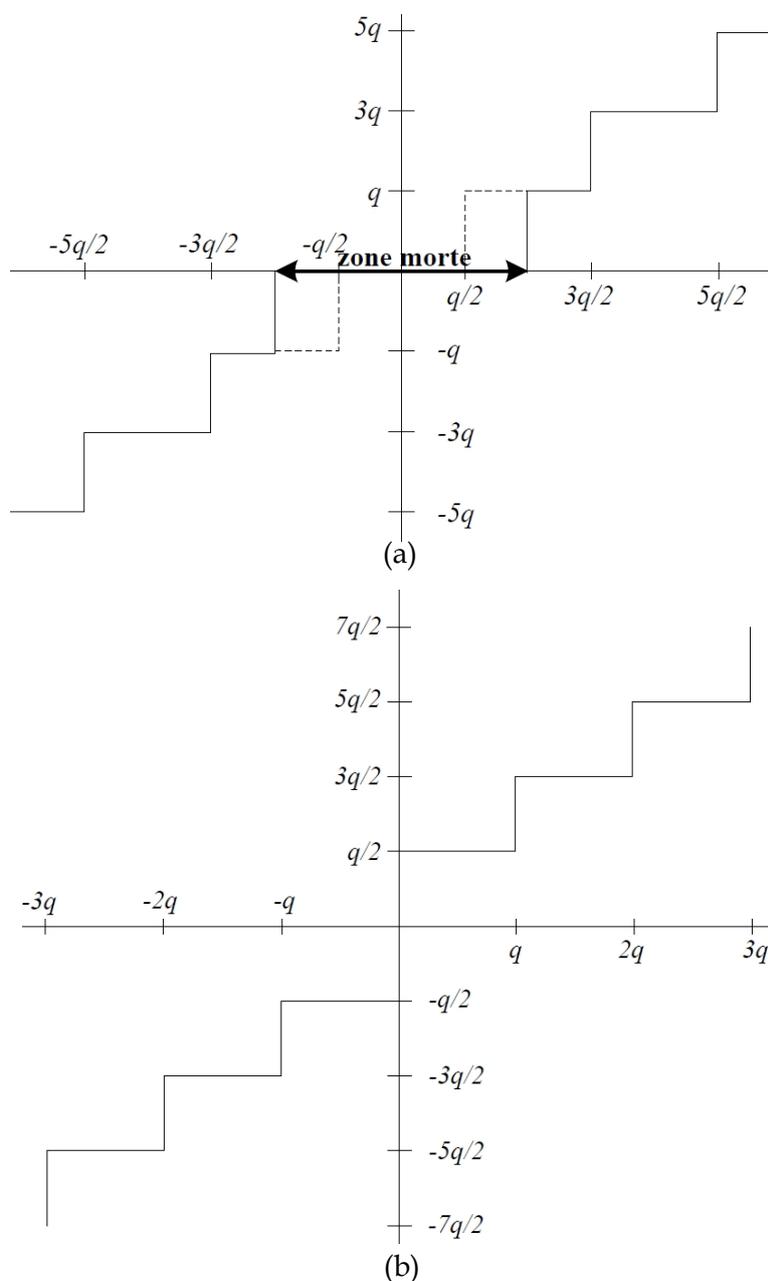


Figure 1-12 : Les types de quantificateurs uniformes (a) avec zone morte (b) sans zone morte

- La région d'intérêt : la capacité de compresser certaines parties d'une image avec un faible taux de compression.
- L'évolutivité : la capacité de décoder une image avec plusieurs niveaux de qualités ou de résolutions depuis le flux binaire.

Il existe une autre norme destinée à la compression des images animées. Elle est décrite par le standard de compression vidéo (MPEG). Pour plus de détails sur cette norme, le lecteur est demandé de consulter les travaux [MPE91] [MPE94] [MPE95].

1.5 ARTEFACTS GENERES PAR JPEG ET JPEG2000

Dans le domaine de la compression, JPEG et JPEG2000 sont considérés comme standard de compression image par image. Ces derniers, engendrent des dégradations telles que le ringing (ou d'ondulation), l'effet de flou, l'effet de bloc et la dégradation de la couleur, lorsqu'on les utilise à bas débit.

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 1-13(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 résultent affecte sensiblement la qualité de l'image par une diminution du contraste. La Figure 1-13(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 1-13(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 entrent en chevauchement avec une autre couleur d'une façon inappropriée. La Figure 1-13(d) illustre ce phénomène dans le cas d'une image compressée par JPEG2000.

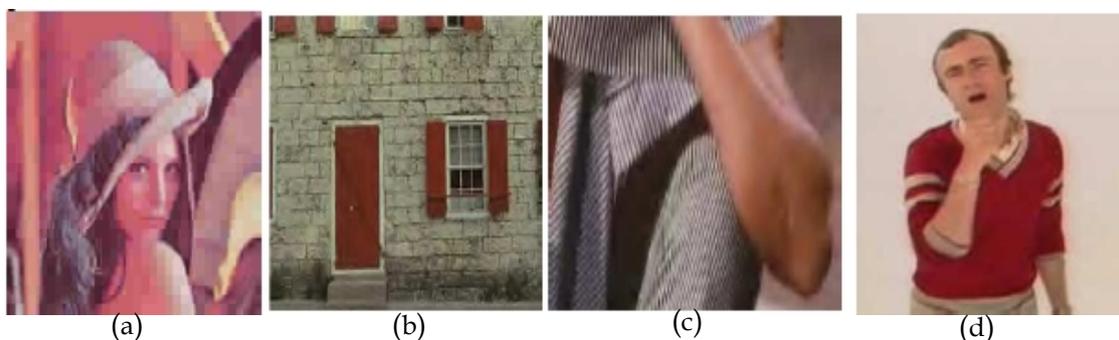


Figure 1-13 : Exemple d'artéfacts de la compression [OUN12]

1.6 METHODES DE REDUCTION DES ARTEFACTS POUR JPEG ET JPEG2000

Différents articles rencontrés dans la littérature proposent majoritairement des solutions pour supprimer ou corriger les artefacts de compression liés à l'effet de bloc et l'effet de ringing discutés précédemment. Ces deux artefacts peuvent être corrigés à plusieurs niveaux dans la chaîne de la diffusion numérique [CRE07] :

- Avant l'encodage par les méthodes de prétraitements [OZK93], [KUT96].
- Pendant l'encodage par modification du principe de l'encodeur ou par traitement dans la boucle d'encodage [NIL85] [MAC92],
- Après le décodage par des méthodes de post-traitements [SHE97] [NOS01], [BEE04], [BEE05], [SUN06].

Parmi les corrections post-traitement, il existe deux techniques distinctes : la technique de restauration d'images et la technique d'amélioration d'images.

L'objectif de la restauration d'images est de modifier une image pour obtenir l'image la plus proche possible de ce qu'elle devrait être en l'absence de dégradations [BOU03]. L'amélioration d'images est un domaine qui regroupe tout un ensemble d'opérations réalisées sur les images avec comme objectif général d'obtenir une image de meilleure qualité visuelle. Elle ne vise pas la fidélité de la scène, mais la bonne qualité visuelle de l'image finale même si celle-ci est différente de l'originale. Ce type de méthode est donc exploitable dans notre contexte, c'est pourquoi nous allons les détailler dans le chapitre 03 de ce manuscrit.

CONCLUSION

Après avoir examiné les méthodes utilisées en compression sans perte et avec perte (en particulier avec les standards JPEG et JPEG2000), les types d'artéfacts générés par ces standards et les différentes méthodes qui permettent de corriger ou supprimer ces artefacts, nous abordons dans le chapitre suivant les métriques utilisées pour quantifier la qualité visuelle des images compressées.

2 LES METRIQUES PERCEPTUELLES EN COMPRESSION D'IMAGES

Tout traitement appliqué à une image peut provoquer une perte importante d'information, ce qui provoque une dégradation au niveau de la qualité visuelle de l'image traitée. Pour mesurer cette qualité visuelle, plusieurs métriques ont été utilisées. Les travaux de Pederson [PED09] font état de plus d'une centaine de métriques existantes. On peut les classer en deux grandes catégories : mathématiques (Mesures objectives), et mesures basées sur les propriétés et la modélisation complète du Système Visuel Humain (SVH) (Mesures subjectives).

Dans ce qui suit, nous examinons les techniques de base utilisées pour la construction de ces métriques (notamment au niveau des images compressées fixes/animées). Nous exposons ensuite les limitations majeures de ces métriques dans le domaine de la compression. Ce faisant, nous proposons notre contribution par la présentation d'une nouvelle métrique dont les détails seront décrits au chapitre 3 de ce manuscrit.

2.1 ÉVALUATION SUBJECTIVE BASEE SUR LES PROPRIETES ET MODELISATION DU (SVH)

2.1.1 Caractéristiques clés du SVH

L'œil est l'appareil récepteur des images. Une image du monde réel se compose en fait de lumière émise par une source et réfléchiée par des objets. Les rayons lumineux entrent par la cornée, sont concentrés par le cristallin, traversent le corps vitré et convergent sur la rétine (Figure 2-1). Cette dernière est composée de deux types de récepteurs : les bâtonnets et les cônes. Ensuite, les récepteurs transforment la lumière reçue en un flux nerveux qui voyage à travers différents types de neurones en passant par le nerf optique et se rendent jusqu'au cerveau où le signal est interprété.

Une première caractéristique valant la peine d'être approfondie est la nature trichromatique de notre système de vision. En effet, pour la vision photocopique (vision de jour) nous utilisons trois types de cônes, appelés L, M et S pour *Long*, *Medium* et *Short*. Ces noms représentent la longueur d'onde pour laquelle les cônes sont les plus sensibles. On sait que le spectre de la lumière visible contient des ondes lumineuses de longueur d'onde entre 400 nanomètres et 700 nanomètres (un nanomètre = 10^{-9} mètre). Cette lumière pénètre l'œil et excite les cônes qui

enregistrent chacun une certaine intensité perçue. On obtient alors un triplet (L, M, S) dont l'intensité de chaque composante sera ensuite convertie en signal électrique pour être transmise au cerveau.

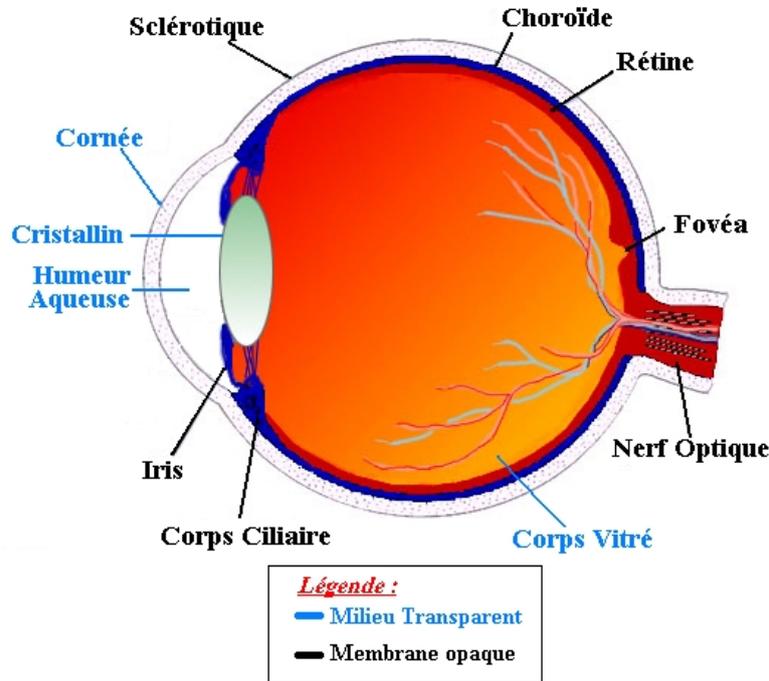


Figure 2-1 : Anatomie de l'œil humain et trajectoire des rayons lumineux [LEK02]

On modélise les récepteurs de l'œil humain comme une fonction projetant les ondes lumineuses appartenant à l'espace de Hilbert $L^2([400, 700])$ sur un triplet (L, M, S) dans R^3 . En notant les fonctions de sensibilité relative des cônes L, M, S respectivement par $S_L(\lambda), S_M(\lambda), S_S(\lambda)$ et la répartition spectrale de la puissance de l'onde lumineuse par $f(\lambda)$ (i.e. la fonction de l'intensité de chaque fréquence de l'onde lumineuse (Figure 2-2)), on obtient donc :

$$L = \langle f(\lambda), S_L(\lambda) \rangle = \int_{400}^{700} f(\lambda) S_L(\lambda) d\lambda \quad 2-1$$

$$M = \langle f(\lambda), S_M(\lambda) \rangle = \int_{400}^{700} f(\lambda) S_M(\lambda) d\lambda \quad 2-2$$

$$S = \langle f(\lambda), S_S(\lambda) \rangle = \int_{400}^{700} f(\lambda) S_S(\lambda) d\lambda \quad 2-3$$

Le passage d'un espace de dimension infinie à un autre de dimension finie implique nécessairement que chaque onde lumineuse n'est pas transmise de façon univoque dans le cerveau. En effet, plusieurs ondes lumineuses différentes peuvent être représentées par le même triplet (L, M, S) . L'interprétation des couleurs faite par le

cerveau ne dépend pas seulement de la répartition spectrale de la puissance de l'onde lumineuse, mais aussi du contexte ambiant. Cela se fait de la manière suivante : le système de vision humain a tendance à accentuer les contrastes pour permettre une meilleure visibilité des couleurs.

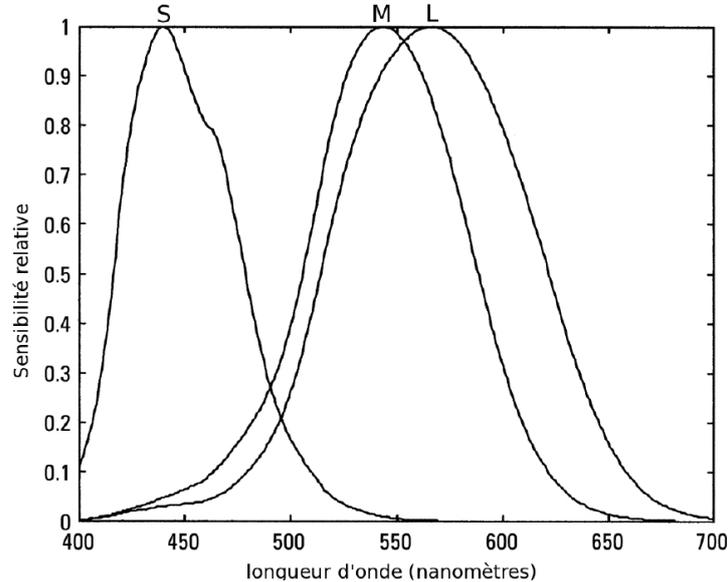


Figure 2-2 : Sensibilité relative des cônes L,M,S en fonction de la longueur d'onde de la lumière [WES00]

Parmi les caractéristiques clés du *SVH* basées sur la notion de contraste on peut citer :

- **Le contraste de Michelson** : La luminance perçue par l'observateur humain dépend de la luminance de son voisinage. Notre perception est alors plus sensible à un contraste de luminance qu'à la valeur absolue de la luminance. Le contraste d'un motif périodique tel qu'une mire sinusoïdale peut être donné par la formule de Michelson [MIC27] :

$$C_{\text{Michelson}} = (L_{\text{max}} - L_{\text{min}}) / (L_{\text{max}} + L_{\text{min}}) \quad 2-4$$

Où L_{max} et L_{min} désignent respectivement les valeurs maximales et minimales de luminance.

- **Le contraste de Weber** : Une autre propriété du système de vision humain souvent utilisée est la loi de Weber-Fechner. Elle estime que la différence de luminosité ΔL nécessaire à la perception d'un stimulus est proportionnelle à l'intensité lumineuse L du stimulus. Elle s'écrit :

$$C_{\text{weber}} = \Delta L / L \quad 2-5$$

Il est à noter que cette loi représente une approximation du comportement du système de vision humain et qu'elle est valide seulement quand la luminosité

dépasse un certain seuil. Ces définitions sont données dans le cas de stimuli simples. Pour des stimuli plus complexes, d'autres définitions sont données, notamment la définition par Peli [PEL90] d'un contraste local. Une autre caractéristique très répandue dans les modèles du SVH est la présence d'une fonction de sensibilité aux contrastes. Il a été observé que si les fréquences spatiales d'une image augmentent, le SVH sera moins sensible aux contrastes dans l'image. Cela signifie que pour des fonctions sinusoïdales de même amplitude, le SVH percevra plus difficilement les fonctions de plus haute fréquence. Aussi, à partir d'une certaine amplitude et d'une certaine fréquence, l'œil humain ne peut plus faire la différence entre des fonctions sinusoïdales et des fonctions constantes. On a donc développé une fonction décrivant le contraste minimum que doit avoir une fonction sinusoïdale pour pouvoir être détectée par le système de vision humain. On a remarqué qu'à quatre cycles par degré d'angle visuel, la sensibilité aux contrastes du SVH est maximale. On mesure donc le changement de contraste relatif à cette fréquence nécessaire pour percevoir les variations dans une fonction sinusoïdale d'une autre fréquence. L'inverse de ce changement de contraste relatif nous donne la fonction de sensibilité aux contrastes (voir la Figure 2-3). Plusieurs modèles d'une telle fonction sont donnés dans la littérature ([AHU92], [PEL93] [WAT97]).

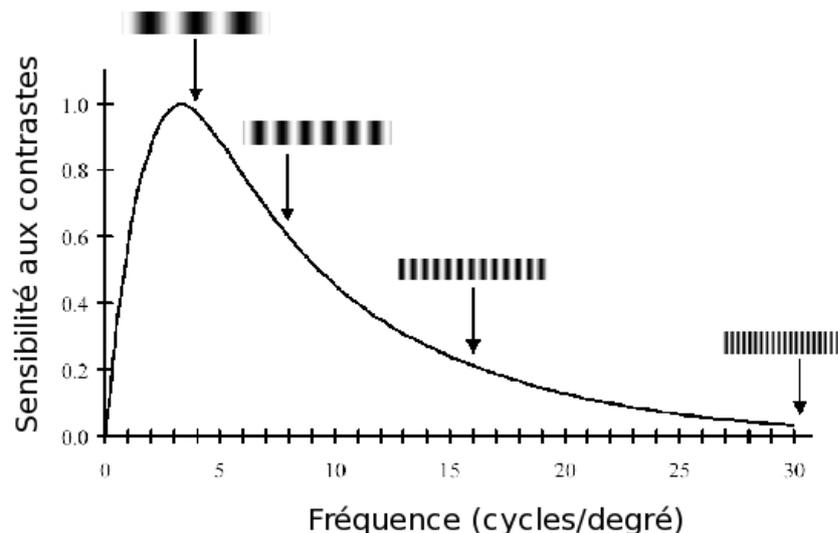


Figure 2-3 : La sensibilité au contraste en fonction de la fréquence spatiale selon [MAN74]

2.1.2 Métriques perceptuelles basées sur le SVH

L'évaluation de ces métriques se base soit sur des techniques psycho-visuelles ou sur une évaluation des observateurs selon des conditions environnementales bien précises et identiques pour chaque observateur.

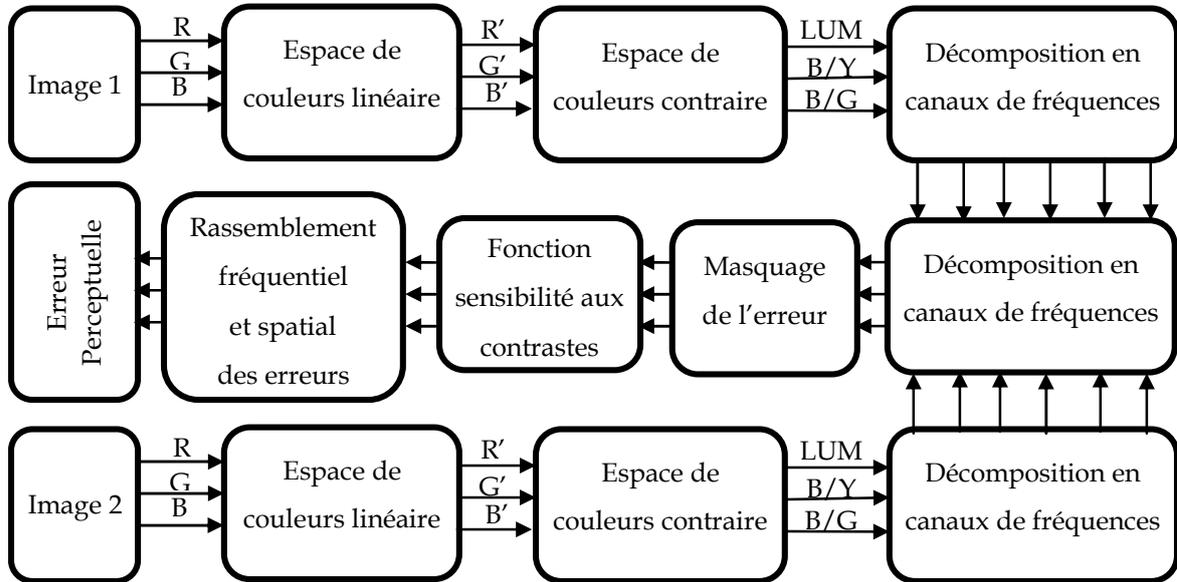


Figure 2-4 : Organisation générale d'une métrique perceptuelle modélisant le SVH

Ces métriques permettent de détecter les différences perceptibles entre l'image originale et l'image compressée, à travers une série d'étapes présente dans le schéma de la Figure 2-4. On commence en premier lieu par transformer les composantes RGB de l'image en des composantes où le changement de la luminance est perceptuellement linéaire. Puis on divise ensuite l'image en des composantes de couleurs contraires définies selon le modèle de la vision humaine. Finalement, une phase de séparation de l'image en canaux de fréquences est adoptée et un calcul de l'erreur sur chaque canal est effectué. Le calcul prend en considération différentes transformations telles que la transformée en cosinus discrète [WAT93], en ondelettes [BRA98], ou bien une transformation plus complexe devant mieux modéliser celle faite par le SVH [WAT87]. Différents algorithmes basés sur le paradigme de sensibilité à l'erreur du SVH sont rencontrés dans la littérature [LIN11], parmi lesquels nous citons l'algorithme de Daly [DAL93], l'algorithme de Lubin [LUB95], et enfin la métrique de Watson [WAT93]. De nombreux autres modèles ont été développés grâce à l'amélioration des connaissances psychophysiques et grâce à

l'informatique. Les modèles qui vont être présentés sont les modèles les plus cités dans la littérature. On peut les regrouper en deux catégories :

- a) Métriques subjectives destinées à l'évaluation de la qualité visuelle des images fixes,
- b) Métriques subjectives destinées à l'évaluation de la qualité visuelle des images animées.

2.1.2.1 Métriques subjectives destinées à l'évaluation de la qualité visuelle des images fixes

2.1.2.1.1 Modèle basé sur les tests psychophysiques

Un test d'évaluation psychophysique permet de calculer la sensibilité de l'observateur, par rapport à un environnement normalisé [PEC08], et à une tâche précise. Ces tests permettent de mettre à contribution la sensibilité de l'être humain, et plus précisément de mesurer cette sensibilité. Il existe différents types de tests psychophysiques proposés dans les normes internationales. Ceux-ci peuvent être répartis génériquement en deux classes:

- Tests comparatifs : deux ou plusieurs images sont présentées à l'observateur lequel doit les comparer les unes aux autres,
- Tests de mesure absolue : l'observateur doit attribuer une note de qualité à une image présentée seule (sans référence).

Échelle à cinq notes		
Qualité		Dégradation
Excellente	5	Imperceptible
Bonne	4	Perceptible, mais non gênant
Assez bonne	3	Légèrement gênant
Médiocre	2	Gênant
Mauvaise	1	Très gênant

2.1.2.1.1.1 Analyse des résultats

À cause de leur variation avec le domaine, il n'est pas approprié d'interpréter les jugements de la plupart des méthodes dans des termes absolus. Pour chaque

paramètre du test, la moyenne et l'intervalle de confiance à 95% de la distribution statistique des notes doivent être calculés.

2.1.2.1.1.1.1 Détermination du Score d'Opinion Moyen (MOS)

La première étape de l'analyse des résultats est le calcul de la note moyenne, \bar{u}_{jkr} ou MOS (Mean Opinion Score) pour chacune des présentations.

$$\bar{u}_{jkr} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u_{ijk_r} \quad 2-6$$

où u_{ijk_r} est la note de l'observateur i pour la dégradation j de l'image/séquence k et la répétition r , et N est le nombre d'observateurs. D'une manière similaire nous pouvons calculer les notes moyennes globales, u_j et u_k , pour chaque condition de test (dégradation) et chaque séquence/image de test.

2.1.2.1.1.1.2 Intervalle de confiance

Afin d'évaluer au mieux la fiabilité des résultats, il est préférable d'associer à chaque moyenne (MOS) un intervalle de confiance. En général, il est convenu d'utiliser l'intervalle de confiance à 95% donné dans le cas des notes moyennes pour chacune des présentations, par l'équation suivante :

$$\left[\bar{u}_{jkr} - \delta_{jkr}, \bar{u}_{jkr} + \delta_{jkr} \right] \quad 2-7$$

$$\text{Où } \delta_{jkr} = 1.95 \frac{S_{jkr}}{\sqrt{N}}$$

L'écart-type pour chaque présentation S_{jkr} , est donné par :

$$S_{jkr} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\bar{u}_{jkr} - u_{ijk_r})^2}{(N-1)}} \quad 2-8$$

Avec une probabilité de 95%, la valeur absolue de la différence entre le score moyen expérimental et le « vrai » score moyen (pour un très grand nombre d'observateurs) est inférieure à 95% de l'intervalle de confiance, avec la condition que la distribution des scores individuels vérifie certaines conditions.

2.1.2.1.2 Le modèle de Nill

Le modèle de Nill [SAN02] [DEL06] propose de transformer l'image originale par une fonction CSF (Contrast Sensivity Function) qui représente la sensibilité au

contraste d'un observateur de l'image. On obtient ainsi la réponse impulsionnelle psychophysique. La fonction CSF de Nill est la suivante :

$$CSF(\rho) = \begin{cases} 0.05 \times e^{\rho^{0.554}} & \text{pour } \rho < 7 \\ e^{-9 \times (\log_{10} \rho - \log_{10} 9)^{2.3}} & \text{pour } \rho \geq 7 \end{cases} \quad 2-9$$

Avec $\rho = (u^2 + v^2)^{\frac{1}{2}}$

Pour obtenir la réponse impulsionnelle psychophysique, il suffit de convoluer l'image à cette fonction (Figure 2-5) ce qui revient à :

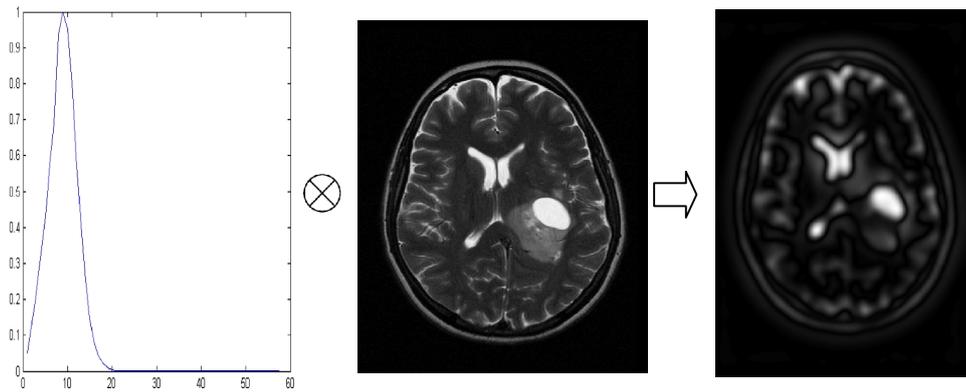


Figure 2-5 : Modèle de NILL

$$RR = DCT (I(x, y)) \times CSF(u^2 + v^2)^{\frac{1}{2}} \quad 2-10$$

Ce qui correspond pour l'image compressée à :

$$\hat{RR} = DCT (\hat{I}(x, y)) \times CSF(u^2 + v^2)^{\frac{1}{2}} \quad 2-11$$

Ces équations permettent de définir une mesure de similarité.

$$AD_{HVS} = \frac{1}{N \times M} \sum_{x,y} \left| RR - \hat{RR} \right| \quad 2-12$$

Ce modèle tient compte de la perception de l'œil sur les hautes et basses fréquences. Cependant, ce paramètre présente beaucoup de limites du fait du modèle utilisé. En effet ce modèle considère que l'observateur se tient à une distance spécifique de l'image nettement supérieure à celle habituellement observée lors de l'examen d'une image médicale.

2.1.2.1.3 Le modèle PQS

La modèle PQS [MIY98] pour Objective Picture Quality Scale, permet de construire une échelle de qualité des images selon les propriétés de la vision humaine. La Figure 2-6 présente l'architecture générale du modèle PQS.

Le modèle comporte cinq critères objectifs où chaque critère est dédié à la détection d'un type particulier de distorsion :

1. Le facteur F_1 détermine les distorsions aléatoires. L'image d'erreur s'écrit :

$$e_i(x, y) = I(x, y) - \hat{I}(x, y) \quad 2-13$$

Le CCIR, propose un filtre de pondération pour une mesure de la qualité des images de télévision en présence de bruit.

$$W_{TV}(f) = \frac{1}{1 + (f / f_c)^2} \quad 2-14$$

Avec $f = \sqrt{u^2 + v^2}$ et $f_c = 5.56$ cycles par degré pour une distance de visualisation égale à quatre fois la hauteur de l'image.

Le critère F_1 est défini par :
$$F_1 = \frac{\sum_{x,y} (e_i(x, y) * W_{TV})^2}{\sum I^2(x, y)} \quad 2-15$$

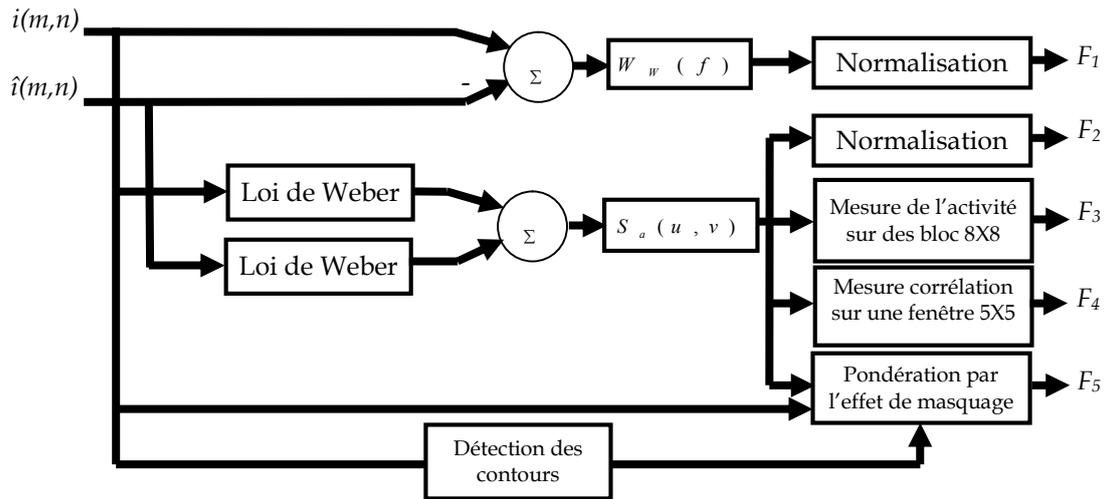


Figure 2-6 : Modèle PQS

2. Le facteur F_2 correspond à la pondération de l'image erreur par une modélisation simple du SVH utilisant une pondération selon la loi de Weber-Fechner. la loi de Weber-Fechner est définie par :

$$I_{web}(x, y) = K.I(x, y)^{1/2.2} \quad 2-16$$

La CSF utilisée est définie par une fonction anisotropique :

$$S_a(u, v) = S(w) * O(w, \theta) \quad 2-17$$

Avec $S(w) = 1.5e^{-\frac{\sigma^2 w^2}{2}} - e^{-2\sigma^2 w^2}$ et $O(w, \theta) = \frac{1 + e^{\beta(w-w_0)} \cos^4(2\theta)}{1 + e^{\beta(w-w_0)}}$

Le critère F_2 est défini par :

$$F_2 = \sum_{x,y} I_T(x,y) \left[\left(I_{web}(x,y) - I_{web}(x,y) \hat{*} S_a(m,n) \right) \right]^2 \quad 2-18$$

3. Le facteur de distorsion F_3 quantifie les erreurs dues à l'effet de bloc propre au format de compression JPEG. Les formats de compression plus performante en termes de qualité et de compression qui sont JPEG2000 et SPIHT ne présentent pas d'effet de bloc. Le paramètre F_3 n'a donc pas été étudié.

4. Le facteur F_4 décrit la somme sur toute l'image des erreurs localement corrélées. Ce qui permet d'obtenir :

$$F_4 = \sum_{x,y} \sum_{k,l} |r(x,y,k,l)|^{0.25} \quad 2-19$$

Avec la fonction de corrélation locale définie par :

$$r(x,y,k,l) = \frac{1}{x-1} \left(\sum e_{web}(m,n) e_{web}(m+k,n+l) - \frac{1}{x} \sum e_{web}(m,n) e_{web}(m+k,n+l) \right) \quad 2-20$$

5. Le facteur F_5 permet de mesurer les dégradations situées aux abords des contours créant ainsi un phénomène de masquage. Le critère F_5 est défini par:

$$F_5 = \sum_{x,y} I_M(x,y) \left(\left(I_{web}(x,y) - I_{web}(x,y) \hat{*} S_a(m,n) \right) \times (S_h(x,y) + S_v(x,y)) \right) \quad 2-21$$

Avec S_h , S_v le masquage vertical et horizontal et I_M la fonction qui sélectionne les quatre pixels adjacents.

Après avoir déterminé l'ensemble des facteurs ci-dessous, le paramètre PQS est obtenu par une analyse par régression linéaire entre la note subjective MOS et une combinaison linéaire des facteurs F_i .

$$PQS = b_0 + \sum_{j=1}^j b_j \times F_i \quad 2-22$$

Ce modèle est intéressant, car il combine à la fois les erreurs aléatoires, les erreurs de corrélation et les erreurs de contours. Cependant, ce modèle présente plusieurs lacunes :

- Comme il a été remarqué précédemment il est peu probable que la modélisation du SVH utilisée soit adaptée à l'imagerie médicale.
- Les facteurs de distorsion décrits sont davantage adaptés à une compression JPEG

- L'analyse par régression linéaire pour effectuer le calibrage du PQS pose le problème de généralisation de ce paramètre.

2.1.2.2 Métriques subjectives destinées à l'évaluation de la qualité visuelle des images animées

Pour l'évaluation subjective de la vidéo, l'ITU préconise deux recommandations. La première est la recommandation ITU-R BT.500 et est intitulée « Methodolgy for the subjective assessment of the quality of television pictures ». La deuxième, ITU-T P.910 est intitulée «Subjective video quality assessment for multimédia applications». Le choix entre les différentes méthodes proposées dans ces deux recommandations dépend de l'application considérée. Ainsi quand la séquence originale (de référence) est disponible, et que les débits en jeu sont supérieurs à 2Mbits/s, la méthode à double stimuli utilisant une échelle de qualité continue DSCQS (Double Stimuli Continuous Quality Scale) est la méthode la plus utilisée. En effet, elle est particulièrement indiquée pour mesurer la qualité des systèmes par rapport à une référence ou bien pour comparer la qualité de plusieurs systèmes entre eux. Le principe de cette méthode cyclique consiste à présenter à l'observateur une paire de séquences vidéos : une séquence de référence et une séquence dégradée. La position de la séquence de référence varie d'une manière pseudo aléatoire. La Figure 2-7 récapitule la séquence de présentations.

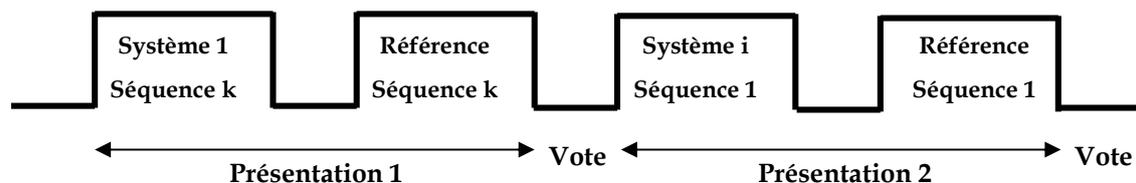


Figure 2-7 : Chronogramme de la séquence DSCQS

À la fin de chaque présentation, les observateurs expriment leurs jugements sur une paire d'échelles verticales continues. Pour permettre de se repérer, ces échelles ont été divisées en cinq intervalles égaux correspondant aux mêmes qualificatifs utilisés dans le cas des images fixes : excellent, bon, assez bon, médiocre et mauvais. Les méthodes à simple stimulus sont généralement utilisées quand on ne dispose pas de la séquence originale. La plus répandue de ces méthodes est l'ACR (Absolute Category Rating). Dans cette méthode, les séquences sont présentées une par une et sont évaluées indépendamment sur une échelle de catégorie utilisant les mêmes

qualificatifs que ci-dessus. Le chronogramme associé à cette évaluation par catégories absolues est donné par la Figure 2-8.

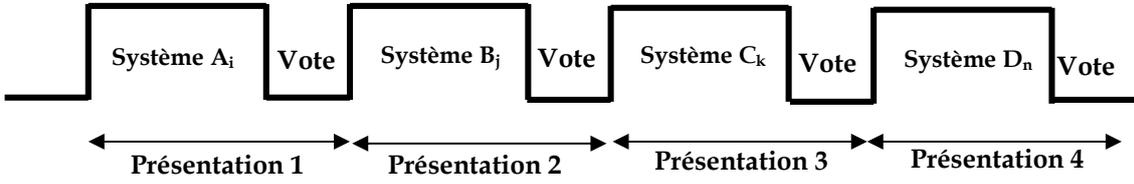


Figure 2-8 : Chronogramme de la séquence ACR

L'analyse des résultats issus des tests subjectifs dépend de la méthode utilisée. Ainsi pour la DSCQS, la cohérence des résultats sera vérifiée en étudiant les notes données par le même observateur à la même séquence pendant la même séance. Si les notes diffèrent de 2 points ou plus (pour une échelle allant de 1 à 5), ces notes seront rejetées. Après chaque séance, il faut calculer les valeurs moyennes $E(X_j)$ et les écarts types associés $\sigma(X_j)$ associés à chaque niveau de dégradation ou système de traitement à évaluer (j). La valeur moyenne est donnée par :

$$\bar{N}_{jkr} = \frac{1}{N_{obs}} \sum_{i=1}^{N_{obs}} N_{ijk} \quad 2-23$$

Avec N_{ijk} note de l'observateur i pour la dégradation j de la séquence k et la répétition r . L'écart type utilisé est en général l'intervalle de confiance à 95% et est donné par :

$$\sigma_{jkr} = 1.96 \frac{\left(\frac{1}{N_{obs} - 1} \sum_{i=1}^{N_{obs}} (N_{ijk} - \bar{N}_{jkr})^2 \right)^{1/2}}{(N_{obs})^{1/2}} \quad 2-24$$

Ces valeurs moyennes reposent sur une distribution dont les deux variables sont les scènes et les observateurs. Il faut vérifier au moyen du test β_2 , si cette distribution est normale ou pas. Pour ce faire, il faut calculer le coefficient de kurtosis de la fonction, défini comme le rapport moment du quatrième ordre sur le carré du moment du deuxième ordre, soit :

$$\beta_{2jkr} = \frac{\frac{1}{N_{obs}} \sum_{i=1}^{N_{obs}} (N_{ijk} - \bar{N}_{jkr})^4}{\left(\frac{1}{N_{obs}} \sum_{i=1}^{N_{obs}} (N_{ijk} - \bar{N}_{jkr})^2 \right)^2} \quad 2-25$$

Si β_2 est compris entre 2 et 4, on peut considérer la distribution comme normale. Les résultats de chaque distribution sont alors à comparer avec la valeur moyenne associée plus l'écart type associé multiplié par 2 (normale) ou par $(20)^{1/2}$ et à la valeur moyenne associée moins ce même écart type multiplié par 2 (normale) ou par $(20)^{1/2}$. Chaque fois que les résultats donnés par un observateur se situent hors de cet intervalle, il faut les enregistrer sur un compteur associé à chaque observateur. Il faut donc deux compteurs séparés, un pour les valeurs supérieures P_i et l'autre pour les valeurs inférieures Q_i . On calcule ensuite les deux rapports suivants.

$$\frac{P_i + Q_i}{N_{deg} N_{imr} N_{rep}} > 0.05 \text{ et } \left| \frac{P_i - Q_i}{P_i + Q_i} \right| < 0.3 \quad 2-26$$

Si le premier est supérieur à 5% et le second inférieur à 30%, il faut alors éliminer l'observateur i . La recommandation ITU-R BT.500 récapitule bien la procédure ci-dessus et peut être exprimée comme suit :

Si $N_{ijkr} \geq \bar{N}_{jkr} + 2\sigma_{jkr}$ (distribution normale)

Ou $N_{ijkr} \geq \bar{N}_{jkr} + \sqrt{20}\sigma_{jkr}$

Alors $P_i = P_i + 1$:

Si $N_{ijkr} \geq \bar{N}_{jkr} - 2\sigma_{jkr}$ (distribution normale)

Ou $N_{ijkr} \geq \bar{N}_{jkr} - \sqrt{20}\sigma_{jkr}$

Alors $Q_i = Q_i + 1$:

Si $\frac{P_i + Q_i}{N_{deg} N_{imr} N_{rep}} > 0.05$ et $\left| \frac{P_i - Q_i}{P_i + Q_i} \right| < 0.3$

Alors éliminer l'observateur i

2.2 MÉTRIQUES PERCEPTUELLES BASEES SUR DES CRITERES MATHEMATIQUES : MESURES OBJECTIVES

La mesure de la qualité objective (par opposition à l'évaluation subjective de qualité par les observateurs humains) cherche à déterminer la qualité des images algorithmiquement. Le but de la recherche de l'évaluation de la qualité objective est de concevoir des algorithmes dont la prévision de la qualité est en accord avec l'évaluation subjective des observateurs humains. 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 transformée), 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.). Les méthodes d'évaluation de la qualité d'image peuvent être répertoriées dans trois larges catégories :

- **Les méthodes avec référence complète**, dans lesquelles l'algorithme a un accès à une version parfaite de l'image avec lesquelles il peut comparer la version dégradée. La version parfaite vient généralement d'un dispositif de haute qualité d'acquisition, après elle est dégradée par la compression et les erreurs de transmission.
- **Les méthodes sans référence**, dans lesquelles l'algorithme n'a un accès qu'au signal déformé et doit estimer la qualité du signal sans connaissance de la version parfaite. Puisque les méthodes sans référence n'exigent aucune information de référence, elles peuvent être employées dans n'importe quelle application où la mesure de qualité est exigée.
- **Méthodes avec référence réduites**, dans lesquelles l'information partielle concernant la version parfaite est disponible. Un côté canal existe par lequel quelque information concernant la référence peut être rendue disponible à l'algorithme d'évaluation de la qualité. Les algorithmes réduits de référence emploient cette information de référence partielle pour juger la qualité du signal déformé. Les mesures quantitatives les plus utilisées sont : l'erreur quadratique moyenne (MSE), le rapport crête signal sur bruit (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR), le rapport signal sur bruit (Signal to Noise Ratio: SNR) etc..

2.2.1 Méthodes avec référence complète

2.2.1.1 Erreur quadratique moyenne (MSE)

L'image dégradée \hat{I} est toujours comparée à l'originale I pour déterminer son rapport de ressemblance. Ce critère est le plus utilisé. Il est basé sur la mesure de l'erreur quadratique moyenne (MSE) calculée entre les pixels originaux et dégradés:

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \left(I(m,n) - \hat{I}(m,n) \right)^2 \quad 2-27$$

Où $(M \times N)$ est la taille de l'image, et I et \hat{I} sont respectivement les amplitudes des pixels sur les images originale et dégradée. Il est vraisemblable que l'œil tienne beaucoup plus compte des erreurs à grandes amplitudes, ce qui favorise la mesure quadratique.

2.2.1.2 Rapport crête signal sur bruit (PSNR)

Au lieu de mesurer la distorsion, cette valeur (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) mesure la fidélité, puisqu'elle est proportionnelle à la qualité. Tout de même, elle est une fonction de MSE ; sa définition et son utilisation proviennent du domaine du traitement de signal:

$$PSNR = 10 \log \left(\frac{I_{\max}^2}{MSE} \right) \quad 2-28$$

Pour une image à niveau de gris, I_{\max} désigne la luminance maximale possible. Une valeur de PSNR infini correspond à une image non dégradée. Et cette valeur décroît en fonction de la dégradation. Le PSNR relie donc le MSE à l'énergie maximale de l'image.

2.2.1.3 Rapport signal sur bruit (SNR)

On utilise parfois une autre variante du rapport signal sur bruit (Signal to Noise Ratio : SNR), qui relie le MSE à l'énergie moyenne de l'image :

$$SNR = 10 \log \left(\frac{\frac{1}{N} \sum I^2}{MSE} \right) \quad 2-29$$

2.2.1.4 Indice de similarité structurelle (SSIM)

SSIM [WAN03] est une mesure de similarité entre deux images numériques. Elle a été développée pour mesurer la qualité visuelle d'une image déformée, par rapport à l'image originale. L'idée de SSIM est de mesurer la similarité de structure entre les deux images, plutôt qu'une différence pixel à pixel comme le fait par exemple le PSNR. L'hypothèse sous-jacente est que l'œil humain est plus sensible aux changements dans la structure de l'image.

La métrique SSIM est calculée sur plusieurs fenêtres d'une image. On dénote x et y l'image originale et l'image déformée respectivement. La similarité compare la

luminance, le contraste et structure entre chaque couple de fenêtres. La luminance est estimée par la mesure de l'intensité moyenne de chaque fenêtre:

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_1^N x_i \quad 2-30$$

N : le nombre de pixels de chaque fenêtre.

x_i : l'intensité d'un pixel.

Le contraste pour chaque fenêtre est mesuré par:

$$\sigma_x = \left(\frac{1}{N-1} \sum_1^N (x_i - \mu_x)^2 \right)^{1/2} \quad 2-31$$

La similarité est déterminée par la perte de corrélation entre les deux fenêtres:

$$\sigma_{xy} = \left(\frac{1}{N-1} \sum_1^N (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y) \right) \quad 2-32$$

La fonction de comparaison de luminance notée par $l(x, y)$ est une fonction de x et y . Le contraste entre deux fenêtres notées par $c(x, y)$, comparent les variances de x et y . La troisième fonction compare les structures des deux fenêtres données par la fonction $s(x, y)$ en fonction de deux fenêtres normalisées. Finalement la fonction mesurant la similarité, est une fonction de $l(x, y)$, $c(x, y)$ et de $s(x, y)$. Elle est de la forme :

$$SSIM(x, y) = f(l(x, y), c(x, y), s(x, y)) \quad 2-33$$

Wang et Al ont proposé dans [4] une fonction de comparaison de la luminance de la forme :

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + (K_1L)^2}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + (K_1L)^2} \quad 2-34$$

K_1 est une constante de très faible valeur. La constante $(K_1L)^2$ évite l'instabilité de la fonction de comparaison lorsque $\mu_x^2 + \mu_y^2$ sont très proches de zéro. Dans le cas des images à niveau de gris, la constante est $L = 255$ (dynamique du capteur). On remarque que l'équation de $l(x, y)$ est conforme à la loi de Weber, largement utilisée pour la modélisation de l'adaptation à la lumière dans le SVH (système visuel humain). Selon la loi de Weber, la variation de luminance est proportionnelle à la luminance de fond. En d'autres termes, le SVH est sensible aux variations relatives de luminance entre les deux signaux ou encore entre les deux images. La fonction de comparaison de contraste prend une forme similaire :

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + (K_2L)^2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + (K_2L)^2} \quad 2-35$$

où K_2 est une constante de très faible valeur.

La comparaison de structure est réalisée par la corrélation entre les deux vecteurs après soustraction de la luminance et normalisation par la variance. Notons que la corrélation entre les deux vecteurs est une mesure simple et effective de la similarité structurelle. Alors la fonction de comparaison structurelle est donnée par :

$$s(x, y) = \frac{2\sigma_{xy} + (K_2L)^2}{2\sigma_x\sigma_y + (K_2L)^2} \quad 2-36$$

Finalement, la mesure de similarité résultante des trois comparaisons est donnée par une expression simplifiée de l'index de similarité structurelle entre x et y :

$$SSIM(x, y) = l(x, y) \times c(x, y) \times s(x, y) \quad 2-37$$

où encore sous une forme simplifiée:

$$SSIM(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + (K_1L)^2}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + (K_1L)^2} \times \frac{2\sigma_x\sigma_y + (K_2L)^2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + (K_2L)^2} \quad 2-38$$

L'index de similarité est exploité pour un choix approprié des constantes K_1 et K_2 pour généraliser l'évaluation à toute l'image.

2.2.1.5 Similitude structurelle à base de gradient

Un algorithme amélioré de SSIM a été développé (la similitude structurelle à base de Gradient (GSSIM)) [CHE06], qui compare l'information de contour entre les blocs de l'image déformée et l'originale, et remplace la comparaison de contraste $c(x, y)$ et la comparaison de structure $s(x, y)$ par la comparaison de contraste à base gradient $c_g(x, y)$ et la comparaison de la structure $s_g(x, y)$ respectivement. Il y a un certain nombre de manières d'obtenir l'information de contour, telle que l'algorithme simple de détection de contour.

Deux cartes de gradient X' et Y' représentant respectivement l'image originale et déformée sont générées en utilisant l'opérateur de Sobel. En plus les blocs des images X' et Y' sont donnés par x' et y' . La comparaison de contraste à base de gradient $c_g(x, y)$ et la comparaison de structure $s_g(x, y)$ sont décrites par :

$$c_g(x, y) = \frac{2\sigma_{x'}\sigma_{y'} + C_2}{\sigma_{x'}^2 + \sigma_{y'}^2 + C_2} \quad 2-39$$

$$s_g(x, y) = \frac{\sigma_{x'y'} + C_3}{2\sigma_x\sigma_y + C_3} \quad 2-40$$

Où σ_x et σ_y sont l'écart type des blocs x' et y' respectivement, $\sigma_{x'y'}$ est la covariance des blocs x' et y' , et C_2, C_3 sont des petites constantes évitant la dénomination de la valeur zéro. La similitude structurale à base de Gradient (GSSIM) est décrite comme :

$$GSSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha \cdot [c_g(x, y)]^\beta \cdot [s_g(x, y)]^\gamma \quad 2-41$$

La similitude globale de structure d'image est calculée comme la moyenne de toutes les sous-images (blocs) de GSSIM, les coefficients de pondération (α, β et γ) sont fixés à la valeur '1'.

$$MGSSIM(X, Y) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{Eb} GSSIM(x_i, y_i) \quad 2-42$$

Où X et Y sont l'image originale déformée respectivement, M est le nombre de blocs.

2.2.1.6 Indice de la région d'intérêt (VroiWQI)

Les régions d'intérêt dans l'image originale sont modélisées par l'entropie :

$$e = -\sum_{i=1}^k p(H_i) \log_2 p(H_i) \quad 2-43$$

H_i est une variable aléatoire indiquant l'intensité, $p(H_i)$ est l'histogramme des niveaux d'intensité dans une région, K est le nombre de niveaux possibles d'intensité pour chaque bloc de taille 8×8 de l'image originale. En plus, l'entropie normalisée de chaque bloc est collectée dans une matrice E :

$$E = \begin{pmatrix} e_{11} & e_{12} & \dots & e_{1n} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ e_{m1} & e_{m2} & \dots & e_{mn} \end{pmatrix} \quad 2-44$$

D'abord l'image originale et l'image déformée sont divisées en bloc non chevauchant de taille 8×8 . L'index de la qualité pour chaque bloc est calculé par la formule de l'entropie. Tous les indices (L'index de similarité structurale (SSIM)) de l'image peuvent être collectés sous forme d'une matrice SSIM, où chaque élément q_{ij} représente la mesure de la distorsion entre un bloc de l'image originale et son bloc correspondant de l'image déformée :

$$SSIM = \begin{pmatrix} q_{11} & q_{12} & \dots & q_{1n} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ q_{m1} & q_{m2} & \dots & q_{mn} \end{pmatrix} \quad 2-45$$

Ensuite, la matrice E est obtenue à partir de l'image originale et l'index SSIM est obtenu des blocs de l'image originale et déformée. L'équation de $VroiWQI$ [SEG09] est donnée comme suit:

$$VroiWQI = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [E] * [SSIM]}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [E]} \quad 2-46$$

Où M , N sont la longueur et la largeur des images respectivement, E est la matrice de l'entropie normalisée, $SSIM$ est la matrice de l'index de similarité structurale.

2.3 LIMITES DES METRIQUES PRESENTEES

Dans la procédure subjective d'évaluation, il y a plusieurs points qui doivent être soulignés. Tout d'abord, le nombre d'observateurs doit être assez grand. Pour assurer la confiance statistique en expériences de qualité d'image. En second lieu, les résultats du test subjectif sont influencés par les conditions expérimentales, ce qui signifie que les conditions expérimentales de visionnement doivent être conçues pour unir les conditions du visionnement dans la pratique aussi étroitement que possible. En outre, il y a un certain nombre d'autres éléments procéduraux à noter, comme : le choix des observateurs, les conditions de référence, les sources de signal pour les scènes d'essai, la synchronisation de la présentation des diverses scènes de test, le choix d'une gamme des scènes de test [PEC08]. Les métriques telles que le RMSE, PSNR, ne tiennent aucunement compte des caractéristiques du système de vision humain, mais mesurent seulement la différence pixel par pixel entre deux images. Les travaux [BRU07] nous indiquent clairement l'incapacité de la métrique RMSE de décrire avec justesse l'expérience perceptuelle du SVH. C'est pourquoi nous avons cherché dans la littérature un candidat pour remplacer la métrique RMSE. Cette métrique perceptuelle suppléante devait se baser sur les caractéristiques du système de vision humain pour avoir une bonne performance. Nous avons étudié le système de vision humain et nous avons ensuite retenu la métrique SSIM qui, même si elle ne tente pas de modéliser complètement le SVH, utilise plusieurs de ses propriétés et donne des résultats performants mieux que le RMSE et le PSNR. Néanmoins les travaux [ZIA12] montrent que le SSIM est sensible à certaines

déformations présentes au niveau des images comportant des textures fines, ce qui introduit souvent des artefacts (bruit) qui déforment l'aspect visuel de l'image considérée.

2.4 METRIQUE PROPOSEE

Compte tenu des limites des métriques présentées précédemment, et dans le but d'améliorer la qualité visuelle d'une image obtenue, nous proposons une nouvelle métrique [BEN14] construite en établissant une relation analytique entre le PSNR et le SSIM dont le principe est le suivant :

Étant donné une image référence f et une image test g , de dimension $M \times N$ chacune. Le PSNR entre f et g est donné (voir formule section 2.2.1.2)

$$PSNR_{n,m} = 20 \log_{10} \left(\frac{(2^B - 1)}{\sqrt{MSE_{n,m}}} \right) \quad 2-47$$

où

$$MSE_{n,m} = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \|f(i, j) - g(i, j)\|^2 \quad 2-48$$

La définition du SSIM (voir section 2.2.1.4) avec $C_1 = (k_1 L)^2$, $C_2 = (k_2 L)^2$ $k_1 = 0.01$, $k_2 = 0.03$, $L =$ Nombre de niveaux de gris $= 2^B - 1$ dans une image non compressée ($B = 2^8$), nous conduit à écrire que :

$$\begin{aligned} MSE(f, g) &= \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (f_{ij} - g_{ij})^2 \\ &= \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} ((f_{ij} - \mu_f) - (g_{ij} - \mu_g) + (\mu_f - \mu_g))^2 = \sigma_f^2 + \sigma_g^2 - 2\sigma_{fg} + (\mu_f - \mu_g)^2 \end{aligned} \quad 2-49$$

où σ_f^2 et σ_g^2 désignent les variances des images f et g , et σ_{fg} la covariance entre f et g :

$$\sigma_f^2 = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (f_{ij} - \mu_f)^2 \quad 2-50$$

$$\sigma_{fg} = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (f_{ij} - \mu_f)(g_{ij} - \mu_g) \quad 2-51$$

Le PSNR défini par l'équation 2-47 peut être écrit ainsi :

$$PSNR_{New} = 10 \log_{10} (255)^2 - 10 \log_{10} (aX + b) \quad 2-52$$

où $a = 2l(f, g)(2\sigma_{fg} + C_2)$, $b = (\mu_f - \mu_g)^2 - (2\sigma_{fg} + C_2)$ et $X = \frac{1}{SSIM}$.

En utilisant $l(f,g)=1$, qui signifie que $\mu_f = \mu_g$ et $C_2=58.5$, l'équation (2-52) s'écrit:

$$PSNR_{New} = 48 - 10 \log_{10} [(4\sigma_{fg} + 117)X - (2\sigma_{fg} + 58.5)] \quad 2-53$$

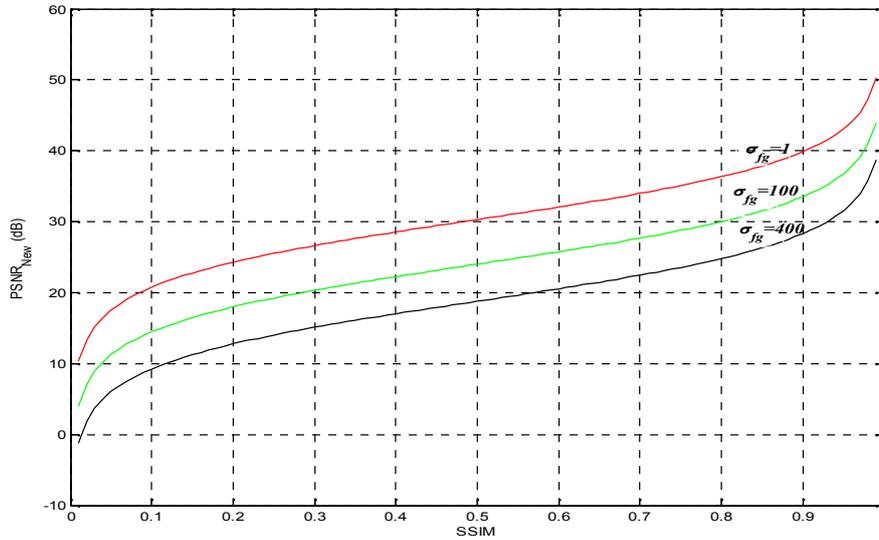


Figure 2-9 : Courbe de variation du PSNR en fonction du SSIM pour différentes valeurs de σ_{fg} (cas théorique)

Comme indiqué par l'équation (2-53), nous venons de démontrer qu'il existe une relation analytique très intéressante entre le PSNR et le SSIM. Cela suggère que les valeurs prises par le PSNR et le SSIM ne sont pas indépendantes. La Figure 2-9 représente le schéma de variation du PSNR en fonction du SSIM, pour des valeurs de σ_{fg} comprises dans l'intervalle $[0,255^2]$. On remarque dans cette représentation la présence de zones linéaires $\in [0.1, 0.9]$ et non linéaires $\in [0,0.1]$ et $[0.9,1]$.

CONCLUSION

Pour automatiser l'évaluation de la qualité des images NG fixes, l'utilisation des métriques objectives avec référence semble la plus appropriée même si les tests subjectifs sont nécessaires à leur validation. Partant de ce principe, nous avons élaboré une nouvelle métrique objective destinée à mesurer la qualité visuelle d'une image observée (reconstruite) en prenant en considération d'une part son SSIM, et d'autre part son PSNR. L'évaluation des performances de cette métrique sur des bases de données images compressées JPEG et JPEG2000 ne sera concrétisée qu'après avoir entamé la partie sensible de notre travail qui sera décrite dans le chapitre qui suit (chapitre 03) dont l'intitulé est : Techniques proposées pour l'amélioration de la qualité visuelle des images compressées JPEG2000.

3 TECHNIQUES PROPOSEES POUR L'AMELIORATION DE LA QUALITE VISUELLE DES IMAGES COMPRESSEES JPEG2000

Nous présentons dans ce chapitre, un aperçu sur les méthodes de prétraitement rencontrées, destinées à l'amélioration de la qualité visuelle des images. L'accent est mis sur les méthodes d'amélioration et de restauration de l'image. Ce faisant, nous proposons trois techniques de prétraitement qui, introduites au niveau des images compressées JPEG2000, permettent d'améliorer les performances de celui-ci.

3.1 APERÇU SUR LES METHODES DE PRETRAITEMENT

Le prétraitement de l'image est une technique destinée à améliorer ou implémenter des algorithmes de traitement de l'image de divers types visant à :

- améliorer sa qualité visuelle,
- restaurer l'image en éliminant les défauts et les bruits et en renforçant l'information utile qu'elle contient,
- Compresser l'image afin de réduire l'espace nécessaire à son stockage et diminuer le temps de sa transmission.

3.1.1 Méthodes basées sur l'amélioration de la qualité visuelle des images

Les opérations d'amélioration ont pour but de rendre l'image plus lisible. Ces techniques cherchent essentiellement à augmenter les contrastes afin de rendre les régions et les objets composant l'image bien distincts et bien séparés les uns des autres [CEL12]. En effet, l'œil humain est particulièrement sensible aux contrastes assez forts, et dans certains cas, on peut observer des problèmes d'éclairage non constant dans les différentes zones de l'image, on peut aussi rencontrer le cas des images où la texture de fond est non homogène et des images avec des zones faiblement contrastées par rapport à la texture. Ces problèmes peuvent être traités par l'étape de prétraitement comme l'application de filtrage, par exemple : le filtrage passe-haut [DUM05], le filtrage morphologique en niveaux de gris afin de réduire l'importance de la texture par rapport à une fissure observée [DUM05], le filtrage médian [SHI05] [JIT96] [RAB05], le filtrage gaussien [RAS02] [DUM05]. D'autres méthodes utilisent le calcul de la moyenne locale pour corriger l'éclairage [CHU94] et réalisent un seuil local et global basé sur cette moyenne, pour enlever le bruit de

fond. On peut citer aussi les travaux [ELB05] qui utilisent des techniques de seuillage adaptatif, les méthodes basées sur des outils de morphologie mathématique, pour connecter certaines portions de l'image [WAN02] ou pour éliminer de petites régions détectées dans l'image [NGU07], les méthodes connexionnistes dans lesquelles nous pouvons citer les travaux de [MAI94] destinés à l'amélioration de la qualité visuelle des images satellitaires grâce à un couplage d'informations de deux types : Codage de texture et codage d'appartenance des zones. Le couplage est réalisé grâce aux méthodes neuronales [CUN85].

3.1.2 Méthodes basées sur la restauration de l'image

La restauration d'image est une technique d'imagerie numérique qui permet, à l'aide d'un logiciel de retouche d'image, de rendre à une image numérisée l'apparence de son état d'origine. Cependant, quelle que soit la méthode utilisée, certains problèmes ne sont pas récupérables : un trop gros manque dans l'image, un « flou de bougé » trop prononcé, une surexposition trop prononcée, etc. peuvent être des défauts rédhibitoires. Pour pallier ces difficultés rencontrées, plusieurs travaux ont fait l'objet de nombreuses recherches en Traitement d'image. La première difficulté principale vient du fait que les contours des objets et les discontinuités de l'image doivent être préservés. Ceci rend nécessaire l'introduction de méthodes non linéaires, vibrationnelles [MUM89] ou stochastiques [GEM84], qui permettent de lisser les régions homogènes à l'exception des zones de discontinuités de l'image. Les méthodes basées sur les équations aux dérivées partielles (EDP) [CAT92] [CHA97] [KOR98] [CHA01] [DIB02] et les techniques de filtrage anisotropiques [PER90] [BLA98] [BLA99] bien établies désormais, répondent à ces exigences et ont particulièrement été étudiées ces dernières années. On peut citer également quelques méthodes non linéaires qui calculent une moyenne pondérée des valeurs d'intensité dans un voisinage local [GOD97] [TOM98] [SOC98] [CHA01] [BAR02] [ELA02] et des approches non paramétriques avec préservation des discontinuités [STA00]. D'autres travaux intéressants destinés à améliorer la qualité visuelle des images affectées par des artéfacts de codage tels que les effets de blocs et l'effet de Gibbs (ringing), les bruits de contours et le cas d'une distorsion couleur appelée "écho d'étalonnage". Dans ces travaux, pour chaque distorsion ou artéfact, un traitement adaptatif, respectant la fidélité d'image et la cohérence visuelle, est proposé et évalué au moyen de mesures objectives [DOB11] [ZEY08].

La suite de notre travail consiste à perfectionner les travaux de [DOB11] [ZEY08]. Nous avons en ce sens développé trois méthodes indépendantes destinées à l'amélioration de la qualité visuelle des images compressées JPEG2000. Nous examinons dans ce qui suit les détails de ces méthodes.

3.2 PRETRAITEMENTS PROPOSES

3.2.1 Prétraitement basé sur la Décomposition Modale Empirique Bidimensionnelle (BEMD) et le modèle du Masque flou « sharpening »

Nous proposons dans cette section une méthode qui améliore la qualité des images affectées par le flou, qui est le résultat d'une atténuation de la netteté ou le contraste de l'image lors d'une compression ou un filtrage basse fréquence. L'idée de base est de proposer une combinaison linéaire entre les composantes fréquentielles qui constituent l'image, et en utilisant une fonction de pondération, on essaye de compenser l'information perdue. L'idée générale de la méthode proposée est de réduire l'effet du flou qui diminue la qualité des images compressées par compensation de la composante haute fréquence [BOU13] (Figure 3-1). Georgeson [GEO75] suppose que la fonction de flou décrit combien les niveaux des différentes fréquences spatiales sont atténués par le processus de flou. Par conséquent, la qualité de l'image doit être obtenue en pondérant les fréquences spatiales avec l'inverse de la fonction du flou. Selon ses études, il a suggéré que les canaux de fréquence spatiale, dans le système visuel humain (SVH), sont organisés pour compenser l'atténuation du contraste, ce qui réalise une meilleure perception de la qualité des images perçues. Cette méthode sera décrite dans ce qui suit et pour la phase de décomposition, on adopte la décomposition empirique modale bidimensionnelle (BEMD).

3.2.1.1 *Décomposition modale empirique bidimensionnelle*

La décomposition modale empirique développée par Huang et al [HUA98] est un outil efficace pour décomposer des signaux non linéaires et non stationnaires. Les bases de cette décomposition AM-FM (Modulée en Amplitude et en Fréquence), appelées IMF (Intrinsic Mode Function) sont générées de façon adaptative. L'EMD est largement utilisée dans le traitement de signal. Récemment, cette technique a été

étendue à l'analyse des images. En effet, la décomposition modale empirique bidimensionnelle ou Bidimensional Empirical mode Decomposition (BEMD) a été appliquée au domaine du traitement d'images [NUN03]. Cette décomposition permet d'extraire des structures à différentes échelles et fréquences spatiales, comportant des modulations en amplitude et en fréquence. L'EMD dans sa version 2D, ouvre une voie prometteuse pour la réduction de bruit, l'extraction d'attributs de textures et d'autres types d'application de traitement d'images. Comme pour les signaux monodimensionnels, la BEMD suit les mêmes étapes pour l'extraction des IMF et du résidu. Ces composantes sont également bidimensionnelles et la notion d'IMF reste toujours la même. Notons que la fonction f est une IMF 2D ou BIMF (Bidimensional Intrinsic Modal function), si seulement si les conditions suivantes sont réalisées [HUA98] :

- La moyenne locale de f est nulle ;
- f s'annule entre deux extrema consécutifs.

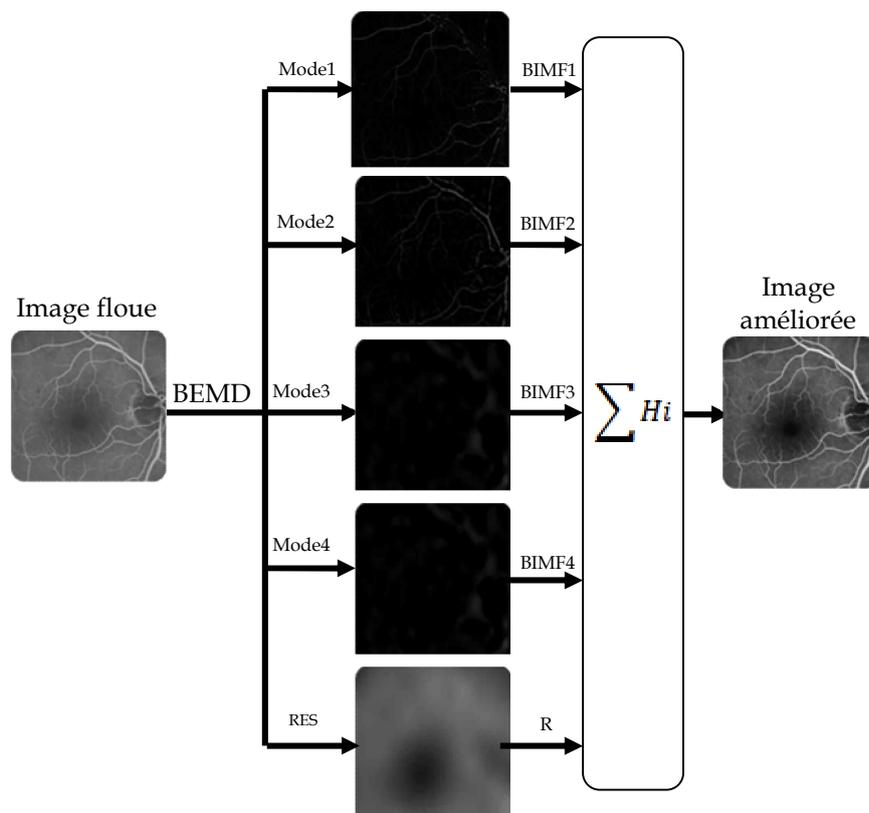


Figure 3-1 : Schéma de post-traitement proposé

Les méthodes EMD et BEMD dépendent toutes les deux du processus de tamisage (Sifting) où les extrema locaux sont d'abord définis et une interpolation ultérieure de

ces points est effectuée pour déterminer des enveloppes. À chaque itération, l'enveloppe moyenne est construite puis soustraite au signal original pour obtenir des BIMF candidats. Après, des BIMF réelles sont extraites en se basant sur certaines caractéristiques bien définies et le processus est ainsi répété jusqu'à ce que toutes les BIMF soient toutes générées. Comme pour le cas 1D, une condition d'arrêt est nécessaire pour arrêter le processus du tamisage. L'algorithme de la BEMD d'une image discrète $I(x,y)$ de taille $N \times M$ est résumé par l'algorithme [NUN03].

Etape1 : Fixer $\varepsilon, j \leftarrow 1$ ($j^{\text{ième}}$ BIMF)

Etape2 : Initialisation : $r_{j-1}(x,y) \leftarrow I(x,y)$ (résidu), $i \leftarrow 1$ (i : itération de la boucle de tamisage)

Etape3 : Extraction du $j^{\text{ième}}$ mode

- (a) Affectation : $h_{j,i-1}(x,y) \leftarrow r_{j-1}(x,y)$
- (b) Calculer les extrema de $h_{j,i-1}(x,y)$
- (c) Calculer les enveloppes supérieure et inférieure $U_{j,i-1}(x,y)$ et $L_{j,i-1}(x,y)$ par interpolation des maxima locaux et minima locaux de $h_{j,i-1}(x,y)$
- (d) Calculer de la moyenne locale $m_{j,i-1}(x,y) = (U_{j,i-1}(x,y) + L_{j,i-1}(x,y))/2$
- (e) Mise à jour $h_{j,i-1}(x,y) \leftarrow h_{j,i-1}(x,y) - m_{j,i-1}(x,y)$ et $i \leftarrow i+1$
- (f) Calcul du critère d'arrêt :

$$SD(i) = \sum_{k=1}^M \sum_{l=1}^N \frac{|h_{j,i-1}(x,y) - h_{j,i}(x,y)|^2}{|h_{j,i-1}(x,y)|^2} \quad 3-1$$

- (g) Répétition des étapes (b-e) tant que $SD(i) < \varepsilon$

Etape4 : $BIMF_j(x,y) \leftarrow h_{j,i}(x,y)$

Etape5 : Mettre à jour le résidu : $r_j(x,y) \leftarrow r_{j-1}(x,y) - BIMF_j(x,y)$

Etape6 : $j \leftarrow j+1$ et répéter l'étape 3 jusqu'à ce que le nombre d'extrema dans $r_j(x,y)$ soit inférieur à 2.

La Figure 3-2 illustre la décomposition de l'image rétinienne par la BEMD. En ajoutant tout le BIMFs avec le résidu, l'image originale sera reconstruite sans perte d'informations, comme cela est montré dans l'équation.

$$I = \sum_{j=1}^{M-1} BIMF_j + R_M \quad 3-2$$

Pour des raisons de simplification, l'équation sera réécrite de la manière suivante :

$$I = \sum_{j=1}^M BIMF_j \quad 3-3$$

3.2.1.2 Le schéma adopté de la méthode proposée

Georgeson [GEO75] suppose que le flou décrit combien les contrastes de différentes fréquences spatiales sont atténués par le processus de flou. Il montre que pour restituer la qualité de l'image, il faut pondérer les fréquences spatiales avec l'inverse de la fonction de flou. Il montre que les canaux de fréquence spatiale, dans le système de vision humaine (HVS), sont organisés pour compenser l'atténuation, ce qui réalise une netteté de l'image et optimise la clarté de la vision. La Figure 3-3 résume le schéma général de la méthode proposée. Si les premiers *BIMFs* reçoivent un poids plus élevé, une image avec des bords plus visibles sera produite après la reconstruction [CAO12]. Cela revient à dire que, si en faisant une combinaison linéaire ou une pondération de ces *BIMF*, en utilisant une fonction de pondération adéquate (Figure 3-3), on obtiendra une image reconstruite avec des contours plus claire. Nous proposons d'utiliser la fonction montrée par l'équation 3-4 ci-dessous.

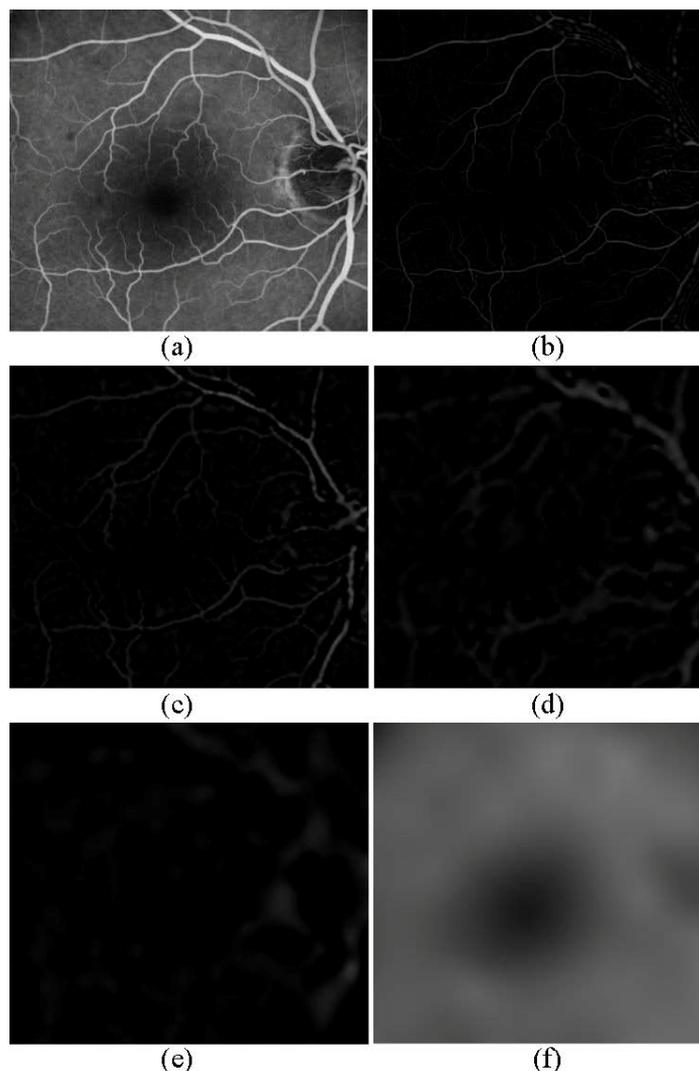


Figure 3-2 : Décomposition d'une image rétinienne par la BEMD : (a) image originale (b) mode 1, (c) mode 2, (d) mode 3 (e) mode 4, (f) résidu.

Cette dernière nous permet de recouvrir une bande de fréquences en fonction de la fonction de sensibilité du contraste.

$$H_i = 1 + k \times e^{-(i-\mu)^2/\sigma^2} \quad 3-4$$

Malheureusement, l'application de ce type d'algorithme introduit un effet indésirable qui est le ringing ou dépassement, juste à la limite des contours. Pour surmonter ce problème, Bruna [BRU08] intègre un contrôle de dépassement pour réduire l'effet de l'artefact de ringing, cette étape est adoptée, et une version améliorée de l'algorithme est illustrée par la Figure 3-4

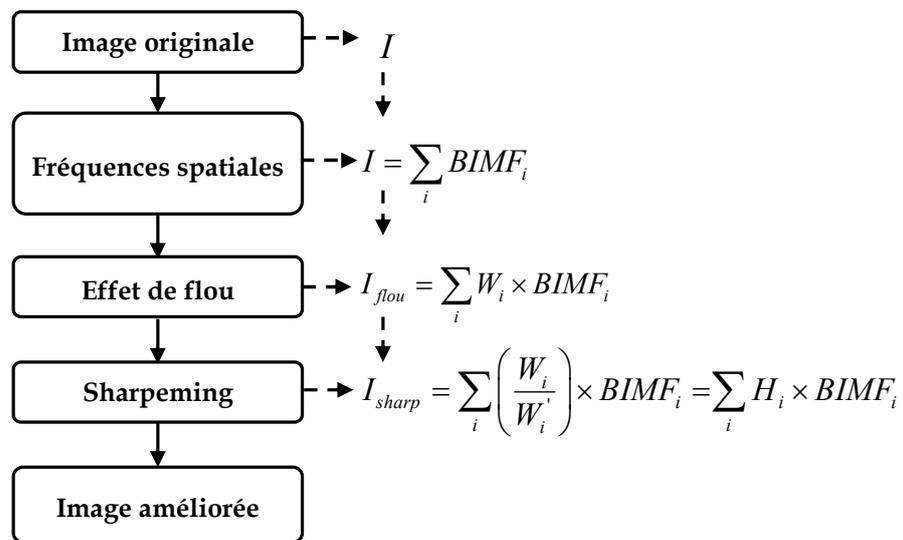


Figure 3-3 : Schéma sharpening proposé

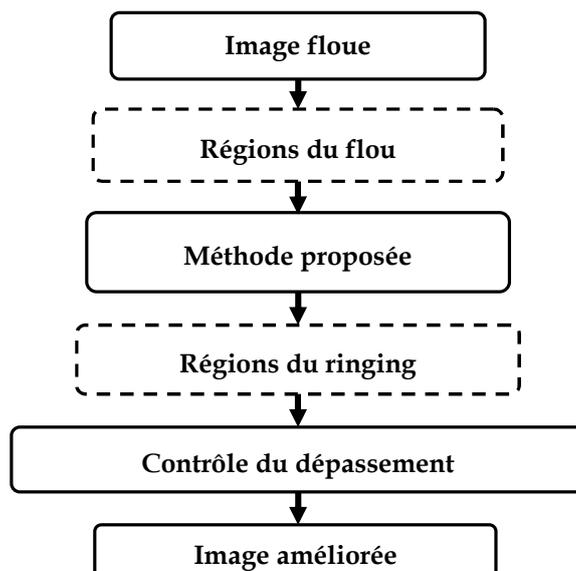
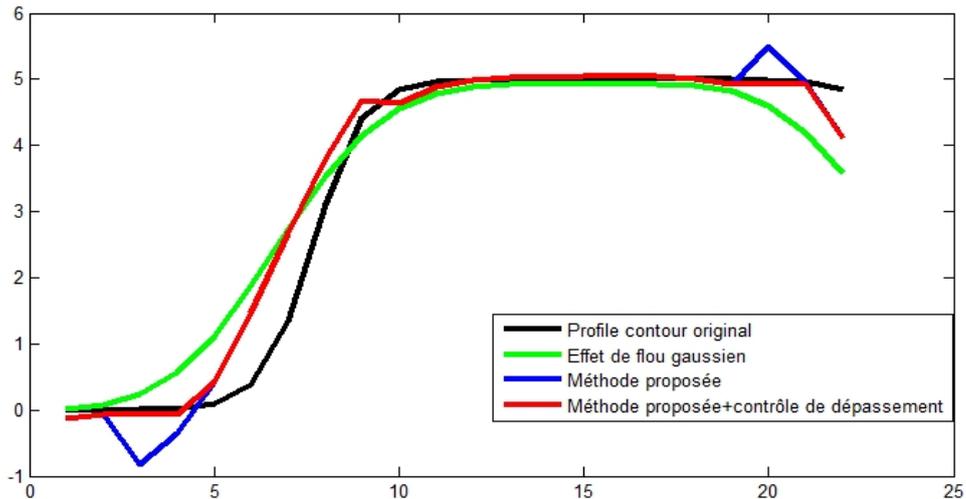


Figure 3-4 : Méthode proposée améliorée par un contrôle de dépassement (deringing)

Figure 3-5 : Application de la méthode proposée sur un profil d'un contour proposé par Marziliano [MAR04]. Comme méthode d'élimination de ringing, nous utilisons le deringing morphologique proposé par TAI [TAI03]. Le résultat de la méthode proposée appliqué sur un profil d'un contour est représenté sur la Figure 3-5. Ce résultat nous montre l'effet du flou sur un contour et le résultat du rehaussement obtenu par la méthode proposée. Avec le contrôle de dépassement (contrôle du ringing), on arrive à supprimer cet effet indésirable.



3.2.2 Amélioration basée sur le filtrage par moyenne temporelle

Bien que le standard JPEG2000 soit la meilleure méthode de compression des images qui existe à ce jour, il présente néanmoins un inconvénient majeur lorsqu'il s'agit de la compression des images fortement bruitées telles que les images OCT. Ces images, entachées par le bruit de speckle (bruit multiplicatif), semblent difficile à compresser par JPEG2000.

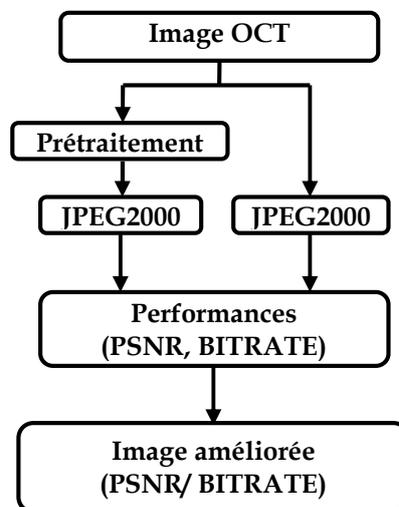


Figure 3-6 : Schéma de compression proposé

Certains chercheurs ont proposé des versions améliorées du codeur, en proposant un prétraitement en amont. Fourati [FOU05] propose une amélioration de la norme JPEG2000 en utilisant un prétraitement basé sur le filtre Bishrink. Nous proposons dans ce qui suit, une version améliorée d'un filtre par moyenne temporelle, pour filtrer des images entachées de bruit de speckle [BOU12]. Nous appliquons ensuite le codeur JPEG2000 sur l'image ainsi débruitée. À la fin, nous procédons à l'évaluation des performances du codeur avant et après le prétraitement. Les détails de cette démarche est illustré par la Figure 3-6.

3.2.2.1 Prétraitement proposé

Dans le but de supprimer ou de réduire le bruit de speckle, il est indispensable de connaitre son modèle. Le bruit de speckle est souvent modélisé par un bruit multiplicatif (Eq. 3-5) :

$$g(x, y) = f(x, y) \times \eta(x, y) + a(x, y) \quad 3-5$$

Où $g(x, y)$ est l'image bruitée, $f(x, y)$ l'image originale, $\eta(x, y)$ le bruit multiplicatif et $a(x, y)$ est un bruit additif. Le bruit additif est souvent moins important que le bruit multiplicatif [BOU12], ce qui nous permet de simplifier l'écriture de l'équation (3-5) par :

$$g(x, y) \approx f(x, y) \times \eta(x, y) \quad 3-6$$

Dans plusieurs études de débruitage, il est souvent démontré que l'application de la transformation logarithmique est utile pour transformer le bruit multiplicatif en un bruit additif [GUP04] [ACH03] [MIC06]. L'équation 3-6 peut donc s'écrire :

$$\log g(x, y) = \log f(x, y) + \log \eta(x, y) \quad 3-7$$

ou

$$G(x, y) = F(x, y) + N(x, y) \quad 3-8$$

Cette équation nous permet d'utiliser un filtre de réduction de bruit additif pour supprimer la quantité $N(x, y)$. Le filtrage par moyenne temporelle est une technique souvent utilisée pour la réduction d'un tel bruit. Le principe de cette technique repose sur la considération suivante :

$$g_i(x, y) = f(x, y) + \eta_i(x, y) \quad 3-9$$

Où $g_i(x, y)$ est la séquence d'images bruitées $f(x, y)$ l'image originale désirée et $\eta_i(x, y)$ bruit additif.

$$\bar{g}(x, y) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K g_i(x, y) \quad 3-10$$

$$\bar{g}(x, y) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (f(x, y) + \eta_i(x, y)) \quad 3-11$$

$$\bar{g}(x, y) = f(x, y) + \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \eta_i(x, y) \quad 3-12$$

Lorsque K est grand, la quantité $\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \eta_i(x, y)$ tend vers zéro, ce qui nous conduit à écrire que :

$$\bar{g}(x, y) \approx f(x, y) \quad 3-13$$

L'inconvénient majeur de cette technique est qu'elle n'est applicable que pour traiter une séquence d'images, or qu'on a seulement une image prise de la scène considérée. Pour surmonter ce problème, nous avons besoin de créer une séquence d'images à partir d'une seule image. Pour ce faire, la décomposition espace-échelle semble fournir une solution adéquate à notre problème [BOV09]. Cette dernière, représente un ensemble de plusieurs variantes d'images lissées caractérisées chacune par une résolution, allant des plus fins vers les plus gros détails. Habituellement, les filtres linéaires sont utilisés pour la création d'une transformation espace-échelle [BOV09]. Le cas le plus simple à utiliser est celui établi à partir d'un noyau gaussien:

$$I_t = G_\sigma * I_0 \quad 3-14$$

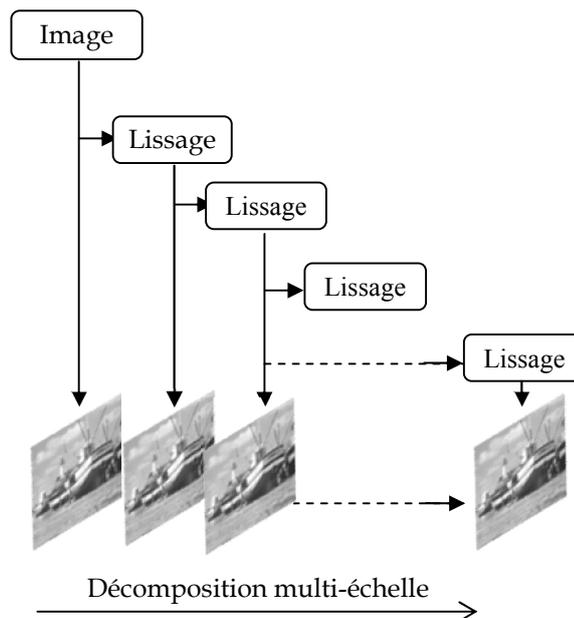


Figure 3-7 : Représentation espace-échelle

Où G_σ est un noyau gaussien avec un écart-type standard σ (échelle), et $I_0 = I$ est l'image initiale. La séquence d'images illustrée par la Figure 3-7 est une représentation espace-échelle gaussienne, où chaque image est calculée par la convolution de l'image originale avec un filtre gaussien, en faisant varier le paramètre sigma.

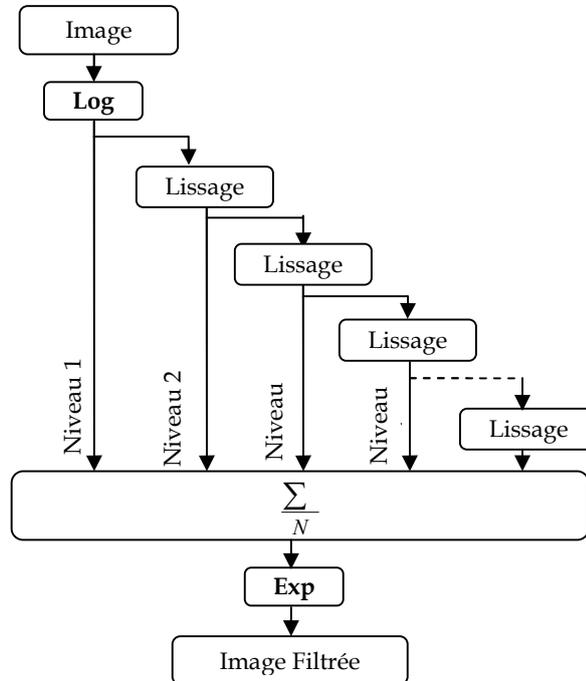


Figure 3-8 : Schéma synoptique de la phase de prétraitement proposé.

Cette représentation espace-échelle gaussienne peut être considérée comme une évolution de l'espace de représentation d'une image à travers le temps [BOV09]. On trouve dans la littérature plusieurs types de filtres destinés à la création de la représentation espace-échelle, tels que le filtrage gaussien, le filtrage basé sur l'équation de la chaleur généralisée [DER95], le filtrage utilisant la morphologie mathématique [BOV09]. La Figure 3-8, montre le schéma synoptique de la phase de prétraitement. A la place du lissage on peut mettre des méthodes de lissage linéaire ou non linéaire, pour ces types de filtrage nous conseillons le lecteur de consulter les références [JAH04]. Le type de lissage qui sera choisi dans notre cas sera vu dans la partie expérimentale.

3.2.3 Méthode basée sur le filtrage morphologique

3.2.3.1 Principe de la méthode

Le but de cette technique est d'insérer un prétraitement pour améliorer les performances du codeur JPEG2000, en mode avec perte. L'étude portée

précédemment (Chapitre 01) sur le standard JPEG2000 a montré son efficacité sur la compression des images avec et sans perte. Cependant, à très bas débits, nous avons signalé l'apparition de certains artefacts ou distorsions qui peuvent être observés dans les images codées. Afin d'améliorer la qualité visuelle de ces images et les rendre plus perceptibles à l'œil nu, nous proposons une nouvelle méthode de prétraitement de l'image à coder en utilisant un filtrage morphologique. Pour ce faire, l'image d'entrée est décomposée en deux sous images : La première, constitue l'image des basses fréquences (SBH), la seconde,, l'image des hautes fréquences (SHF). Une étape de filtrage, suivie d'une étape de compression JPEG2000 est ensuite appliquée à chaque sous image considérée. Différents débits binaires sont attribués lors de la compression. Pour évaluer la qualité visuelle de l'image reconstruite, deux mesures différentes ont été utilisées, à savoir: (a) le PSNR, destiné à évaluer la qualité visuelle de l'image basse fréquence, et (b) le SSIM destiné à évaluer la qualité visuelle de l'image haute fréquence. En se basant sur les images reconstruites après décodage, les résultats expérimentaux montrent qu'à faible débit binaire, la démarche proposée offre une meilleure qualité visuelle comparativement à une utilisation directe de JPEG2000 (excluant tout prétraitement).

3.2.3.2 Morphologie mathématique appliquée aux images en niveau de gris (NG)

La morphologie mathématique remonte aux années soixante. Cette théorie a été initialement introduite en sciences des matériaux par J. Serra [SER82] et G. Matheron [MAT75] pour analyser des objets au travers de leur texture. Elle a connu durant ces deux dernières décennies de nombreux développements, tant sur le plan théorique que pratique. Elle couvre aujourd'hui un éventail de champs d'application assez large, touchant notamment à la robotique et la vision industrielle, l'imagerie médicale ou encore le multimédia [SOI04].

3.2.3.2.1 Opérateurs morphologiques

Les deux opérateurs élémentaires de la morphologie mathématique sont l'érosion et la dilatation. On définit la dilatation morphologique d'une image en niveau de gris $I(x,y)$ par un élément structurant S , l'opération définie par :

$$(I \oplus S)(i, j) = \min\{I(x+i, j+y) / (x, y) \in S\} \quad 3-15$$

Autrement dit, la dilatation remplace chaque pixel par la valeur maximum de ses voisins, et pour l'érosion on définit cette opération par :

$$(I \ominus S)(i, j) = \min \{ I(x+i, j+y) / (x, y) \in S \} \quad 3-16$$

L'érosion remplace chaque pixel par la valeur minimum de ses voisins. La forme et la taille du voisinage sont définies par l'élément structurant $S(x,y)$ défini comme l'ensemble des points appartenant à S quand celui-ci est centré sur (x,y) . Il peut représenter une figure géométrique (cercle, droite, rectangle, carré,...etc)

3.2.3.2.2 Filtrage non linéaire

La combinaison de l'érosion et de la dilation, conduit à définir deux opérations connues sous le nom d'ouverture morphologique (\circ) et fermeture morphologique (\bullet). L'ouverture d'une image I par l'élément structurant S , noté $I \circ S$ est définie par :

$$(I \circ S)(i, j) = [(I \ominus S) \oplus S] \quad 3-17$$

Le résultat de l'opération est tout simplement l'érodé d'une image I par l'élément structurant suivi d'une dilation par S . D'une manière similaire, la fermeture d'une image I par l'élément structurant S , noté $I \bullet S$ est définie par :

$$(I \bullet S)(i, j) = [(I \oplus S) \ominus S] \quad 3-18$$

Le résultat de l'opération est tout simplement le dilaté d'une image I par l'élément structurant S suivie de l'érodé par S . L'ouverture et la fermeture morphologique sont les filtres non linéaires les plus connus en traitement d'image, et sont utilisées pour l'amélioration de la qualité visuelle des images et pour la suppression du bruit [ZEY08] [KOS94].

3.2.3.2.3 Filtrage par reconstruction morphologique

Le filtrage par reconstruction est une transformation morphologique impliquant deux images et un élément structurant au lieu d'une simple image et un élément structurant. La première image nommée 'Marqueur' ou 'Marker', la seconde appelée masque ou 'Mask'. L'élément structurant utilisé définit la connectivité [SAL95] [POD04]. Si g est l'image Mask et f l'image marker, la reconstruction morphologique en niveau de gris de g à partir de f dénotée $Rg(f)$ est définie par la procédure itérative suivante :

- Initialisation : $h_1 =$ marqueur de l'image f
- Création de l'élément structurant B
- Répéter :
- $h_{k+1} = (h_k \oplus B) \cap g$

- Jusqu'à : $h_{k+1} = h_k$
- Le marqueur f doit être considéré comme un sous-ensemble de g : $f \subseteq g$

Les filtres morphologiques par reconstruction peuvent être décomposés en deux étapes distinctes : une étape de *sélection* permettant d'éliminer tous les composants de l'image plus petits qu'une taille limite (donnée par la taille de l'élément structurant), et une étape de *décision* permettant de restaurer les contours des éléments non totalement effacés par la sélection. Deux filtres par reconstruction sont couramment utilisés dans les applications : *l'ouverture par reconstruction* (notée $\gamma^{(rec)}$) et la *fermeture par reconstruction* (notée $\phi^{(rec)}$). Ces filtres utilisent la notion de transformations géodésiques et sont définis par :

$$\gamma^{(rec)}(g, f) = \delta^{(\infty)}(g, f) = \delta^{(1)}(\delta^{(1)}(\dots\delta^{(1)}(g, f)\dots)) \quad 3-19$$

$$\phi^{(rec)}(g, f) = \varepsilon^{(\infty)}(g, f) = \varepsilon^{(1)}(\varepsilon^{(1)}(\dots\varepsilon^{(1)}(g, f)\dots)) \quad 3-20$$

Le signal f est le *marqueur* et le signal r est le *signal masque* (signal de référence). La transformation $\delta^1(f, r)$ (resp. $\varepsilon^1(f, r)$) définit la dilatation (resp. l'érosion) géodésique unitaire et est définie par : $\delta^1(f, r) = \text{Min} \{ \delta_1(f), r \}$, respectivement $\varepsilon^1(f, r) = \text{Max} \{ \varepsilon_1(f), r \}$ où l'opérateur δ_n (resp. ε_n) désigne la dilatation (resp. l'érosion) morphologique avec un élément structurant de taille n . Dans la pratique, le signal f correspond à la sortie du processus de sélection de l'opérateur connexe et le signal r correspond à l'image originale. Généralement, f est calculé à partir d'opérateurs de type érosion/ouverture (resp. dilatation/fermeture) dans le cas d'ouverture (resp. de fermeture) par reconstruction.

Dans la suite de notre travail, nous avons utilisé le filtrage par ouverture par reconstruction dénotée :

$$R_g(f) = R_g(g \ominus S) \quad 3-21$$

Ce type de filtre permet de supprimer le bruit et préserver les contours de l'image considérée.

3.2.3.2.4 Fonctionnement de la méthode proposée

La sous-image basse fréquence (SBF) obtenue par décomposition de l'image initiale I peut être obtenue en lissant l'image source par filtrage par reconstruction

morphologique. De même, la sous-image haute fréquence (SHF), qui reflète les détails de l'image source, est facilement obtenue par une simple soustraction de la sous-image basse fréquence à partir de l'image originale.

Les Figure 3-9 et Figure 3-10 illustrent le principe de cette décomposition. Pour une image originale I , et un élément structurant S , la version lissée de l'image par un élément structurant S est obtenue par une ouverture par reconstruction [VIN93], défini par:

$$SBF = R_I(I \ominus S) \quad 3-23$$

$$SHF = I - SBF \quad 3-22$$

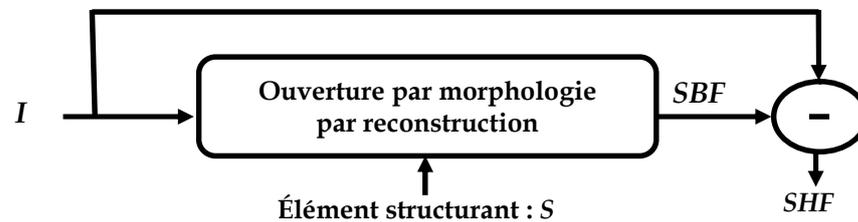


Figure 3-9 : Décomposition par ouverture morphologique par reconstruction



Figure 3-10 : Modèle appliqué à l'image '4' KODAK : (a) Image originale; (b) sous-image à basse fréquence; (c) sous-image à haute fréquence.

En choisissant différents taux de compression pour les deux sous-images (Figure 3-11), on peut compresser les composantes hautes et basses fréquences d'une image par:

$$Comp_{Low} = \Psi(SBF, \alpha) \quad 3-24$$

$$Comp_{High} = \Psi(SHF, \beta) \quad 3-25$$

où Ψ est l'opération de compression. $Comp_{Low}$ ($Comp_{High}$) est l'opération de compression pour la composante basse fréquence (resp. haute fréquence), α (respectivement β) est le taux de compression attribué pour la composante basse fréquence (resp. haute fréquence).

D'une manière similaire, nous obtenons l'image reconstruite en utilisant l'opérateur de décompression. Cette opération sera décrite par les deux équations suivantes :

$$IREC_{Low} = \Psi^{-1}(Comp_{Low}, \alpha) \quad 3-26$$

$$IREC_{High} = \Psi^{-1}(Comp_{High}, \beta) \quad 3-27$$

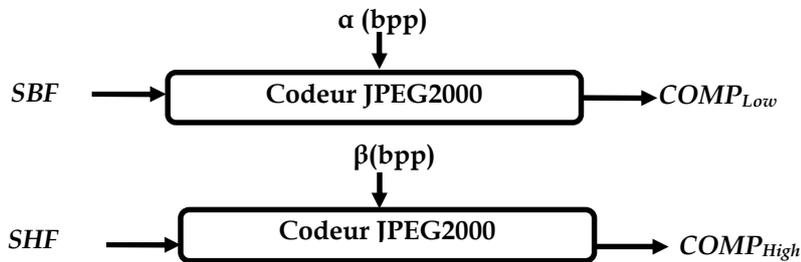


Figure 3-11 : Compression des sous-images par des taux différents

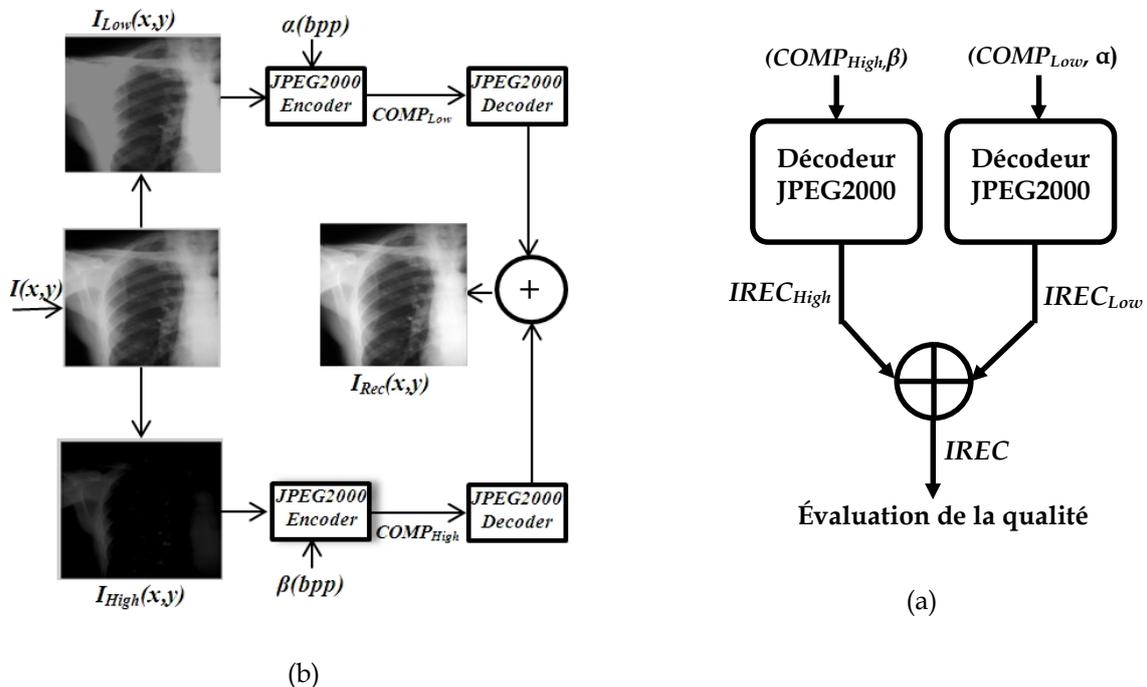


Figure 3-12 : (a) Modèle de reconstruction proposée (b) modèle appliqué sur une image médicale

L'image reconstruite, après décompression, sera réalisée par l'addition des deux sous-images ($IREC_{Low}$ et $IREC_{High}$). Le modèle de reconstruction proposé est illustré par les Figure 3-13(a) et Figure 3-13(b). Le choix des taux de compression (α , β) est obtenu grâce à un algorithme implanté (Figure 3-13).

Le principe de fonctionnement de cet algorithme repose sur les étapes décrites ci-dessous. Le but de l'algorithme consiste à déterminer les paramètres de la compression qui rendent le $PSNR_{New}$ (voir Chapitre 02) maximum. Ces paramètres sont : a , β , et le diamètre de l'élément structurant (d) utilisé. La relation qui lie ces paramètres aux $PSNR_{New}$ est donnée par :

$$PSNR_{New} = f(S_k, a_n, \beta_n) \quad 3-28$$

Les étapes suivantes décrivent le principe d'obtention d'un $PSNR_{New}$ optimal en fonction de ces paramètres :

Étape 1: Décomposition de l'image originale en deux sous images (SBF et SHF).

Étape2: On construit une plage de N valeurs avec $n = 1, \dots, N$, puis, on définit un taux de compression ($Rate$) tel que : $Rate = a_n + \beta_n$ où $a_n = \{[0.01 \dots 0.04]\}$ et $\beta_n = \{[0.04 \dots 0.01]\}$.

Étape 3: Construction d'un ensemble prédéfini de S_k éléments structurants pour $k = 1 \dots N$.

Étape 4: Appliquer la procédure de filtrage par reconstruction pour chaque image test I (compressée/décompressée JPEG 2000) avec les paramètres (S_k, a_n, β_n).

Étape 5: Calcul du $PSNR_{New}$ de l'image reconstruite pour tous les indices k et n considérés, (Figure 3-13). Enregistré les résultats obtenus dans une matrice $K \times N$ (Matrice des $PSNR_{New}$)

Étape 6: Refaire le même calcul du $PSNR_{New}$ pour l'image compressée JPEG2000 (méthode directe)

Étape 7: Pour tout (a_n, β_n) pour lesquels le $PSNR_{New}$ (méthode proposée) est supérieur au $PSNR_{New}$ (méthode directe), enregistrer dans ces conditions, les valeurs de S_k, a_n, β_n , et du $PSNR_{New}$.

Étape 8: Obtention du ($PSNR_{New}$) optimal $(PSNR_{New})_{OPT}$ par : $(PSNR_{New})_{OPT} = Argmax(k,n) [PSNR_{New}]_{N \times N}$ avec $k = 1, \dots, N$, et $n = 1, \dots, N$.

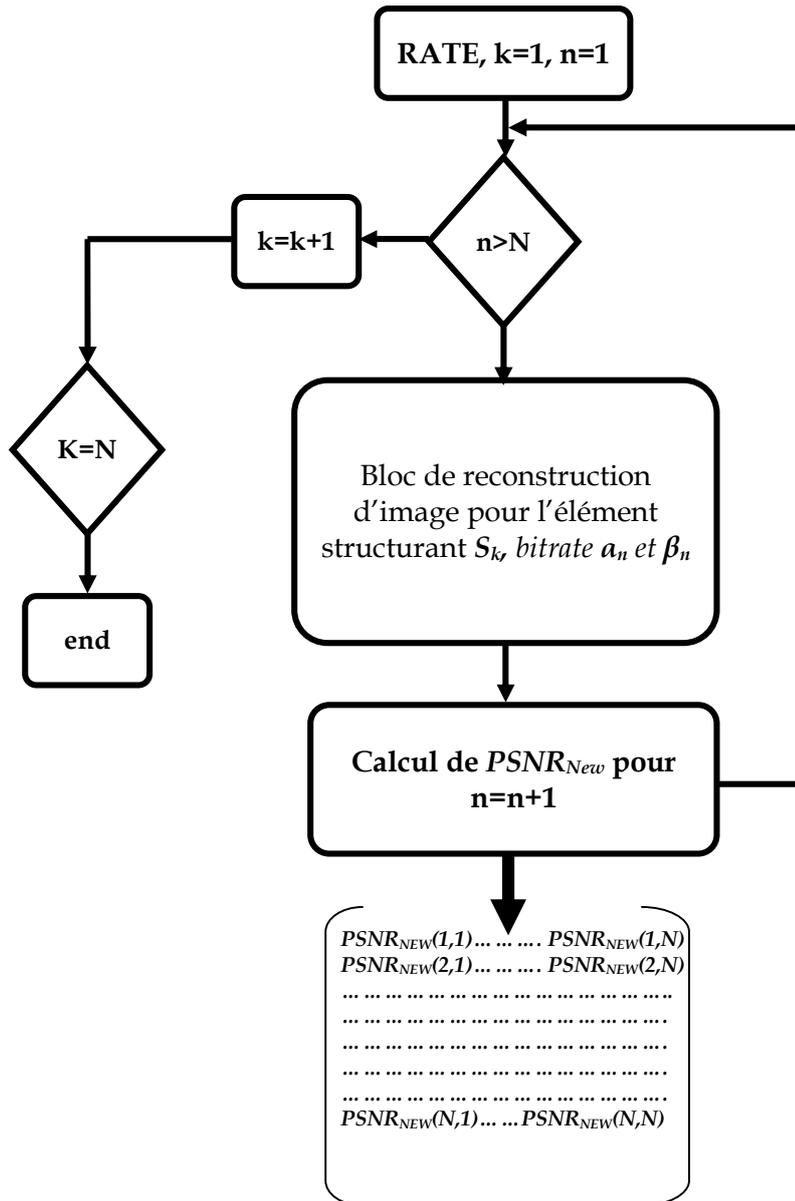


Figure 3-13 : Algorithme de calcul de la matrice des $PSNR_{NEW}$

CONCLUSION

Dans ce chapitre, on a proposé trois méthodes qui permettent d'améliorer les performances du codeur JPEG2000. Dans la première méthode, on s'est intéressé à améliorer les résultats de la norme de compression d'images JPEG2000, en insérant une étape de prétraitement basé sur une version améliorée du filtre par moyenne temporelle. Ce dernier, est préconisé pour filtrer des images entachées de bruit de speckle. La deuxième méthode consiste à insérer un prétraitement, avant l'encodage, basé sur la morphologie mathématique par reconstruction. L'idée générale de la méthode consiste à décomposer l'image en deux sous-images basse et haute

fréquence. Chaque sous-image sera compressée par un taux, et la somme des deux taux représente le taux global. En utilisant plusieurs taux (pour les deux composantes) et en variant le diamètre de l'élément structurant S , nous procédons à la recherche des valeurs optimales de α , β et le diamètre de l'élément structurant, qui nous donne la qualité optimale par rapport à la méthode directe. La dernière méthode procède à la réduction de l'effet flou causé par la compression. Ce dernier n'est qu'un phénomène d'atténuation des composantes fréquentielles. À l'aide de la BEMD, on va tenter de récupérer l'information perdue, en rehaussant les contours de ces images compressées, par l'application d'une pondération linéaire des différentes BIMF, et avec une fonction de pondération adéquate. Ces différentes méthodes seront testées sur une chaîne de transmission en télémédecine, qui fera l'objet du chapitre suivant.

4 APPLICATION DE LA METHODE PROPOSEE DANS LE DOMAINE DE LA TELEMEDECINE

4.1 INTRODUCTION

La télémédecine est une des formes de coopération dans l'exercice médical, mettant en rapport à distance, grâce aux technologies de l'information et de la communication, un patient (et/ou les données médicales nécessaires) et un ou plusieurs médecins et professionnels de santé, à des fins médicales de diagnostic, de décision, de prise en charge et de traitement dans le respect des règles de la déontologie médicale. Elle nécessite la transmission en toute sécurité de données et d'informations médicales par le texte, le son, l'image ou d'autres moyens rendus nécessaires pour assurer la prévention et le diagnostic ainsi que le traitement et le suivi des patients. Parmi les fonctions les plus utilisées en télémédecine, on trouve la télétransmission des images médicales. La télétransmission des images numérisées à l'intérieur d'une structure hospitalière entre différents services permet une consultation rapide de plusieurs experts pour une décision diagnostique et une meilleure prise en charge thérapeutique [VEN13]. Plusieurs applications ont été mises en œuvre sur la base des technologies de communications filaires (lignes téléphoniques), RNIS et ADSL. Cependant, de nos jours les technologies modernes telles que l'UMTS, GPRS, EDGE, ainsi que les communications par satellite, WIFI et Bluetooth, permettent le fonctionnement des systèmes en télémédecine ambulatoire et mobile [SAC08].

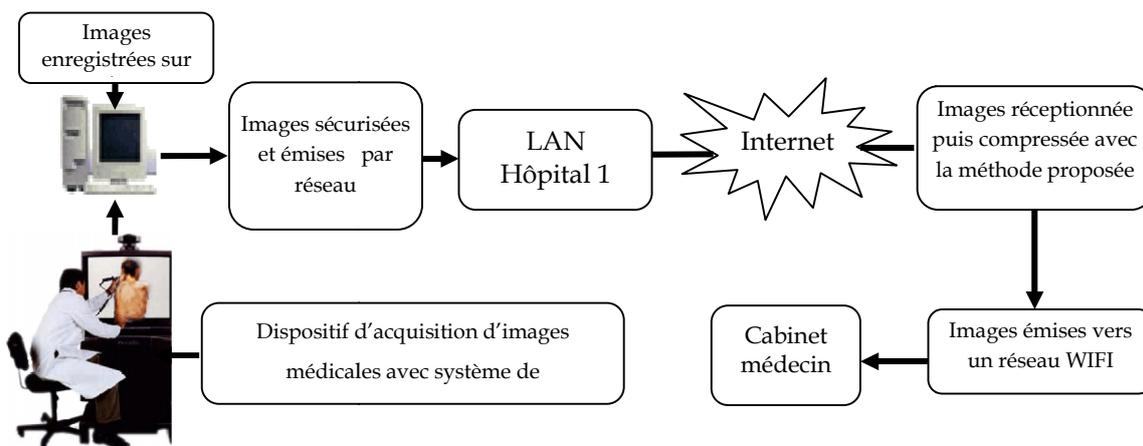


Figure 4-1: Application de télétransmission d'image médicale

A cet effet, nous proposons un schéma pour la transmission des images médicales à travers un réseau IP, illustré par la Figure 4-1. Nous allons évaluer ce schéma

proposé à travers une plate-forme de consultation de bases d'images biomédicales adaptées à la transmission et destinée à des médecins généralistes ou spécialistes en radiologie. L'objectif visé est donc d'adapter notre méthode proposée à la fois aux besoins spécifiques de la télémédecine et aux capacités restreintes de communication des réseaux. Le critère qui nous intéresse le plus est la robustesse : c'est-à-dire la sensibilité aux erreurs de transmission, et la qualité d'image requise. L'acheminement de l'image médicale suivra les étapes décrites par la Figure 4-1. Ces étapes seront décrites dans ce qui suit.

4.2 TRANSMISSION PAR MAIL

La transmission des images médicales par un réseau local ou Internet est une technologie moderne dans le secteur médical, dont l'objectif est d'interconnecter les différents équipements d'imagerie médicale pour réduire les opérations manuelles. Il existe deux types de transmission en fonction du chemin emprunté par les images [STA11] :

1. Si les machines sont reliées par un réseau de lignes dédiées, les données sont théoriquement à l'abri des intrusions, dans ce cas elles peuvent être transmises sans chiffrement.
2. Si les machines utilisent le réseau Internet pour tout ou une partie de l'acheminement, les données sont exposées à d'éventuels détournements malicieux, cela implique un chiffrement avant que les images soient transmises.

Comme les images médicales contiennent des données du patient, il est donc risqué de transmettre ces données sur les lignes de communication non protégées. Ainsi, des mesures de protection des données doivent être prises en compte. Parmi les méthodes mises en œuvre pour protéger ces informations on trouve le chiffrement ou le cryptage d'informations.

Le but de notre travail est de protéger l'image avant qu'elle soit transmise par mail, c'est à cet effet que nous proposons un mécanisme d'empaquetage des fichiers. Ce dernier, présenté par la Figure 4-2 sera détaillé dans ce qui suit.

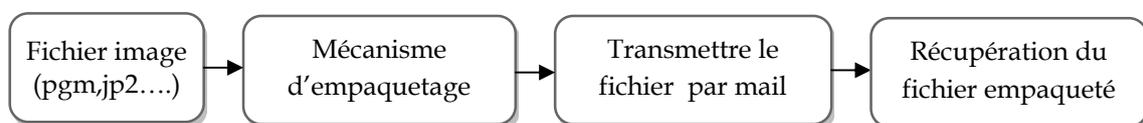


Figure 4-2 : Schéma d'envoi de fichier image par

Le mécanisme d’empaquetage et de sécurisation des fichiers se déroulera de la manière suivante :

1. Transformer le fichier en une suite d’octets :

$$\text{Fichier_octet} = \text{Lire_fichier_octet_par_octet}(\text{fichier})$$

On doit lire le fichier octet par octet et créer le tableau *Fichier_octet* , constitué de *N* octets

2. Diviser le tableau par *M* :

$$R = N \bmod M$$

Où *R* est le reste de la division par *M*.

3. Créer une séquence aléatoire composée de *M* termes exemple :
si *M=4*, alors on peut avoir par exemple la séquence *seq=1432*
4. Les paramètres d’empaquetage sont : *N*, *M*, *R* et *seq*
5. La procédure d’empaquetage est la suivante :

ind=0

Pas=round(N/M)

Pour *i=1* jusqu’à *M*

Pour *j=(pas*(seq(i)-1)+1)* jusqu’à *(pas*seq(i))*

Ind=ind+1

Fichier_octet_emp(ind)=fichier_octet(j)

Fin

Fin

Si *R ≠ 0* donc :

*Fichier_octet_emp=[Fichier_octet_emp, Fichier_octet(pas*M+1 : pas*M+R)]*

Après avoir empaqueté le fichier, ce dernier sera envoyé par mail. La fonction de transmission par email prend comme argument le fichier *Fichier_octet_emp*. Par mesure de sécurité les paramètres *N*, *M*, *R* et *seq* qui permettent la restitution du fichier doivent être dissimulés dans le fichier ou envoyés par SMS au médecin concerné. Le mécanisme de restitution du fichier est le suivant :

1. Lire le fichier *Fichier_octet_emp* octet par octet
2. Récupération des paramètres de restitution : *N*, *M*, *R* et *seq*
3. Procéder à la restitution du fichier par la procédure suivante :

ind=0

```
Pas=round(N/M)
Pour i1=1 jusqu'à M
    Pour i=1 jusqu'à M
        Si (seq(i)==i1) alors
            Pour j=(pas*(i-1)+1) jusqu'à (pas*i)
                Ind=ind+1
                Fichier_octet(ind)= Fichier_octet_emp (j)
            Fin pour
        Fin Si
    Fin pour
Fin pour
Si R ≠ 0 donc :
    Fichier_octet=[ Fichier_octet, Fichier_octet_emp (pas*M+1 : pas*M+R)]
```

4. Sauvegarder le fichier sous le format image ex : jp2

Après avoir envoyé le fichier par mail, l'opératrice récupère le fichier en question et l'envoie vers le médecin à travers un réseau WIFI. Mais, avant de proposer cette démarche, une évaluation d'une chaîne de transmission sans fil sera donc nécessaire.

4.3 MODELISATION DE LA CHAINE DE TRANSMISSION SANS FIL

La communication sans fil est l'un des domaines les plus actifs de développement de la technologie de communication. Malheureusement, la transmission sur un canal sans fil, entre un émetteur et un récepteur est largement tributaire des caractéristiques du milieu de propagation ainsi que du système d'émission et réception. Dans le cas d'un canal de transmission sans fil, les ondes électromagnétiques acheminent l'information de l'émetteur vers le récepteur en subissant des perturbations [ZRI10].

Il existe plusieurs modèles qui caractérisent les bruits de transmission, les plus connus sont : le modèle Bruit Blanc Additif Gaussien (BBAG), le modèle de canal de Rayleigh et canal de Rice [BER06].

Ces perturbations doivent être prises en compte dans l'élaboration d'une stratégie de transmission pour l'évaluation des performances d'un système de transmission. Dans cette section, nous introduisons le modèle du canal utilisé dans la

suite de notre travail, à savoir le canal à Bruit Blanc Additif Gaussien (BBAG). Puis, nous étudions les performances de ce canal avec et sans compression.

Ensuite, l'étude des performances de l'application d'une stratégie de correction, comme le codage de Hamming sur un canal BBAG. L'étude sera complétée par la proposition d'un schéma de transmission par paquet IP avec l'architecture TCP/IP.

4.3.1 Le canal à Bruit Blanc Additif Gaussien

Dans ce type de canal, fréquemment utilisé pour la simulation des transmissions numériques, la perturbation introduite est un bruit blanc additif gaussien [ZRI10]. L'entrée d'un canal BBAG est modélisée par une variable aléatoire discrète U à valeurs dans l'alphabet $U = \{0,+1\}$. Puis, selon la méthode de modulation utilisée, le signal binaire sera modulé. La sortie du canal BBAG est modélisée par une variable aléatoire continue R à valeurs dans \mathbb{R} , telle que :

$$R = U + B \quad 4-1$$

où B est une variable aléatoire gaussienne de moyenne nulle et de variance σ^2 , modélisant le bruit additif. Avec ces notations, la probabilité de la sortie R du canal conditionnellement à une entrée $U = u_i$ est donnée par [BER06] :

$$P(R / U = u_i) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(u_i - R)^2}{2\sigma^2}\right) \quad 4-2$$

Dans le cas d'un canal BBAG, nous avons $\sigma^2 = N_0 / 2$ où N_0 représente la densité spectrale de puissance du bruit.

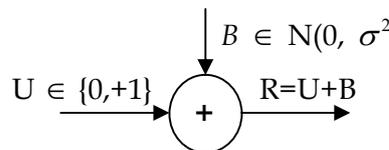


Figure 4-3 : Le canal BBAG

Pour évaluer les performances du canal bruité, on dispose de plusieurs métriques dédiées à cet effet pour évaluer les distorsions entre les messages sources et les messages à la réception. Ces métriques de qualité sont [ZRI10]:

- **Packet Error Rate, (PER):** est le quotient du nombre de paquets erronés par le nombre total de paquets transmis.

- **Symbol Error Rate (SER)** : est le quotient du nombre de symboles erronés par le nombre total de symboles transmis.
- **Bit Error Rate (BER)**: Ce taux représente le nombre de bits erronés reçu divisé par le nombre total de bits transmis.

La Figure 4-4 représente l'organigramme d'une chaîne de transmission d'image fixe. L'image originale subit une conversion binaire de ces valeurs. Puis une modulation sera effectuée selon le mode de transmission adopté, dans notre cas on choisit *BPSK* (adopté par la norme IEEE 802.11a). Le résultat obtenu sera injecté dans une chaîne de transmission BBAG, avec un rapport signal sur bruit égal à E_b/N_0 . Le signal résultant sera démodulé, puis reconverti en image. À la fin, l'image reconstruite bruitée est utilisée pour calculer les valeurs du $PSNR_{NEW}$ en fonction du BER.

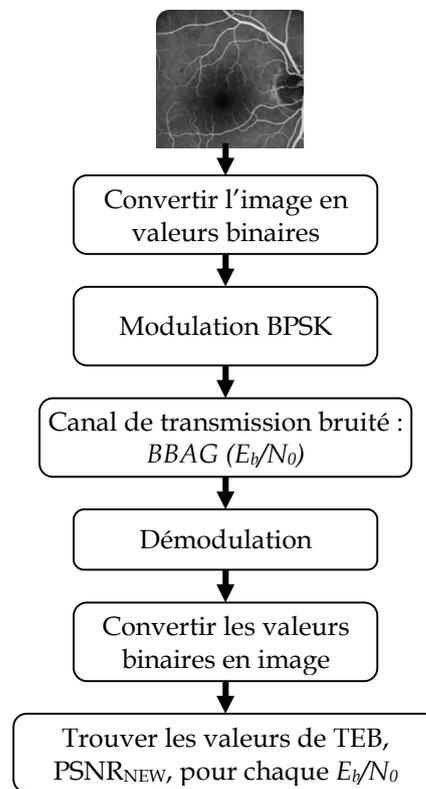


Figure 4-4 : Organigramme de la transmission d'images fixes

Les Figure 4-5, Figure 4-6, Figure 4-7 et Figure 4-8 représentent les performances de transmission d'un canal BBAG sur les images Retinal (584x565), Lung X-Ray (440x440), Chest MRI (256x256) et Chest CT (512x512), sans compression. Les résultats montrent que certaines images, comme l'image Chest MRI, sont très

sensibles au bruit de transmission. La courbe de performance illustrée par la Figure 4-9, confirme cette sensibilité de ces images au bruit de transmission parmi d'autres. Après avoir présenté des tests sur des images non compressées, nous allons maintenant présenter des tests sur des images compressées par la méthode proposée (voir chapitre 03). L'objectif visé : voir l'impact des erreurs de transmission du canal BBAG sur les images compressées par la version améliorée du codeur JPEG 2000 proposée.

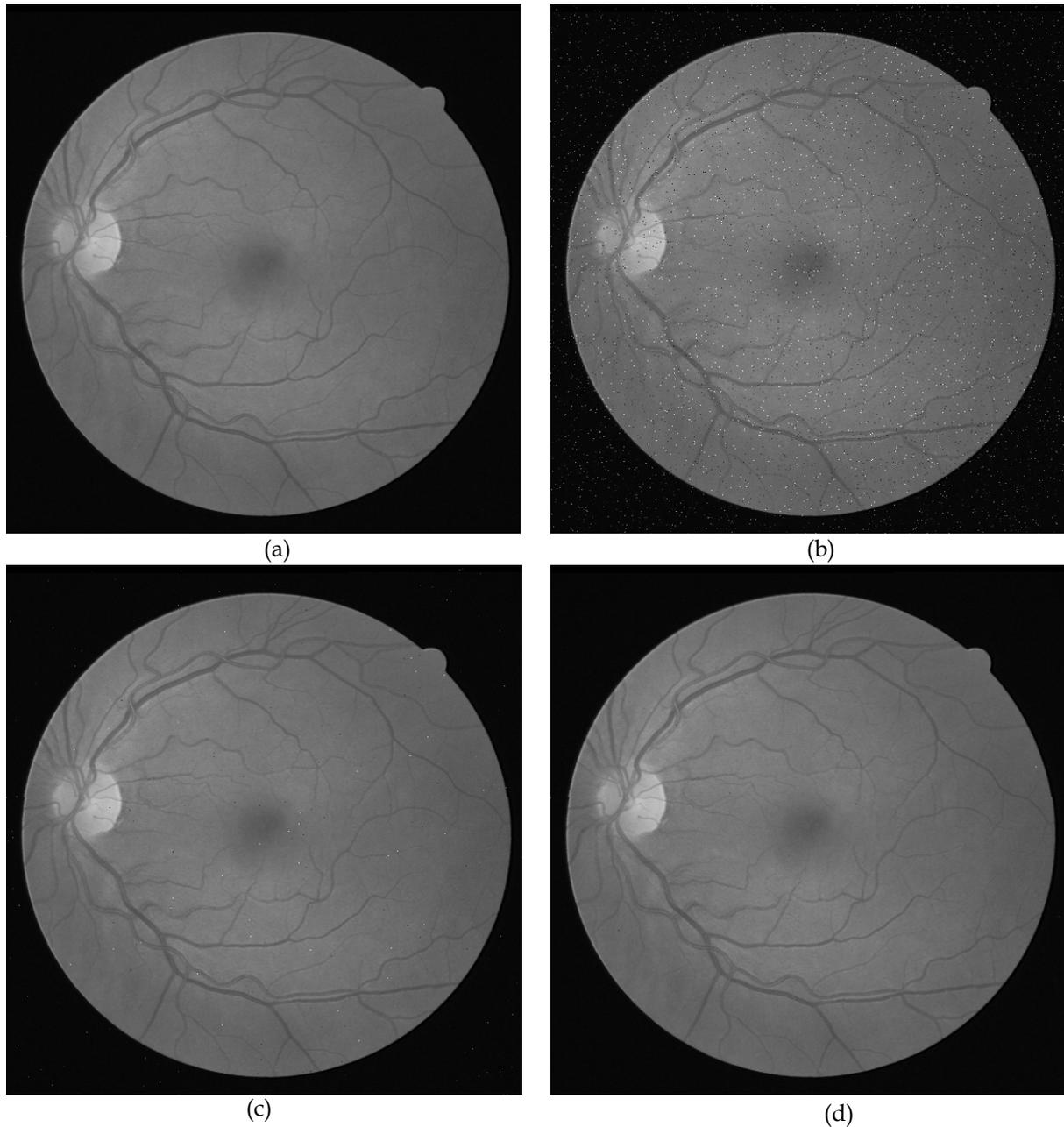


Figure 4-5 : Performance du canal de transmission en fonction de $PSNR_{NEW}$ et BER sur l'image Retinal:
a) Image originale, b) image bruitée avec $BER=0.006$, $PSNR_{NEW}=31.69$ dB, c) image bruitée avec $BER=19.10^{-3}$, $PSNR_{NEW}=46.75$ dB, d) image bruitée avec $BER=45.10^{-5}$, $PSNR_{NEW}= 63.21$ dB

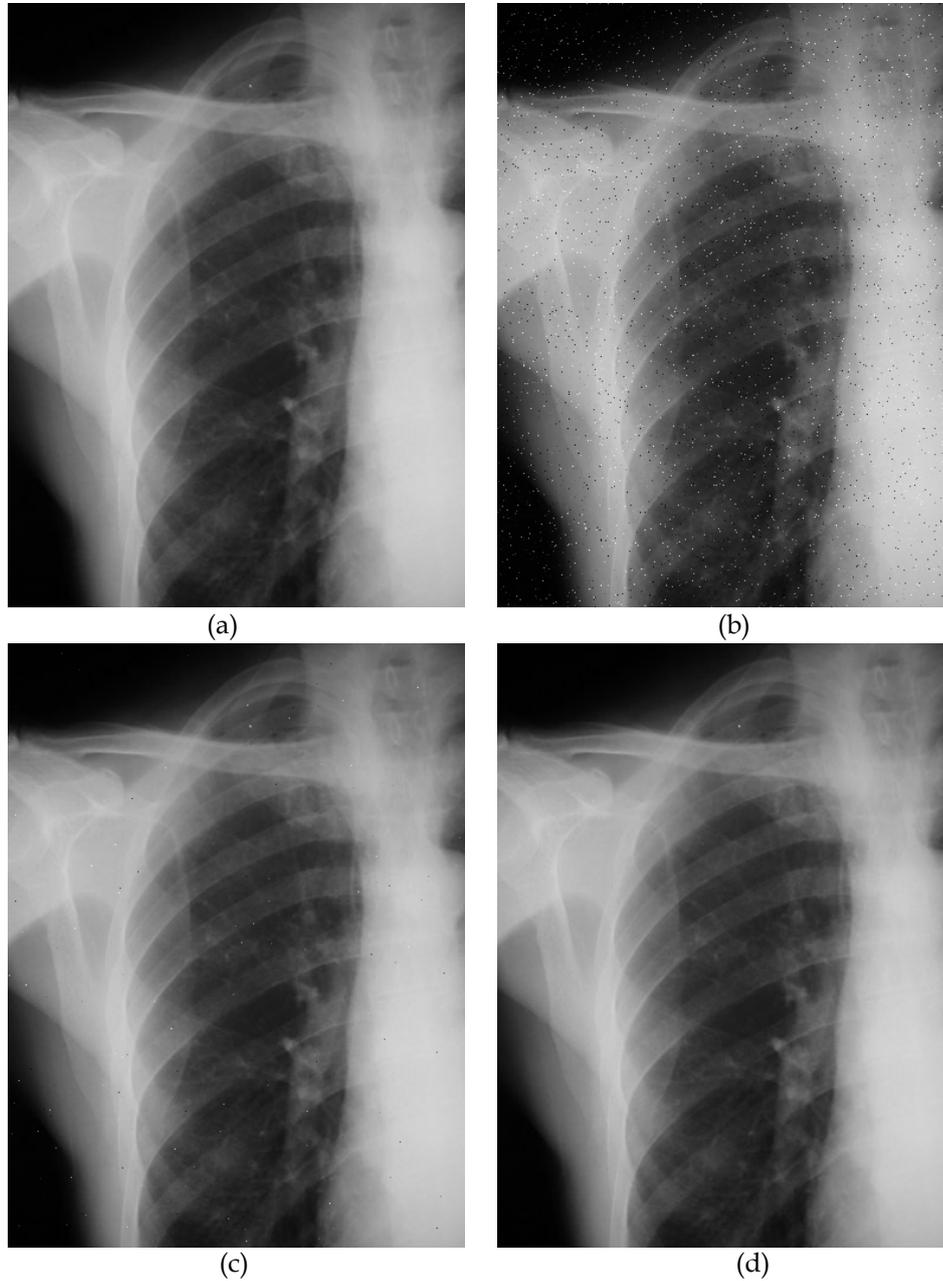


Figure 4-6 : Performance du canal de transmission en fonction de $PSNR_{NEW}$ et BER sur l'image Lung X-Ray : a) Image originale, b) image bruitée avec $BER=0.006$, $PSNR_{NEW}=34.63$ dB, c) image bruitée avec $BER=19.10^{-3}$, $PSNR_{NEW}=49.78$ dB, d) image bruitée avec $BER=50.10^{-5}$, $PSNR_{NEW}= 81.02$ dB.

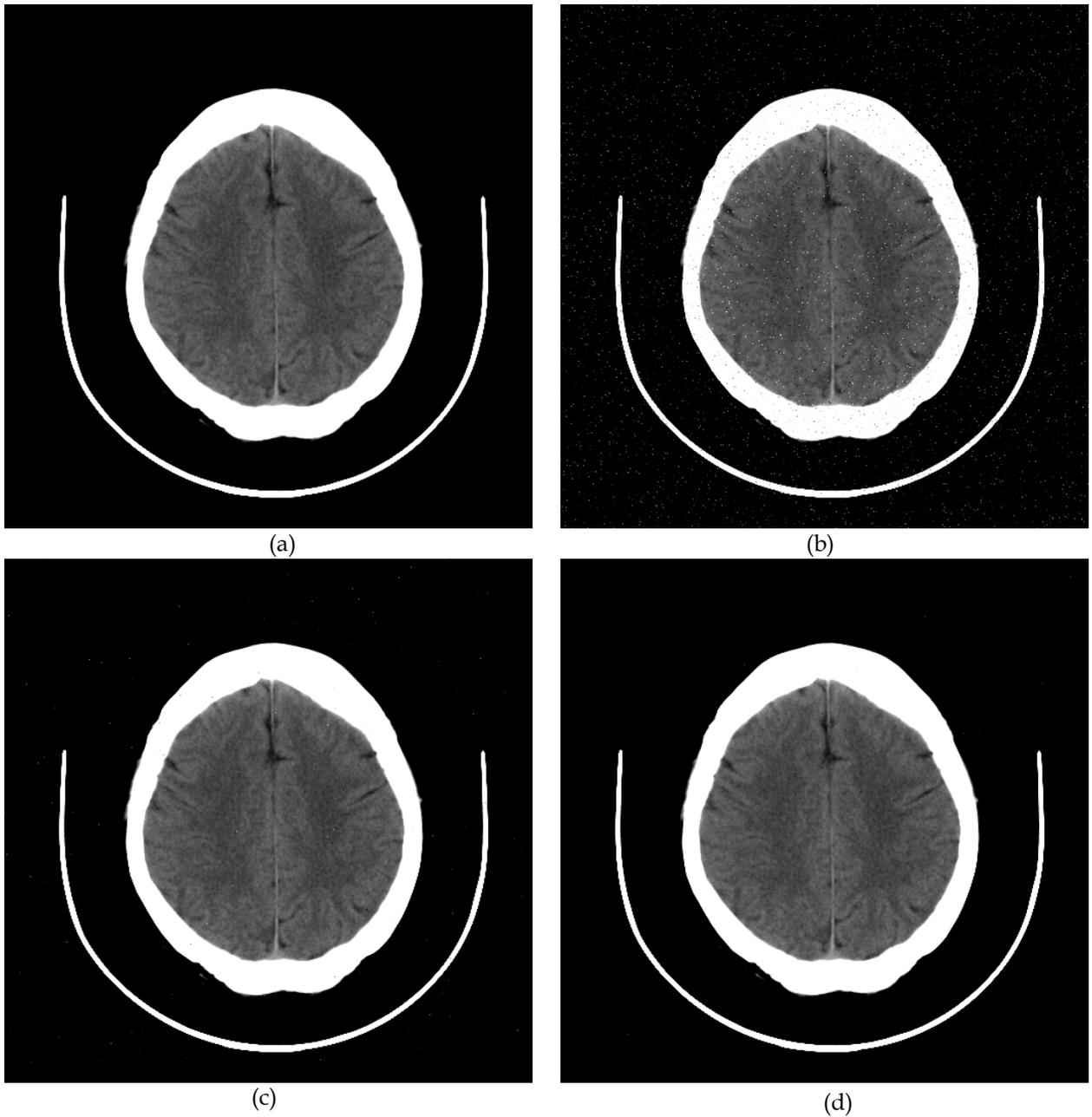


Figure 4-7 : Performance du canal de transmission en fonction de $PSNR_{NEW}$ et BER sur l'image Chest CT :
a) Image originale, b) image bruitée avec $BER=0.0059$, $PSNR_{NEW}= 21.43$ dB, c) image bruitée avec $BER=19.10^{-3}$, $PSNR_{NEW}= 37.47$ dB, d) image bruitée avec $BER=57.10^{-5}$, $PSNR_{NEW}= 50.36$ dB

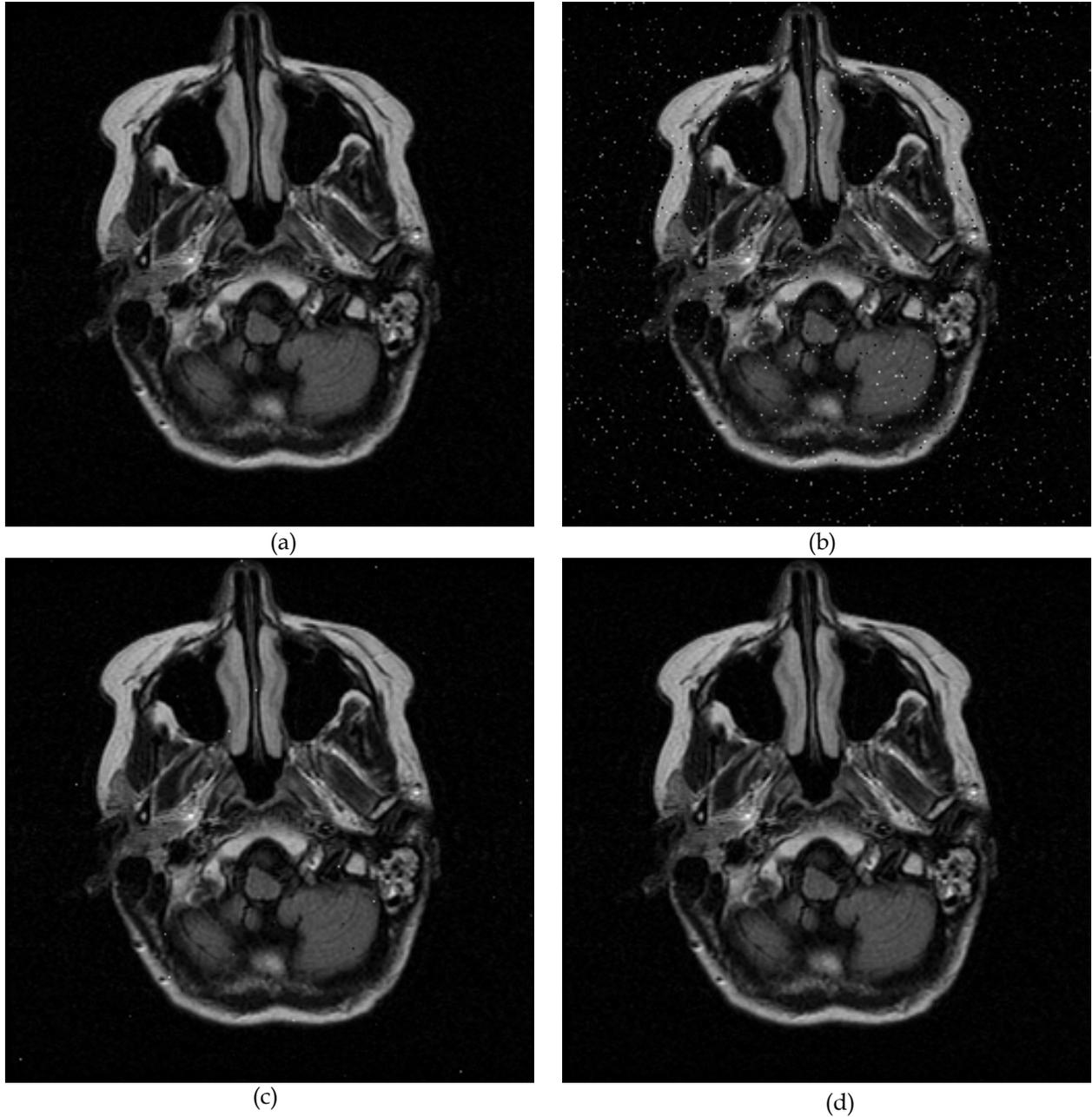


Figure 4-8 : Performance du canal de transmission en fonction de $PSNR_{NEW}$ et BER sur l'image Chest MRI : a) Image originale, b) image bruitée avec $BER=0.0058$, $PSNR_{NEW}= 24.34$ dB, c) image bruitée avec $BER=18.10^{-3}$, $PSNR_{NEW}= 40.38$ dB, d) image bruitée avec $BER=19.10^{-5}$, $PSNR_{NEW}= 78.49$ dB

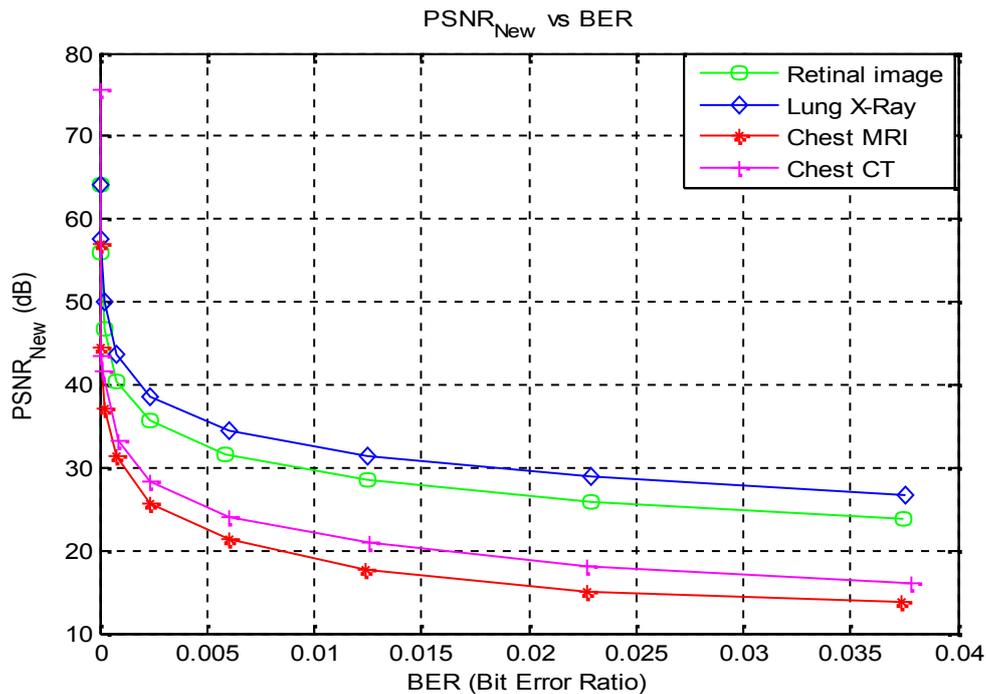


Figure 4-9 : Performance du canal de transmission en fonction de $PSNR_{NEW}$ et BER sur les images tests

Les Figure 4-10, Figure 4-11, Figure 4-12 et Figure 4-13 illustrent les résultats de performances obtenus sur un canal BBAG avec des images compressées par le codeur JPEG2000 et la méthode proposée avec un rate de 0.1 bpp. Ces résultats montrent et confirment la vulnérabilité de ces images compressées face aux erreurs de transmission. L'avantage énorme du codage JPEG2000 est qu'il permet de réduire considérablement la taille des images sans perdre énormément en qualité. Malheureusement, ce dernier ne tolère presque aucune erreur dans le fichier compressé, ce qui se traduit par une mauvaise qualité perceptuelle. En effet chaque pixel n'est plus indépendant, mais lié [BOU10]. Une erreur peut donc empêcher la lecture de toute la suite du fichier ou presque.

Face à ce problème, il faut prévoir dans une chaîne de transmission soit des techniques de détection et de correction d'erreurs à l'intérieur des codecs ou des techniques qui permettent d'améliorer la qualité des images compressées transmises, en réduisant l'effet des artefacts de transmission. Le codage correcteur est une technique qui permet de corriger les erreurs de transmission en rajoutent de la redondance à l'image originale pour garantir une transmission fiable des données sur des canaux bruités. En effet, cette information supplémentaire servira au décodeur pour la détection ou la correction des erreurs de transmission.

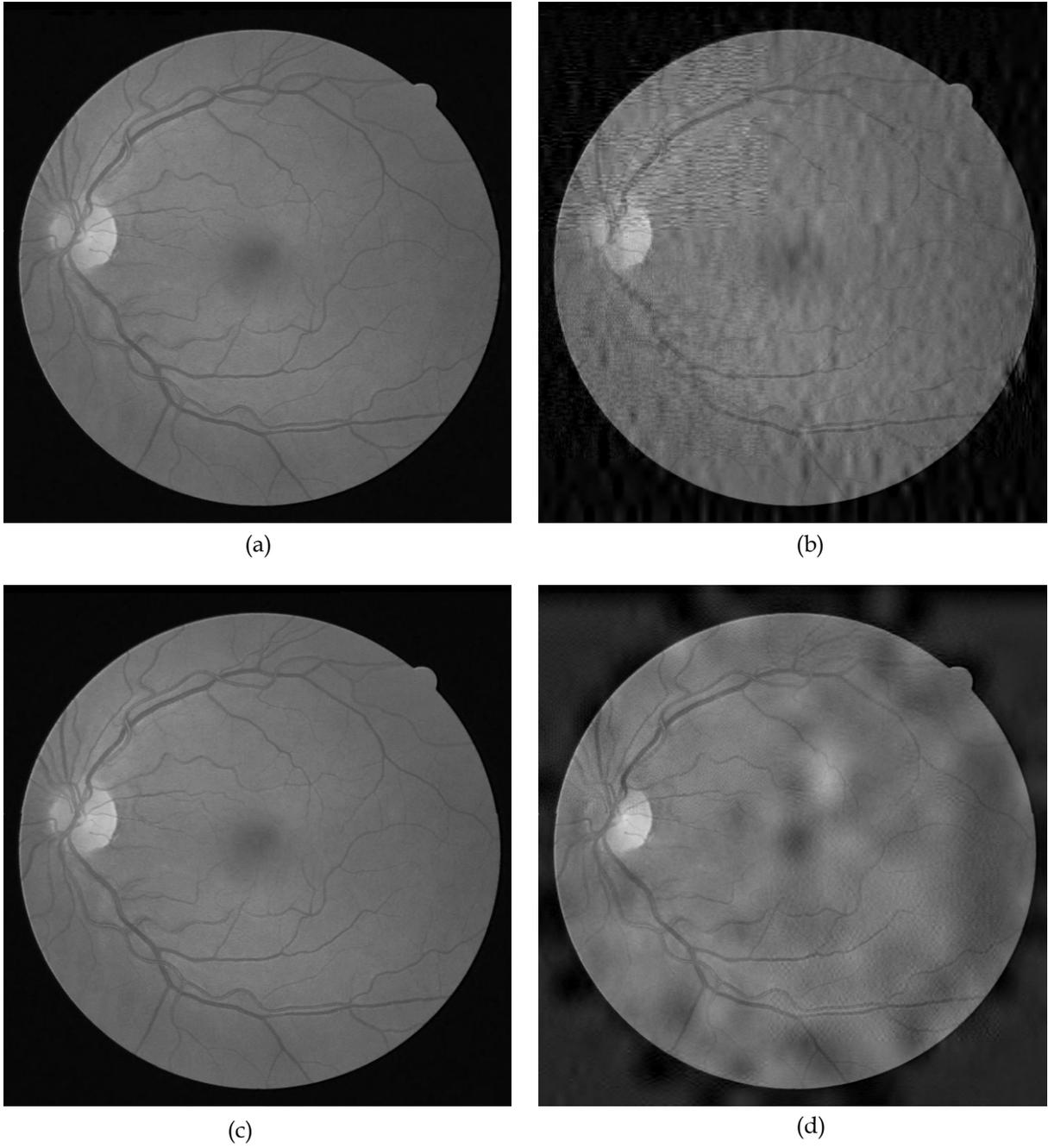


Figure 4-10 : Performance du canal de transmission sur l'image retinale avec JPE2000 et méthode proposée avec un rate : 0.1 bpp : a) Image compressée JP2, $PSNR_{NEW} = 45.78$ dB, b) transmission image compressée JP2, $BER = 0.01$, $PSNR_{NEW} = 31.35$ dB, c) Image compressée avec méthode proposée $\alpha = 0.08$, $D = 15$ pixels et $PSNR_{NEW} = 46.60$ dB, d) transmission image compressée avec méthode proposée, $BER = 0.01$, $PSNR_{NEW} = 32.13$ dB

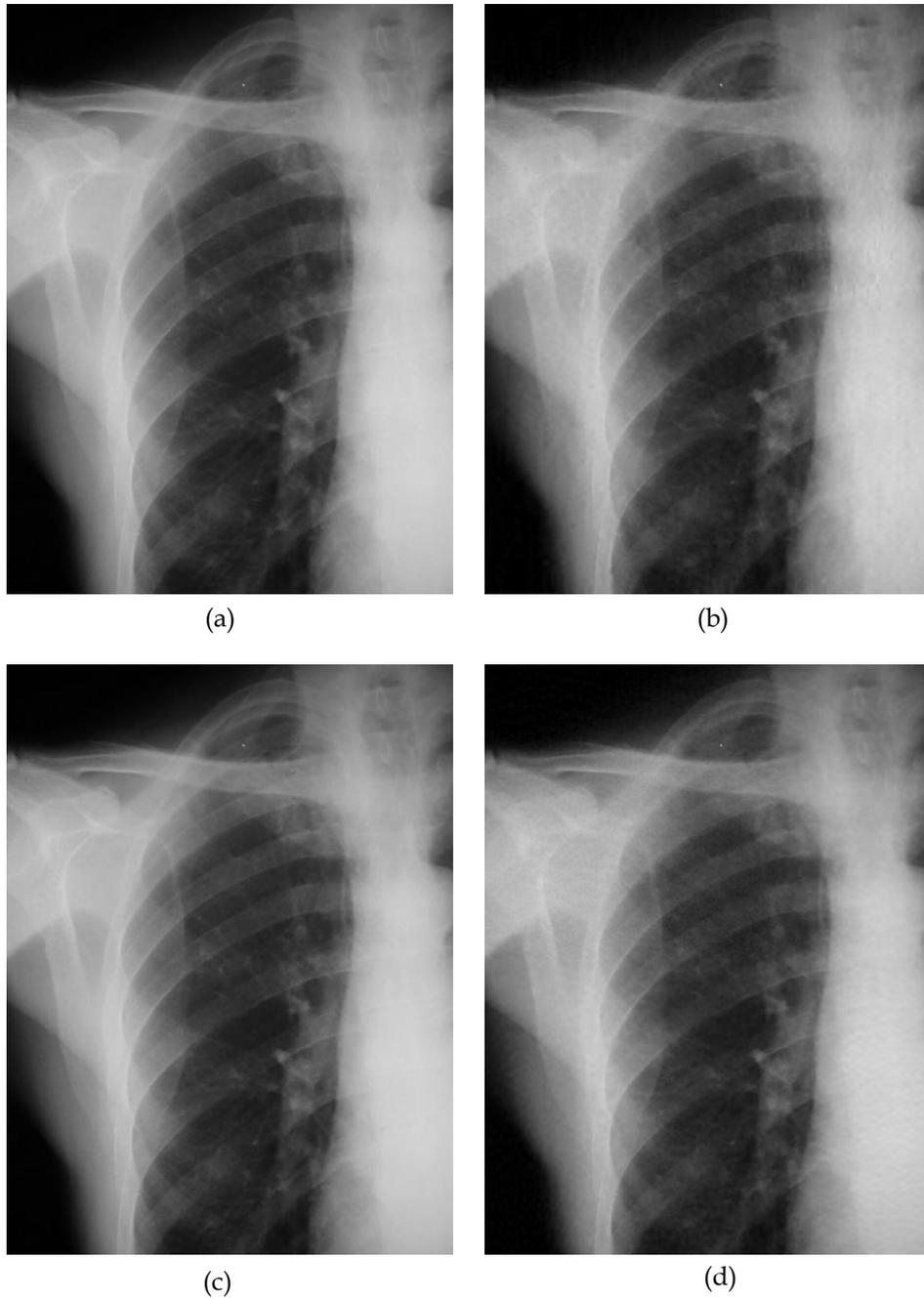


Figure 4-11 : Performance du canal de transmission sur l'image Lung X-Ray avec JPE2000 et méthode proposée avec un rate de 0.1 bpp : a) Image compressée JP2, $PSNR_{NEW} = 52.36$ dB, b) transmission image compressée JP2, $BER = 0.01$, $PSNR_{NEW} = 42.12$ dB, c) Image compressée avec méthode proposée $\alpha = 0.06$, $D = 5$ pixels et $PSNR_{NEW} = 53.45$ dB, d) transmission image compressée avec méthode proposée, $BER = 0.01$, $PSNR_{NEW} = 43.06$ dB

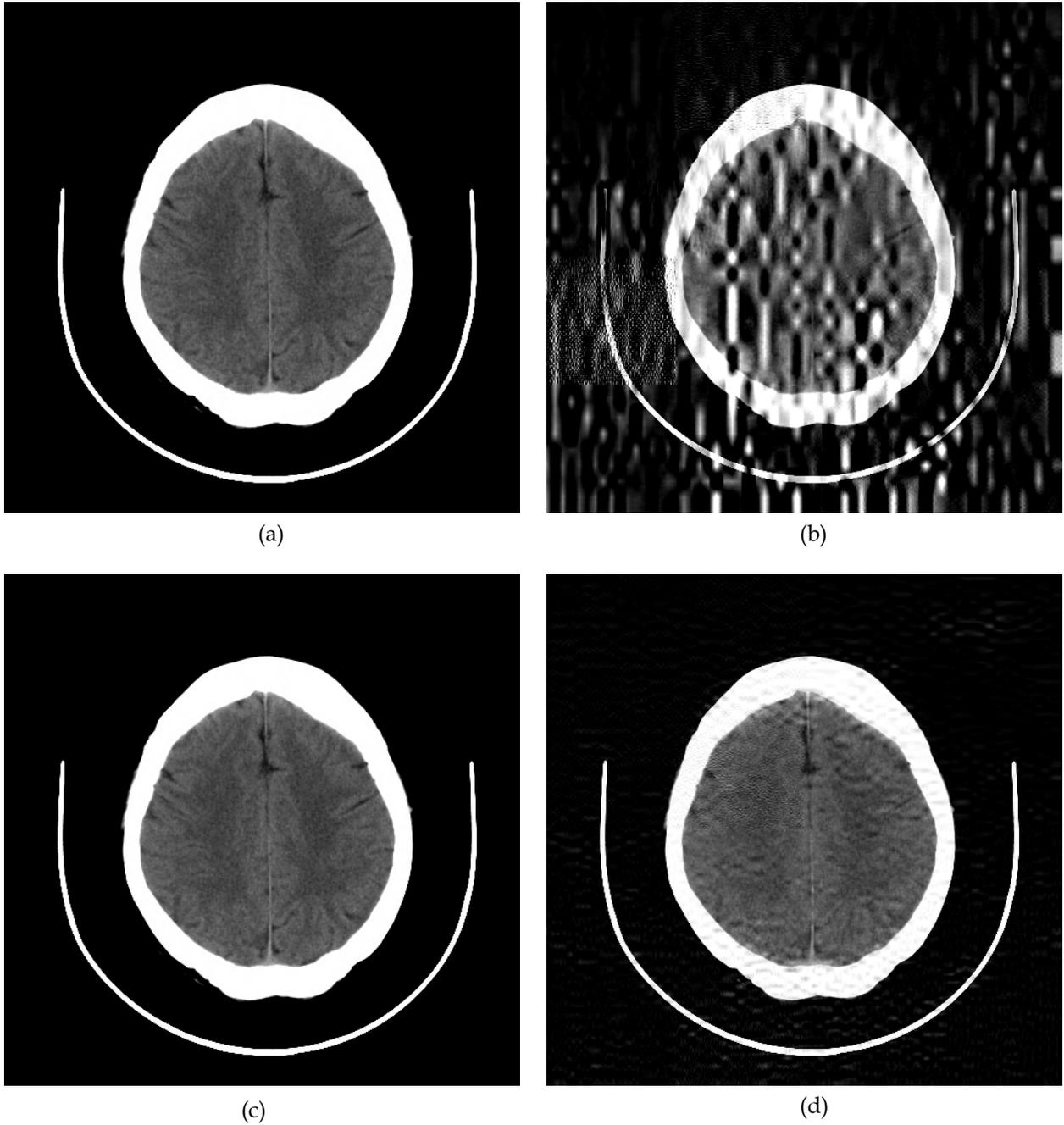


Figure 4-12 : Performance du canal de transmission sur l'image Chest CT avec JPE2000 et méthode proposée avec un rate : 0.1 bpp : a) Image compressée JP2, $PSNR_{NEW}= 44.32$ dB, b) transmission image compressée JP2, $BER= 0.01$, $PSNR_{NEW}= 15.91$ dB, c) Image compressée avec méthode proposée $\alpha = 0.08$, $D=15$ pixels et $PSNR_{NEW}= 45.16$ dB, d) transmission image compressée avec méthode proposée, $BER= 0.01$, $PSNR_{NEW}= 18.06$ dB

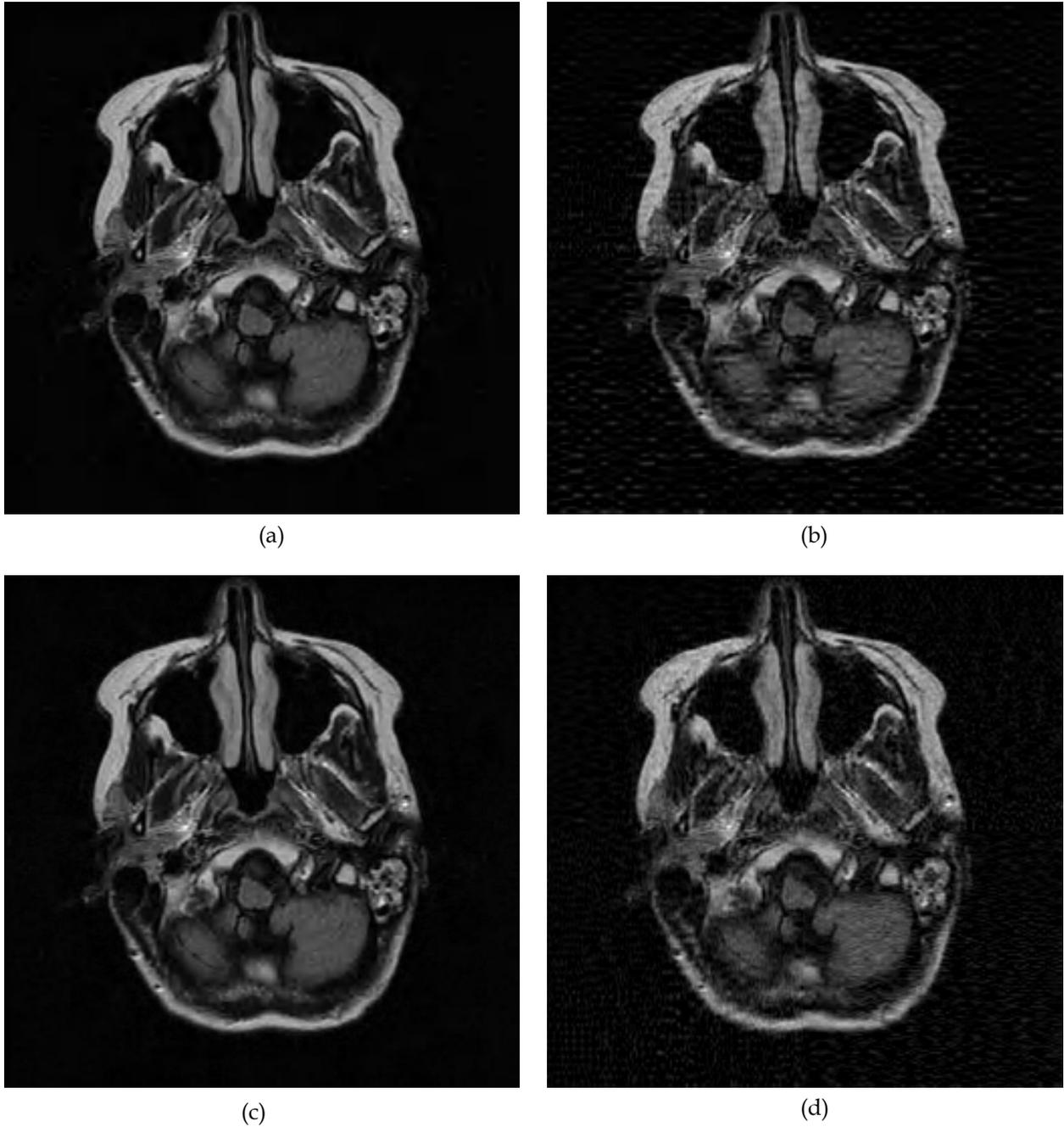


Figure 4-13 : Performance du canal de transmission sur l'image Chest MRI avec JPE2000 et méthode proposée avec un rate : 0.1 bpp : a) Image compressée JP2, $PSNR_{NEW} = 28.87$ dB, b) transmission image compressée JP2, $BER = 0.01$, $PSNR_{NEW} = 22.89$ dB, c) Image compressée avec méthode proposée $\alpha = 0.07$, $D=3$ pixels et $PSNR_{NEW} = 29.35$ dB, d) transmission image compressée avec méthode proposée, $BER = 0.01$, $PSNR_{NEW} = 23.58$ dB

Deux grandes catégories de codes ont été développées et sont actuellement utilisées en faisant l'objet permanent de perfectionnements :

- Les codes en blocs.
- Les codes en treillis.

La Figure 4-14 ci-dessous donne un simple résumé de la grande famille de codage d'erreurs.

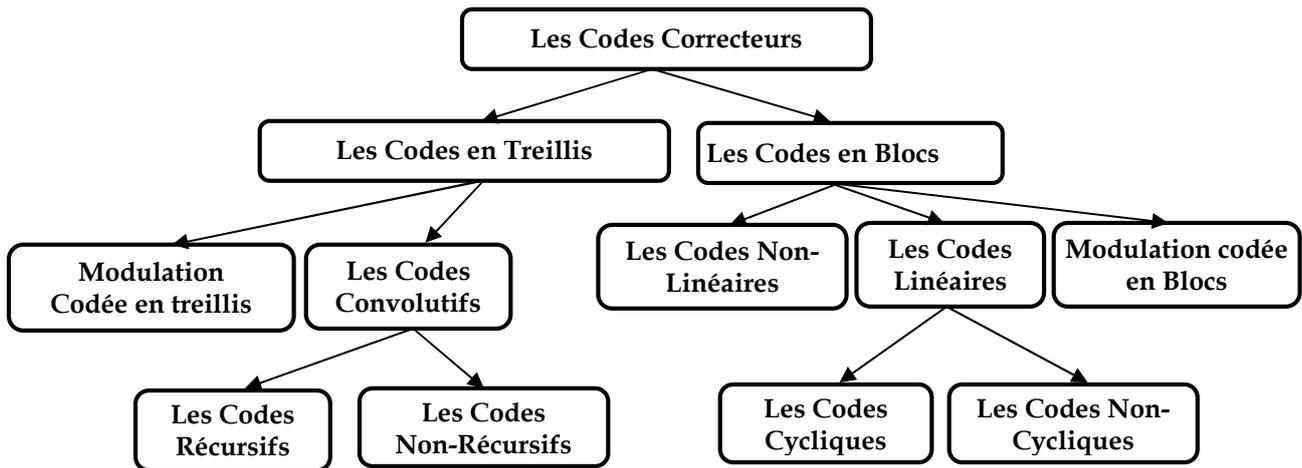


Figure 4-14 : Hiérarchie des codes correcteurs [SER11]

Dans ce qui suit, les tests de correction des erreurs de transmission seront effectués en utilisant le codage de Hamming. Pour plus de détail sur cette technique nous invitons le lecteur à consulter les références bibliographiques [JIA10]. Les résultats présentés par le Tableau 4-1, Tableau 4-3, Tableau 4-2 et Tableau 4-4 , montrent que le codage de Hamming diminue nettement le taux d'erreur, tout en améliorant la qualité objective en termes de $PSNR_{NEW}$. Les résultats confirment la supériorité, de point de vue qualité de la méthode proposée par rapport au codeur JPEG2000 direct. Malgré l'efficacité du codage de Hamming à réduire les erreurs de transmission, cela n'empêche pas la suppression de ces derniers, ce qui rend la transmission des images médicales avec des conditions similaires un problème à part entière. Dans un cas pareil, un mécanisme de retransmission semble la solution adéquate pour notre cas.

Nous proposons dans ce qui suit, une étude comparative entre le protocole TCP/IP et UDP/IP qui intègrent dans leur système des mécanismes de détection/correction et retransmission, qui seront très utiles dans la télétransmission des images médicales.

Tableau 4-1 : Taux d'erreurs de transmission de l'image retinal avec et sans correction

BER	PSNR _{NEW} (dB)					
	Sans compression		JPEG2000, rate=0.1 bpp		Méthode proposée, rate=0.1 bpp	
	Sans Hamming	Avec Hamming	Sans Hamming	Avec Hamming	Sans Hamming	Avec Hamming
0,001	39.70	60.40	27.89	50.69	28.17	51.97
0,003	34.74	51.05	24.82	38.58	26.92	39.96
0,005	32.69	45.54	22.07	37.10	23.07	38.09
0,007	30.90	42.86	21.32	24.46	20.46	30.95
0,009	29.91	41.05	19.66	22.94	19.40	32.03

Tableau 4-3: Taux d'erreurs de transmission de l'image Lung X-Ray avec et sans correction

BER	PSNR _{NEW} (dB)					
	Sans compression		JPEG2000, rate=0.1 bpp		Méthode proposée, rate=0.1 bpp	
	Sans Hamming	Avec Hamming	Sans Hamming	Avec Hamming	Sans Hamming	Avec Hamming
0,001	42.02	72.61	34.87	59.46	37.80	66.44
0,003	37.63	61.22	28.10	47.58	28.94	57.54
0,005	35.29	57.77	25.47	38.73	25.14	45.45
0,007	33.92	45.44	24.00	32.01	22.51	38.60
0,009	32.77	33.84	19.02	18.13	20.79	28.08

Tableau 4-2 : Taux d'erreurs de transmission de l'image Chest CT avec et sans correction

BER	PSNR _{NEW} (dB)					
	Sans compression		JPEG2000, rate=0.1 bpp		Méthode proposée, rate=0.1 bpp	
	Sans Hamming	Avec Hamming	Sans Hamming	Avec Hamming	Sans Hamming	Avec Hamming
0,001	30.21	59.18	24.64	55.48	26.84	56.15
0,003	24.85	42.05	19.88	31.80	26.09	35.43
0,005	22.17	36.61	15.03	20.31	19.12	26.00
0,007	20.41	33.93	13.65	16.31	14.44	18.86
0,009	19.17	31.69	10.73	16.62	12.42	16.50

Tableau 4-4 : Taux d'erreurs de transmission de l'image Chest MRI avec et sans correction

BER	PSNR _{NEW} (dB)					
	Sans compression		JPEG2000, rate=0.1 bpp		Méthode proposée, rate=0.1 bpp	
	Sans Hamming	Avec Hamming	Sans Hamming	Avec Hamming	Sans Hamming	Avec Hamming
0,001	29.88	51.18	18.63	43.13	20.99	44.57
0,003	24.77	42.36	14.59	31.68	16.08	38.17
0,005	22.09	35.69	12.96	23.88	15.11	26.74
0,007	20.54	33.80	11.88	13.38	14.59	22.57
0,009	19.13	31.47	7.13	11.35	11.92	20.07

4.3.2 Transmission selon l'architecture TCP/IP adoptée

La transmission des données par paquet IP a pris de l'ampleur ces dernières années. Plusieurs applications ont été développées à cet effet notamment en télémédecine. La transmission des images médicales nécessite une fiabilité en termes de qualité de transmission. Comme tout système de transmission, cette dernière peut perdre des paquets lors d'une transmission. Les bruits introduits dans une transmission par paquets via un réseau IP sont décrites par les paramètres suivants [DON09]:

1. taux de perte de paquets: (PLR, packet loss ratio): rapport entre le nombre des paquets perdus dans le réseau et le nombre total de paquets transmis;
2. latence: intervalle de temps qui s'écoule entre la transmission et la réception d'un paquet;
3. gigue: variation de la latence.

En plus, le protocole IP n'offre qu'un service à datagrammes, c'est-à-dire qu'il n'y a aucune garantie comme quoi les paquets vont arriver dans l'ordre d'émission ou dans certains cas n'arriveront jamais [DON09]. Certains protocoles comme le TCP ou UDP offrent un mécanisme de contrôle d'erreur, de correction ou dans certains cas extrêmes la retransmission des données.

Le TCP comme UDP s'exécute au-dessus d'IP et se fonde sur les services fournis par ce dernier.

- TCP (*Transport Control Protocol*) assure un service de transmission de données **fiable** avec une **détection et une correction d'erreurs** de bout en bout.
- UDP (*User Datagram Protocol*) offre un service de transmission de **datagrammes sans connexion**.

Avec TCP ou UDP, il est possible de remettre des données à des processus d'application s'exécutant sur une machine distante. Ces processus d'application sont identifiés par numéros de port. Une socket est un point de communication par lequel un processus peut émettre et recevoir des informations. C'est la combinaison d'une adresse IP et d'un numéro de port. La combinaison de deux sockets définit complètement une connexion TCP ou un échange UDP (Figure 4-15).

Le protocole UDP permet aux applications d'accéder directement à un service de transmission de datagrammes, tel que le service de transmission qu'offre IP. Les caractéristiques d'UDP sont :

- UDP possède un mécanisme permettant d'identifier les processus d'application à l'aide de numéros de port UDP.

- UDP est orienté datagrammes (sans connexion), ce qui évite les problèmes liés à l'ouverture, au maintien et à la fermeture des connexions.
- UDP est efficace pour les applications en diffusion/multidiffusion. Les applications satisfaisant à un modèle du type « interrogation-réponse » peuvent également utiliser UDP. La réponse peut être utilisée comme étant un accusé de réception positif à l'interrogation. Si une réponse n'est pas reçue dans un certain intervalle de temps, l'application envoie simplement une autre interrogation.
- UDP ne séquence pas les données. La remise conforme des données n'est pas garantie.
- UDP peut éventuellement vérifier l'intégrité des données (et des données seulement) avec un total de contrôle.
- UDP est plus rapide, plus simple et plus efficace que TCP mais il est moins robuste.

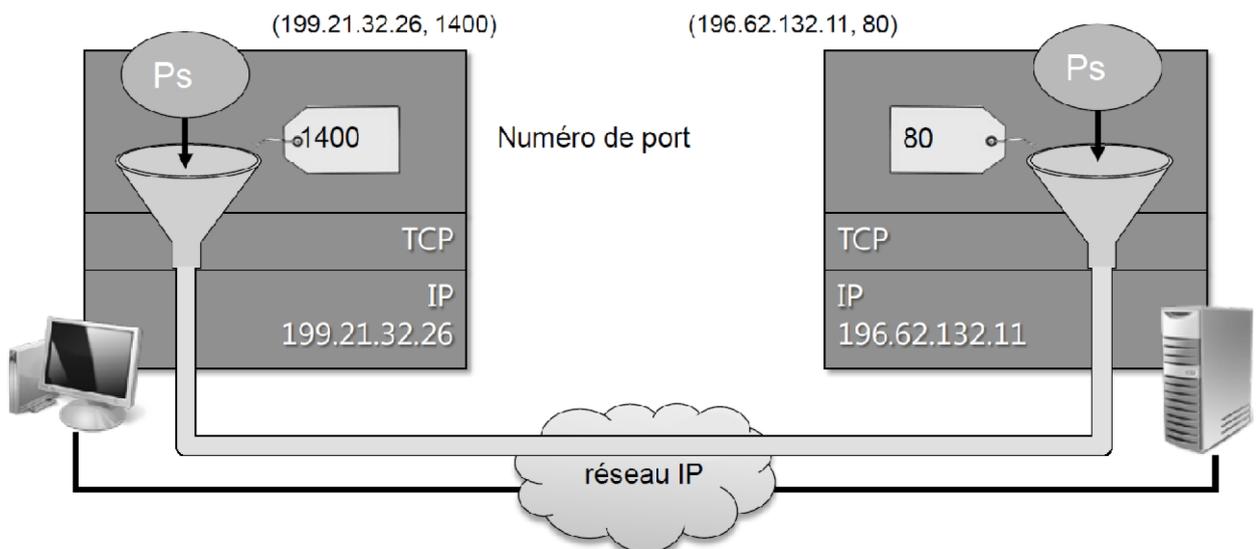


Figure 4-15 : Protocole UDP/TCP/IP

Le TCP est un protocole fiable, orienté connexion et à flot d'octets. L'utilisation d'un mécanisme appelé PAR (Positive Acknowledgment with Retransmission, Accusé de réception positif avec la retransmission) permet à TCP de garantir des transmissions fiables.

Un système utilisant PAR envoie à nouveau les données, à moins que le système à distance ne lui renvoie un message précisant que les données sont arrivées correctement, ce qui est illustré par la Figure 4-16.

La Figure 4-17 illustre l'organigramme de transmission des données selon l'architecture proposée client/serveur, qui sera adoptée dans le reste de ce travail.

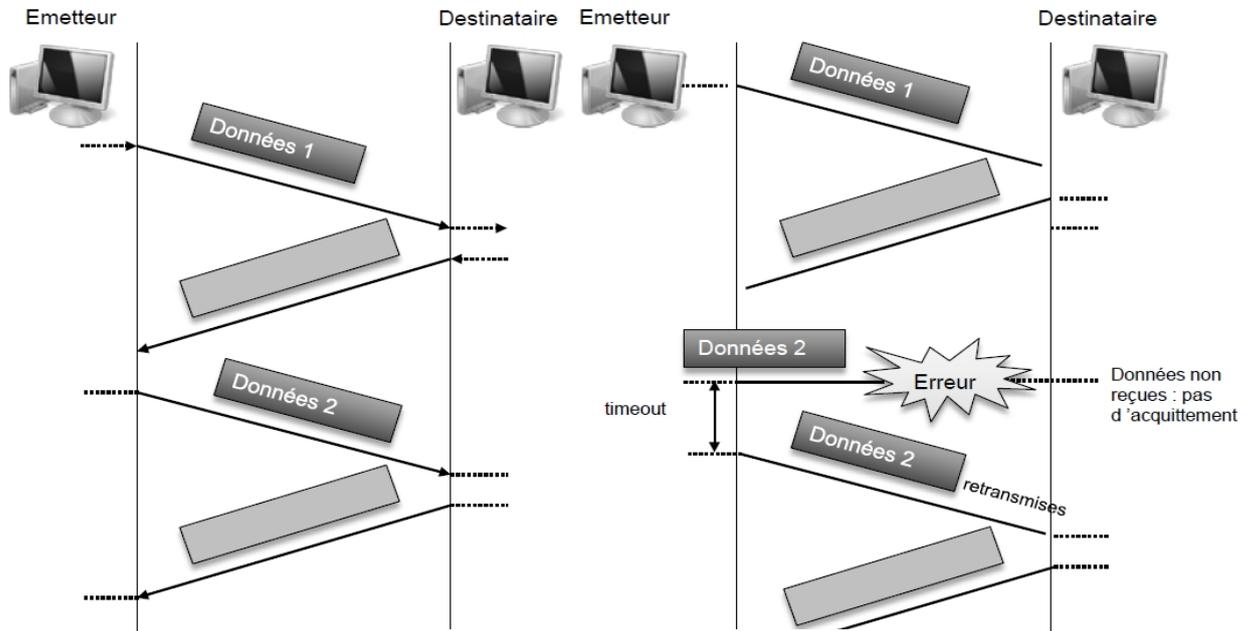


Figure 4-16 : Schéma de connexion en mode TCP/IP

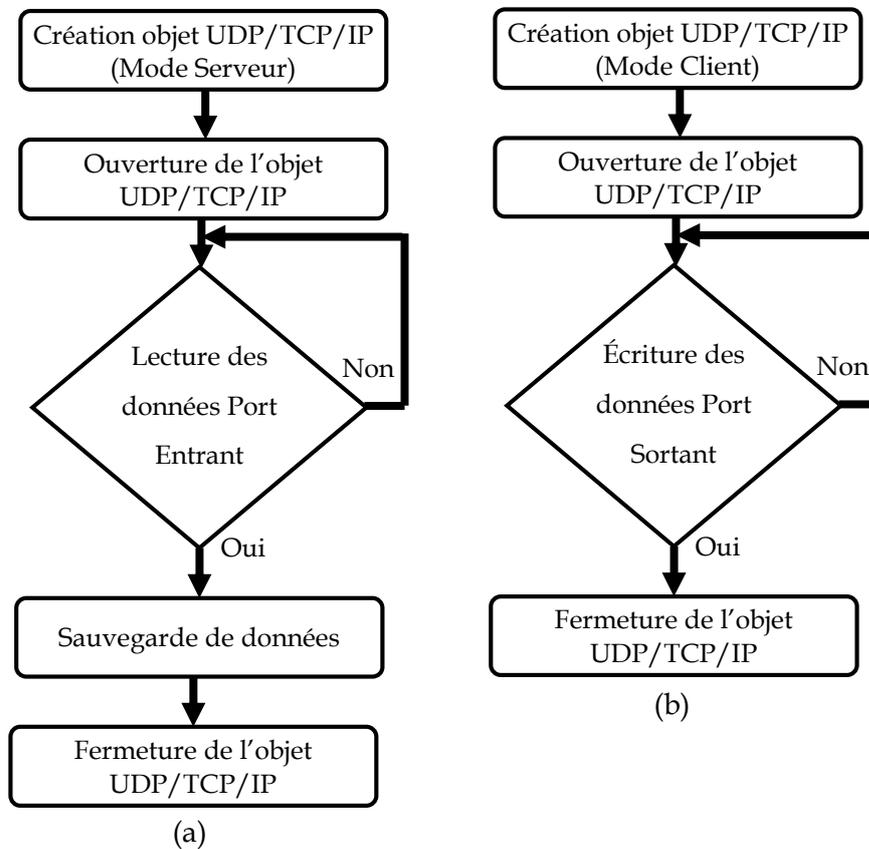


Figure 4-17 : Organigramme de transmission des données

Le Tableau 4-5 confirme la sensibilité du protocole UDP aux erreurs de transmission par rapport au protocole TCP/IP. On constate également que certaines images sont plus affectées par ce bruit parmi d'autres comme l'image Chest MRI avec un BER= $1324 \cdot 10^{-4}$, ce qui va diminuer par conséquent la qualité de cette dernière ($PSNR_{NEW}=39.38$ dB).

Tableau 4-5 : Performance de la transmission des images sans compression (8 bpp)

Images	UDP/IP			TCP/IP		
	TR (s)	PSNR _{NEW} (dB)	BER (10 ⁻⁴)	TR (s)	PSNR _{NEW} (dB)	BER(10 ⁻⁴)
Retinal image (584x565)	0.76	82.99	1.6	78.64	inf	0
Lung X-Ray (440x440)	0.37	80.37	8.61	47.35		
Chest MRI (256x256)	0.21	39.38	1324	15.77		
Chest CT (512x512)	0.4	95.63	0.4	66.01		

On a vu que le protocole UDP/IP est vulnérable face aux erreurs de transmission, ce qui rend impossible la transmission des images médicales avec ce dernier. Par contre, le protocole TCP/IP offre des performances meilleures, ce qui nous amènera à choisir ce dernier pour le reste de ce travail.

La Figure 4-18 illustre les différentes étapes à suivre pour transmettre une image via un réseau local sans fil, en utilisant le protocole TCP/IP. On a mis seulement deux postes, celui de la secrétaire et celui du radiologue, mais en général on peut mettre autant de postes, selon le besoin. Le déroulement de ces étapes est comme suit:

Étape 01 : Mise en réseau des postes du médecin et du radiologue. Le SSID sert à identifier le réseau auquel on doit s'associer, en utilisant une clé WEP, pour protéger ce dernier aux intrusions. Les adresses IP servent à identifier les postes dans un réseau.

Étape 02 : Paramétrage de l'interface d'émission/réception. Les paramètres réseaux IP:PORT doivent être configurés soigneusement pour chaque partie, selon le protocole TCP/IP, pour établir la connexion entre l'émetteur et le récepteur.

Étape 03 : On charge l'image en mode émission, puis on la compresse en utilisant la méthode proposée (Angio.pgm → Angio.jp2). On envoie tout d'abord le nom du fichier et sa taille à l'interface récepteur pour paramétrer la réception. On envoie la

donnée octet par octet et de même pour la réception. On restitue la donnée à la fin de la réception (Angio.jp2).

Étape 04 : On procède à la décompression de l'image en utilisant la procédure proposée (Angio.jp2→Angio.pgm), puis on affiche l'image sur l'interface de réception.

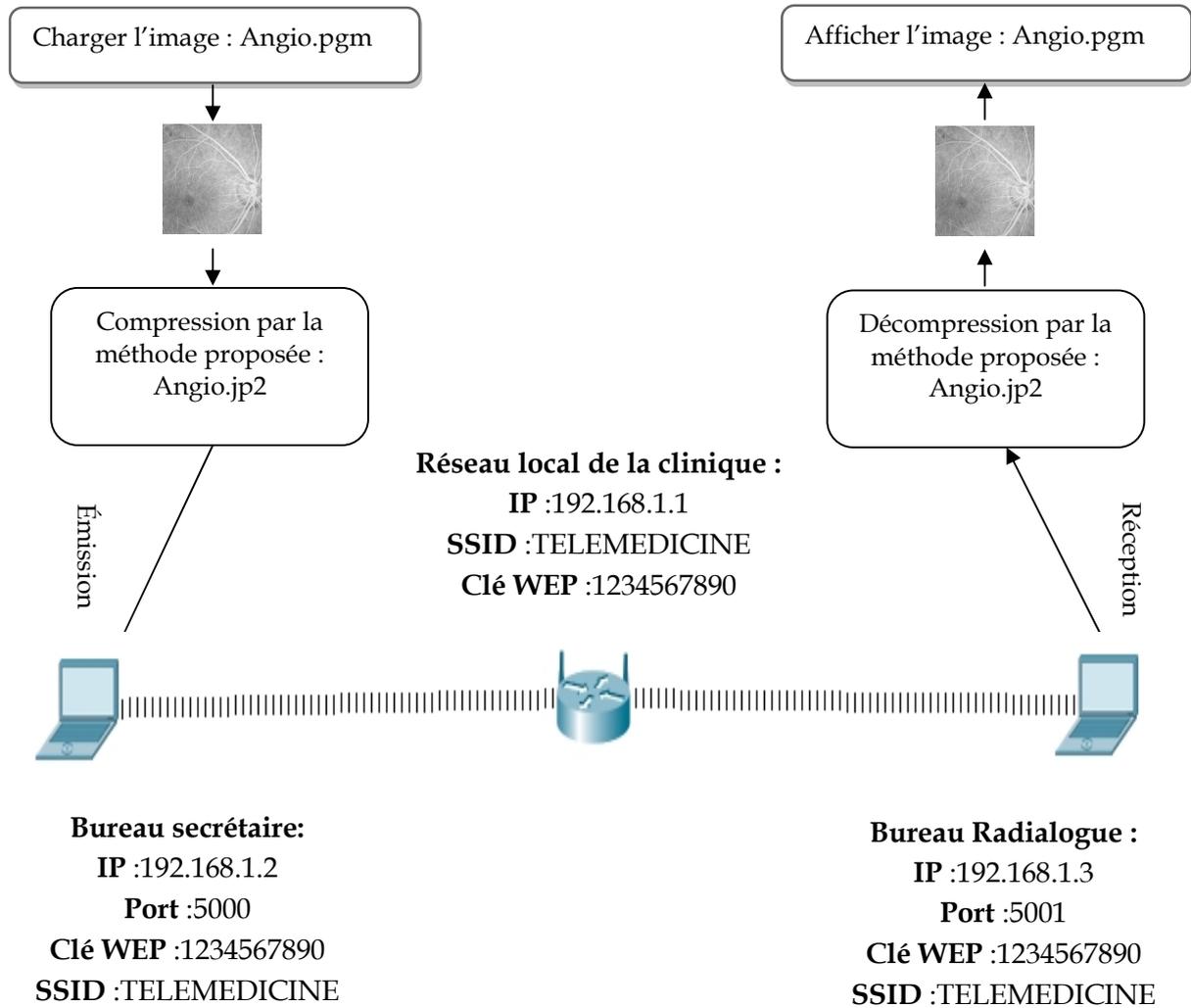


Figure 4-18 : Solution de transmission proposée

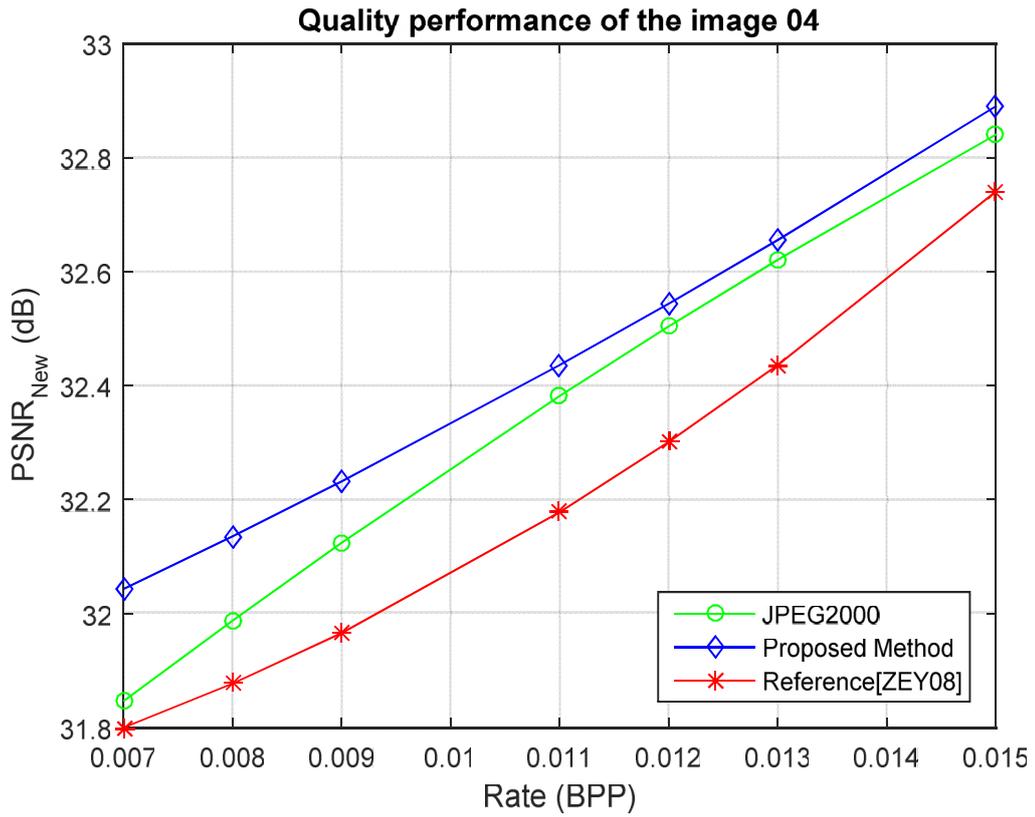
Tableau 4-6 : Performances de transmission avec le schéma proposé sur des images médicales sans compression , avec JPEG2000 et avec la méthode proposée.

	Image (8 bpp)	JPEG2000 (0.7 bpp)		Méthode proposée (0.7 bpp)	
	Temps. Tr (s)	PSNR _{NEW} (dB)	Temps. Tr (s)	PSNR _{NEW} (dB)	Temps. Tr (s)
Retinal image (584x565)	153.22	82.99	30.57	84.35	30.10
Lung X-Ray (440x440)	47.37	80.37	13.37	81.70	10.16
Chest MRI (256x256)	15.24	52.43	8.67	54.86	8.77
Chest CT (512x512)	62.29	95.63	12.34	95.96	12.57

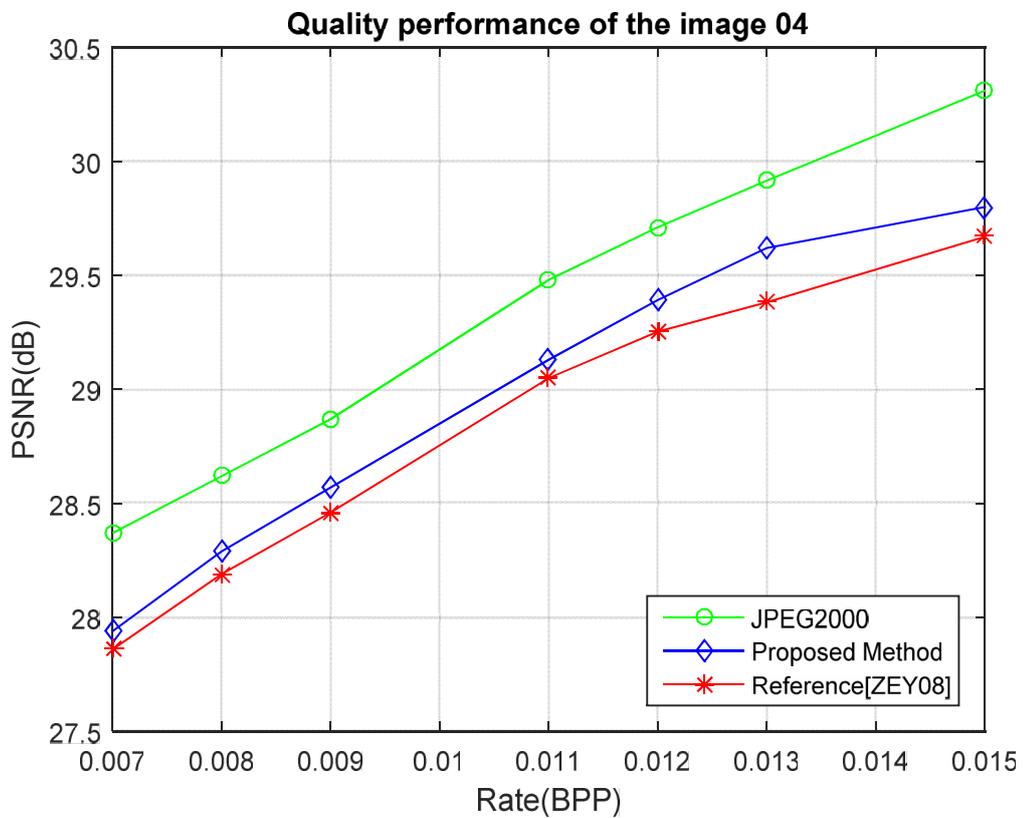
Le Tableau 4-6 représente les résultats obtenus sans compression, avec JPEG2000 et avec la méthode proposée, en optant pour un taux 0.7 bpp, recommandé par les médecins, afin d'éviter toute introduction d'artefacts nuisible dans une phase de diagnostic. Les résultats prouvent l'efficacité de la méthode proposée par rapport à JPEG2000 en termes $PSNR_{new}$. On constate également que l'image Chest MRI est sensiblement affectée par la compression ce qui va réduire par conséquent sa qualité perceptuelle.

CONCLUSION

Nous avons présenté dans ce chapitre une application en télémédecine, qui permet de transmettre des images médicales via Internet à travers un mail et sur un réseau local sans fil, avec le protocole TCP/IP. Après avoir acquis l'image médicale, cette dernière sera sécurisée au moyen d'un mécanisme d'emballage préconisé à cet effet. Les paramètres de sécurisation sont envoyés par SMS pour la restitution du fichier original. Puis, le fichier en question sera transmis via un réseau sans fil. L'étude faite sur la transmission des données sur un réseau sans fil nous a montré la vulnérabilité de ce dernier face aux erreurs de transmission et nous a permis également de confirmer la sensibilité des images compressées face à ces erreurs. Bien que les codeurs détecteurs et correcteurs réduisent l'effet de ces erreurs, ils ne permettent en aucun cas de les supprimer. Ces constats nous conduisent à adopter un protocole qui retransmet l'information erronée pour corriger l'erreur. Le protocole TCP/IP remplit ces conditions et permet la retransmission de données en cas d'erreur. Ce dernier permet de transmettre des images médicales compressées tout en préservant l'intégralité des bits envoyés, ce qui assure une bonne réception de ces fichiers avec la qualité visée.

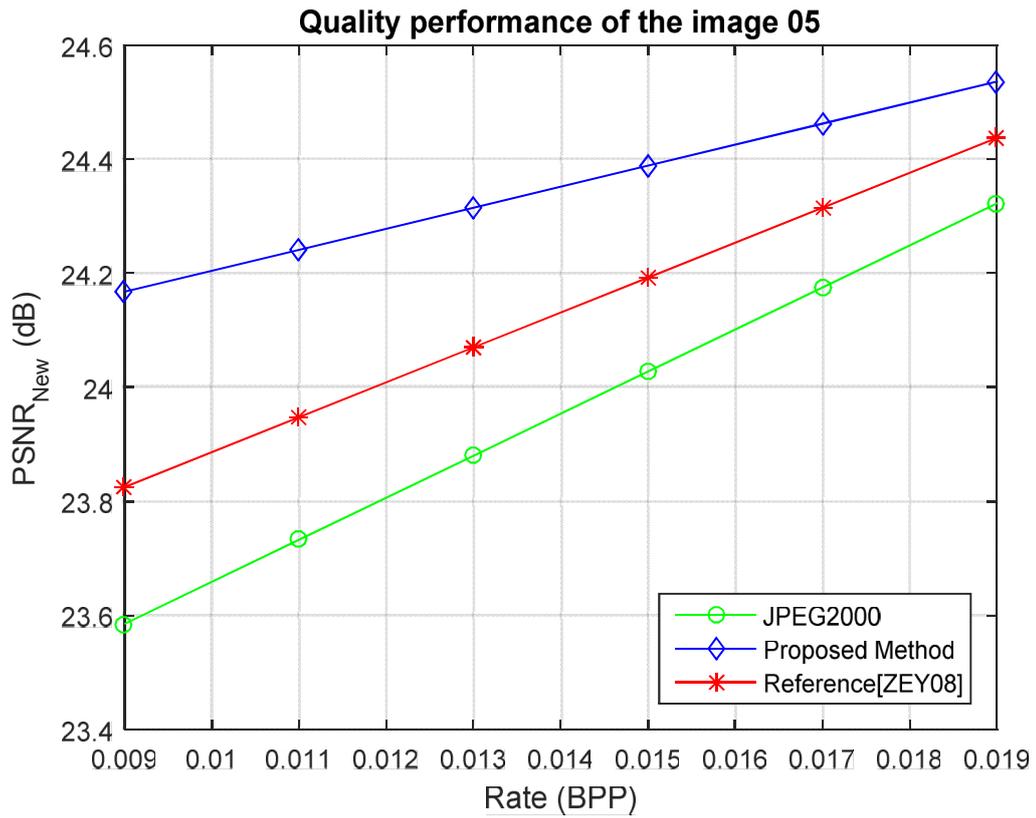


(a)

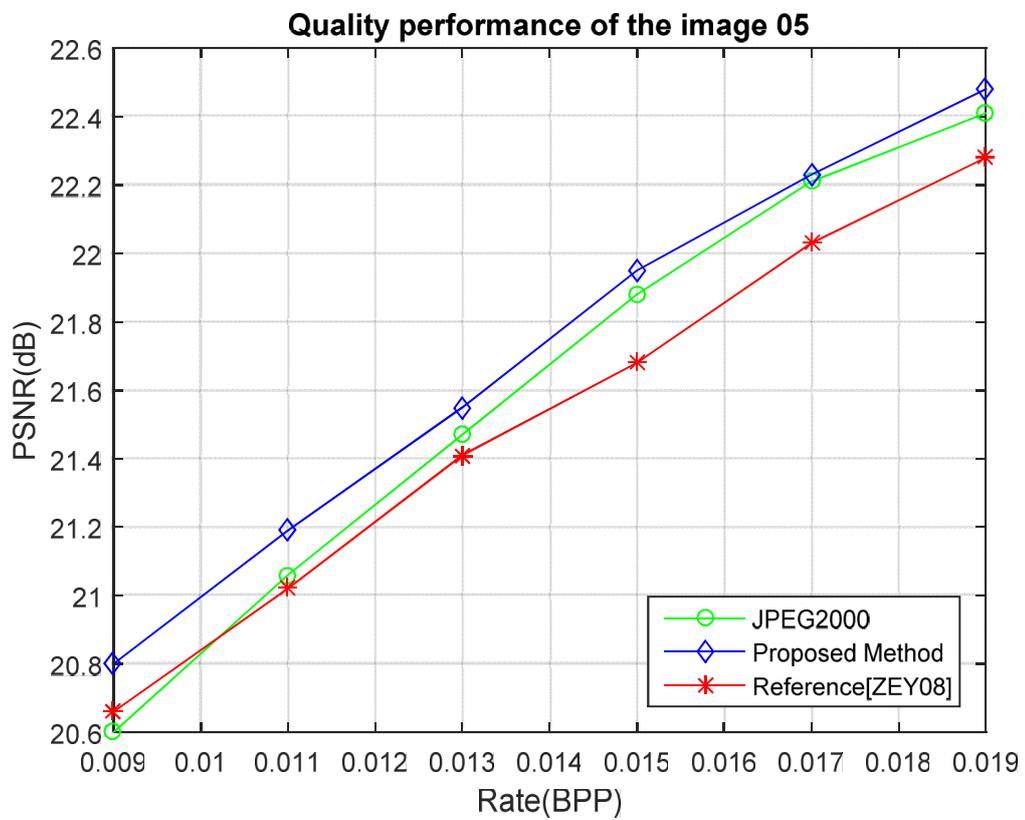


(b)

Figure 5-2 : Comparaison entre les performances de la méthode proposée, JPEG2000 et la référence [ZEY08] sur l'image 04 de la base KODAK : (a) PSNR_{NEW} vs BPP, (b) PSNR vs BPP

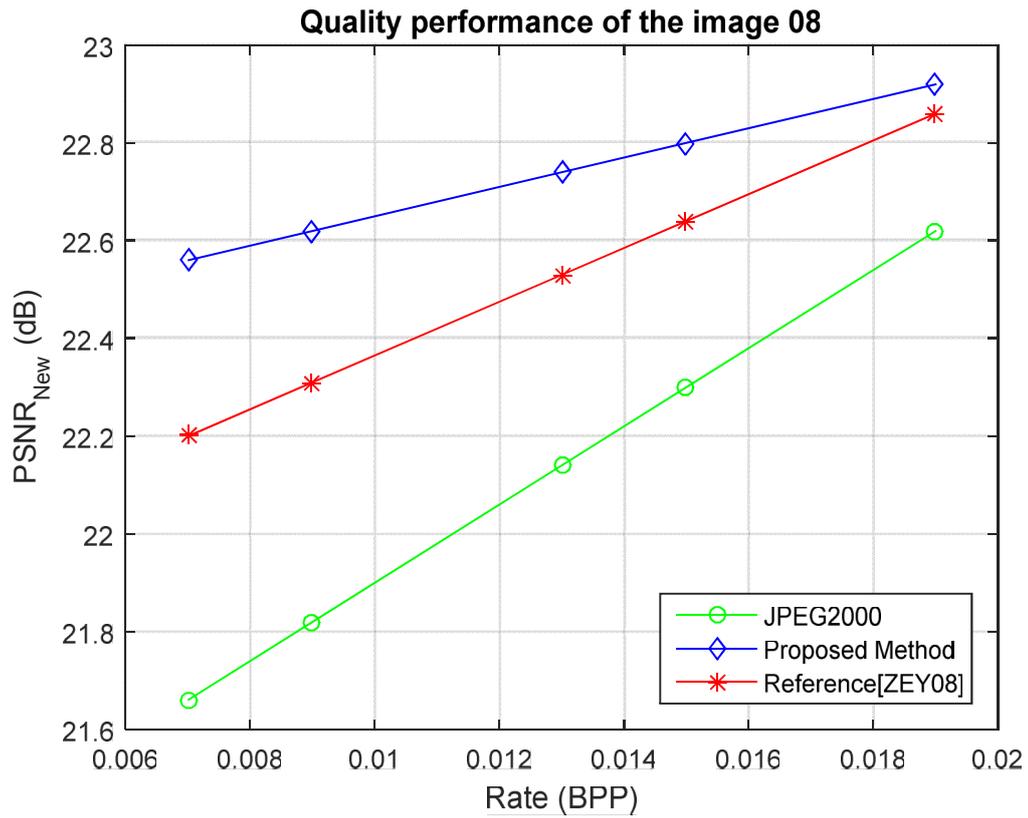


(a)

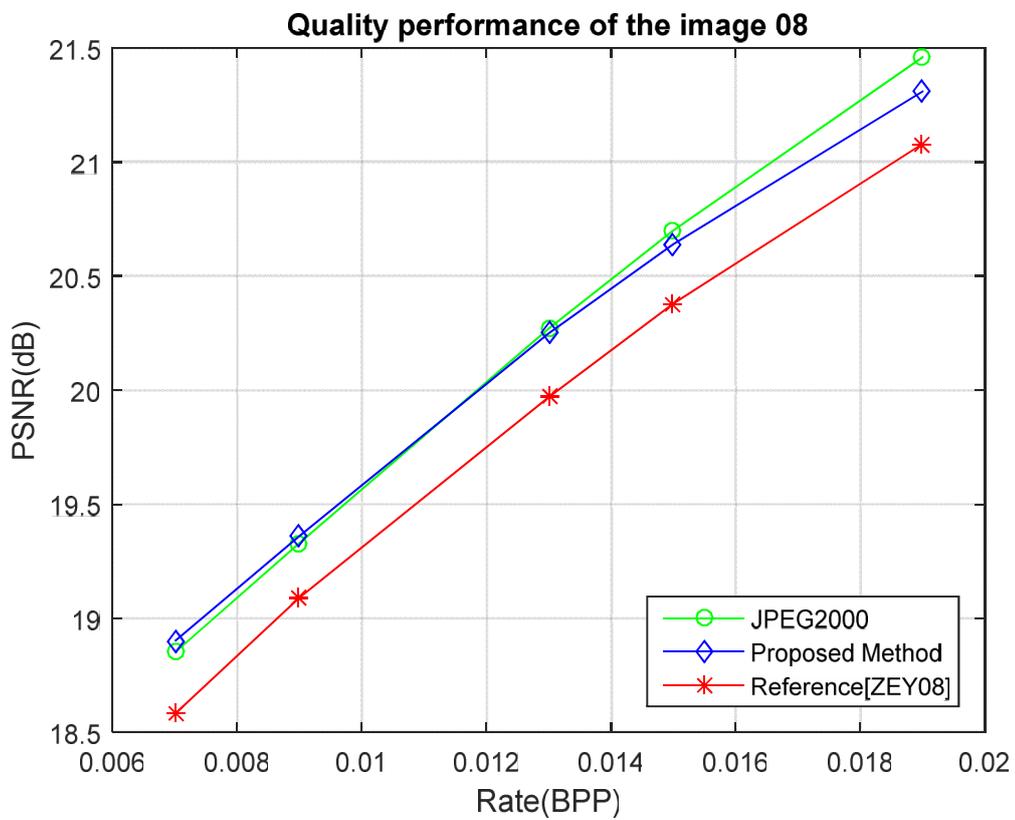


(b)

Figure 5-3 : Comparaison entre les performances de la méthode proposée, JPEG2000 et la référence [ZEY08] sur l'image 05 de la base KODAK. : (a) PSNR_{NEW} vs BPP, (b) PSNR vs BPP

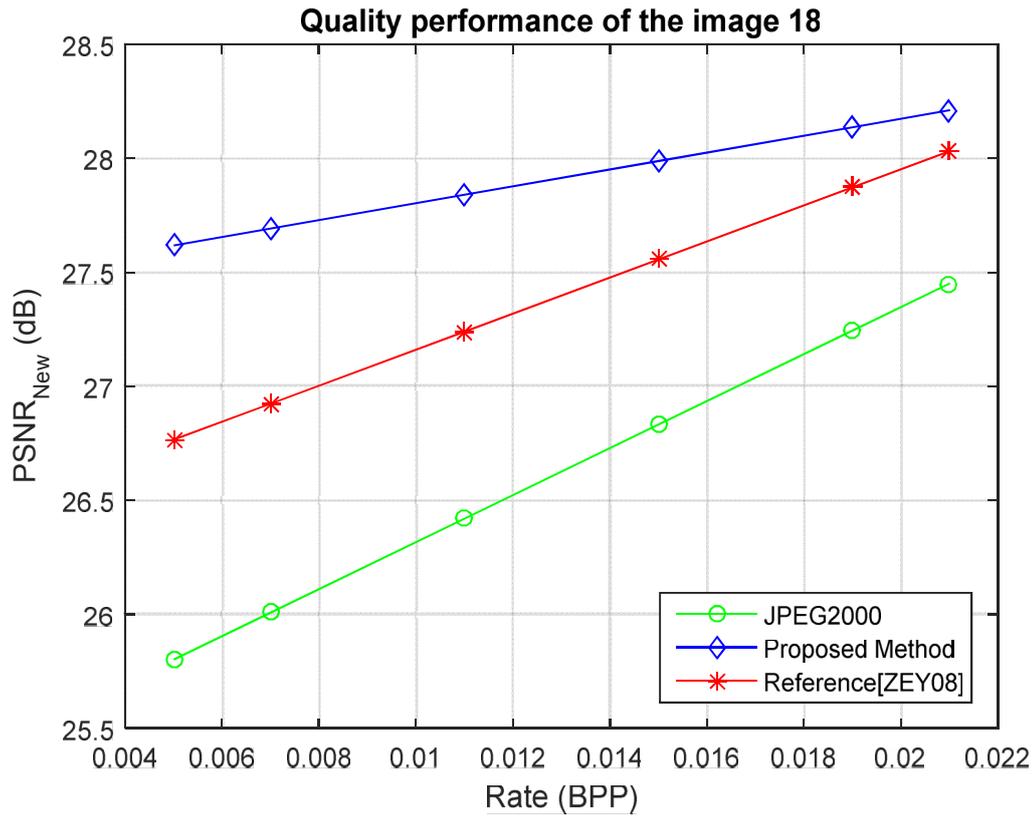


(a)

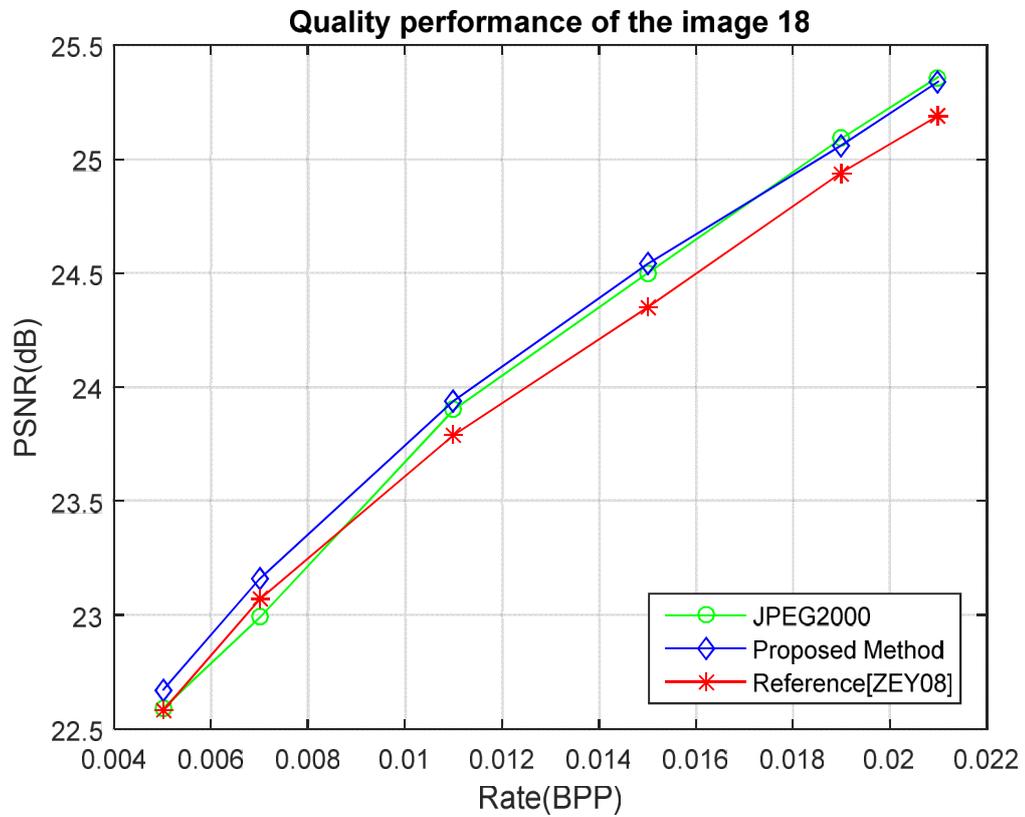


(b)

Figure 5-4 : Comparaison entre les performances de la méthode proposée, JPEG2000 et la référence [ZEY08] sur l'image 08 de la base KODAK: (a) PSNR_{NEW} vs BPP, (b) PSNR vs BPP.



(a)



(b)

Figure 5-5 : Comparaison entre les performances de la méthode proposée, JPEG2000 et la référence [ZEY08] sur l'image 18 de la base KODAK. : (a) PSNR_{NEW} vs BPP, (b) PSNR vs BPP

Les courbes représentées par la Figure 5-2, Figure 5-3, Figure 5-4 et la Figure 5-5 présentent les résultats obtenus de la compression des images '04', '05', '08' et '18' de la base KODAK utilisée avec la méthode proposée, la méthode de la référence [ZEY08] et la compression directe par JPEG2000. On remarque nettement le dépassement des courbes de performances, en termes de $PSNR_{NEW}$ et $PSNR$, pour ces cas, et on le constate le plus sur l'image '05' et l'image '18'. Ceci est dû essentiellement aux caractéristiques de ces images par rapport aux autres. En comparant les résultats obtenus par ces courbes, on peut conclure sur la linéarité et la concordance de la nouvelle métrique $PSNR_{NEW}$, par rapport au $PSNR$. D'autre part, on confirme la corrélation de la nouvelle métrique avec le SVH par rapport au $PSNR$, et ceci est visiblement montré par l'écart présenté entre les courbes. Puisque la linéarité de la nouvelle métrique est confirmée, nous adoptons pour le reste de nos tests cette dernière pour la mesure de la qualité.

Le Tableau 5-1 montre que la méthode proposée donne des résultats nettement meilleurs par rapport à la méthode directe. Avec un Rate de 0.011 bpp, on arrive à un gain au niveau du $PSNR_{New}$ de 1.42 dB, ce qui est important dans certaines applications comme l'imagerie médicale. Les paramètres optimaux qui nous ont conduits à avoir ce résultat sont : $\alpha = 0.009$, $\beta = 0.002$ et diamètre = 18 pixels.

Tableau 5-1 : Résultat de l'application de la méthode proposée et JPEG200 de l'image '18' de la base KODAK

Rate (bpp)	$PSNR_{New1}$ (db)	SSIM ₁	$PSNR_{New2}$ (db)	SSIM ₂	α (bpp)	β (bpp)	diameter (pixel)	Gain (dB)
0.005	26,36	0.589	27,30	0.596	0,003	0.002	11	0,93
0.007	26,41	0.626	27,51	0.636	0,005	0.002	20	1,10
0.011	26,42	0.695	27,84	0.713	0,009	0.002	18	1,42
0.015	26,65	0.731	28,01	0.753	0,013	0.002	20	1,36
0.019	27,16	0.769	28,20	0.781	0,017	0.002	17	1,03
0.021	27,45	0.787	28,21	0.798	0,019	0.002	17	0,75
0.023	27,79	0.806	28,30	0.815	0,021	0.002	14	0,50

- $PSNR_{New1}$: entre l'image source et l'image reconstruite JPEG 2000 au débit total ($\alpha + \beta$).
- $PSNR_{New2}$: entre l'image source et l'image reconstruite par la méthode proposée. α et β correspondent respectivement à débit pour la sous-image à basse fréquence et le débit sélectionné pour la sous-image à haute fréquence. ($\alpha + \beta = Rate$).

- SSIM₁: Indice de similitude entre l'image d'essai '18' et l'image reconstruite JPEG 2000 au-débit total ($\alpha + \beta$).
- SSIM₂: Indice de similitude entre l'image d'essai '18' et la méthode proposée.

Tableau 5-2 : Comparaison objective entre la méthode proposée, la méthode de référence [ZEY08] et JPEG2000, pour un rate 0.007 bpp, $\alpha = 0.005$ bpp et $\beta = 0.002$ bpp.

Images	Rate = 0.007bpp, $\alpha = 0.005$ bpp, $\beta = 0.002$ bpp									
	JPEG 2000		Référence [ZEY08]				Méthode proposée			
	PSNR _{New1} (dB)	SSIM ₁	PSNR _{New2} (dB)	SSIM ₂	diameter (pixels)	Gain (dB)	PSNR _{New3} (dB)	SSIM ₃	diameter (pixels)	Gain (dB)
01	24.14	0,580	24.26	0,479	8	0,12	24,30	0,584	20	0,16
02	33.30	0,814	33,50	0,808	10	0,20	33,64	0,850	17	0,64
03	34.35	0,862	34,13	0,867	5	-0,21	34,30	0,894	20	0,24
04	31.96	0,795	31,84	0,785	6	-0,12	32,23	0,822	20	0,56
05	23.04	0,576	23,58	0,426	10	0,54	24,18	0,529	15	1,44
06	27.21	0,674	28,32	0,585	20	1,10	27,79	0,662	20	0,88
07	30.40	0,811	29,96	0,793	3	-0,43	30,14	0,818	10	0,04
08	21.67	0,625	22,64	0,487	10	0,96	22,80	0,583	17	1,42
09	31.32	0,857	31,25	0,876	1	-0,06	31,26	0,898	1	0,23
10	30.94	0,803	31,23	0,798	4	0,29	31,55	0,827	19	0,91
11	28.16	0,729	29,09	0,658	18	0,92	29,26	0,740	17	1,39
12	32.03	0,819	32,16	0,831	4	0,13	32,09	0,858	16	0,35
13	22.56	0,501	24,39	0,396	14	1,82	24,21	0,470	20	1,94
14	27.01	0,660	27,13	0,572	9	0,11	26,88	0,646	13	0,17
15	31.19	0,827	31,35	0,849	2	0,16	31,36	0,870	2	0,46
16	31.71	0,762	31,95	0,777	1	0,23	32,01	0,788	20	0,59
17	30.72	0,780	30,84	0,745	7	0,12	30,92	0,812	4	0,50
18	26.41	0,626	27,11	0,540	15	0,70	27,51	0,636	20	1,10
19	26.36	0,748	27,28	0,679	14	0,91	26,75	0,742	17	0,69
20	31.62	0,865	31,78	0,885	2	0,15	31,71	0,900	20	0,38
21	29.08	0,796	29,40	0,711	18	0,31	29,18	0,818	1	0,39
22	28.62	0,699	29,30	0,701	3	0,67	29,43	0,726	11	1,10
23	34.39	0,898	34,17	0,912	2	-0,22	34,00	0,921	19	-0,09

Avec :

- $PSNR_{New1}$: entre l'image source et l'image JPEG2000 reconstruite au débit total ($\alpha + \beta$)
- $PSNR_{New2}$: entre l'image source et l'image reconstruite à l'aide de la référence [ZEY08]
- $PSNR_{New3}$: entre l'image source et l'image reconstruite à l'aide de la méthode proposée.
- $SSIM_1$: Indice de similitude entre l'image source et l'image JPEG2000 reconstruite au débit total ($\alpha + \beta$)
- $SSIM_2$: Indice de similitude entre l'image de test et la référence [ZEY08]
- $SSIM_3$: Indice de similitude entre l'image d'essai et la méthode proposée.

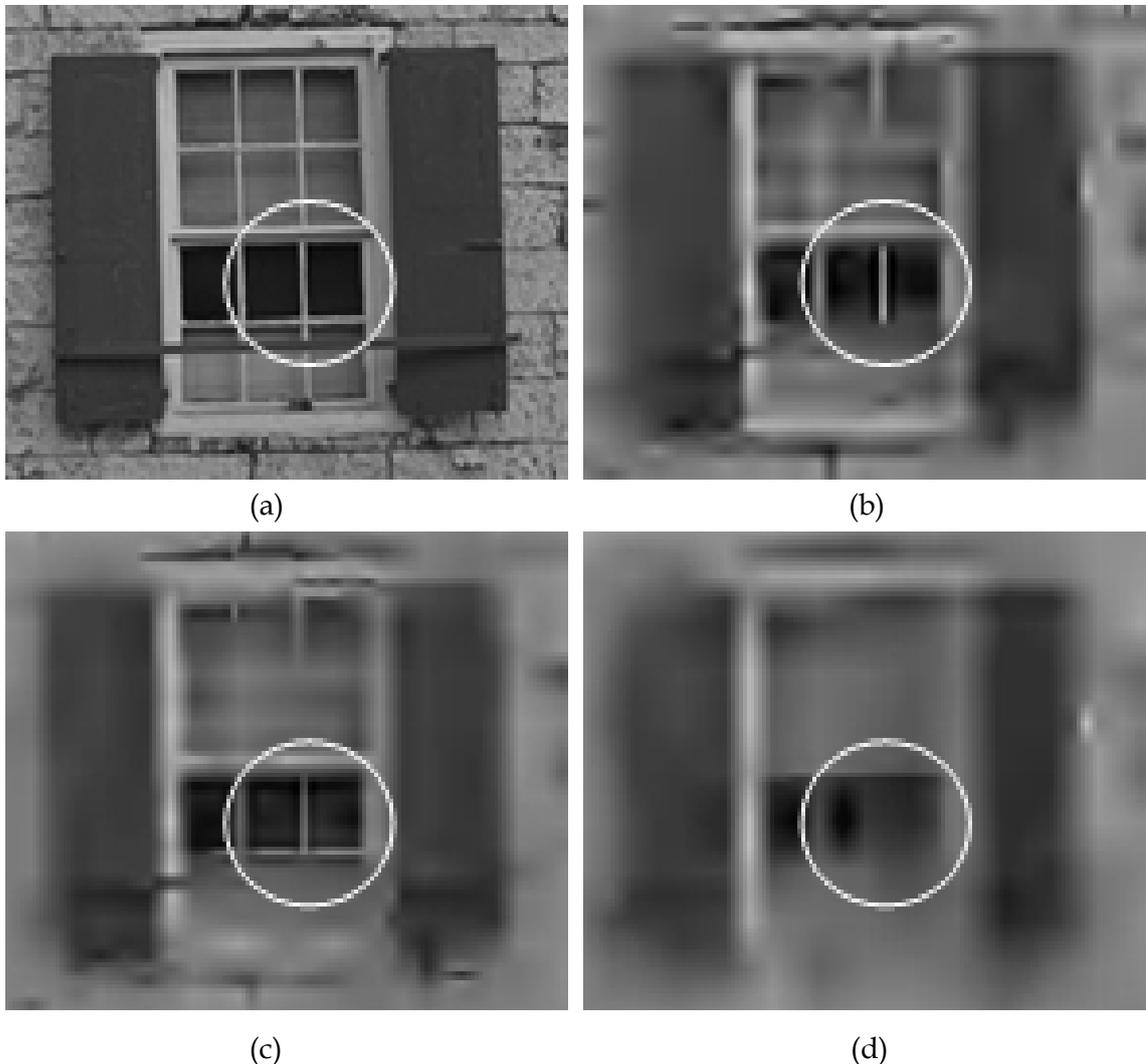


Figure 5-6 : Performances en termes de perception de distorsion sur l'image Kodak zoomée "01" à 0,007 bpp (a) image de référence; (b) JPEG2000 avec $PSNR_{New} = 24,14$ dB; (c) Méthode proposée avec $PSNR_{New} = 24,30$ dB, $\alpha = 0,005$ bpp, et $D = 20$ pixels; (d) la référence [ZEY08] avec $PSNR_{New} = 24,26$ dB, $\alpha = 0,005$ bpp et $D = 10$ pixels.

Le Tableau 5-2 représente les résultats obtenus de la compression des images de la base KODAK avec la méthode proposée par rapport à la méthode de la référence [ZEY08] et JPEG2000. Les tests effectués sur les images sont avec les paramètres $\text{bitrate}=0.007$ bpp, $\alpha = 0.005$ bpp et $\beta = 0.002$ bpp, qui sont fixes, pour voir le comportement et les résultats de l'application de ces différentes méthodes. Ces résultats prouvent les bonnes performances de la méthode proposée par rapport à JPEG2000 et la méthode de la référence [ZEY08]. On remarque d'importantes valeurs du PSNR_{NEW} pour le même débit entre les différentes images de la base.



Figure 5-7 : Performances en termes de perception de distorsion sur l'image Kodak zoomée "05" à 0,01 bpp (a) image de référence; (b) JPEG2000 avec $\text{PSNR}_{\text{New}} = 23.57$ dB; (c) Méthode proposée avec $\text{PSNR}_{\text{New}} = 23.70$ dB, $\alpha = 0,007$ bpp, et $D = 20$ pixels; (d) la référence [ZEY08] avec $\text{PSNR}_{\text{New}} = 23.32$ dB, $\alpha = 0,005$ bpp et $D = 10$ pixels.

Ceci est dû essentiellement aux caractéristiques de chacune de ces images. En effet, si nous prenons le cas de l'image '13', nous remarquons de fortes valeurs de $PSNR_{NEW}$ (+1,42 dB) par rapport aux autres images et plus particulièrement l'image '23' pour le même débit (-0,09 dB). On conclut que la méthode proposée, basée sur un prétraitement par morphologie par reconstruction, nous donne de bons résultats dans la majorité des images de la base, 22 images sur 23 images par rapport à JPEG2000 et 20 images sur 23 images par rapport à la méthode de la référence [ZEY08]. Les résultats obtenus sont satisfaisants, et peuvent être améliorés en proposant des éléments structurants plus adaptés aux différentes formes et structures qui forment les images, ce qui explique que certaines images donnent moins de résultats par rapport à d'autres. La Figure 5-6 et la Figure 5-7 montrent en termes subjective l'efficacité de la méthode proposée sur l'image '01' de la base KODAK. Il est clair que la méthode proposée préserve certaines zones, telles que présentées par la Figure 5-7 et la Figure 5-8.

5.2 PERFORMANCES DU POST-TRAITEMENT BASE SUR LA BEMD (BIDIMENSIONNEL EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION) ET L'UNSHARP MASKING

Dans ce qui suit, on va tester les performances du post-traitement proposé basé sur la décomposition empirique modale bidimensionnelle et le modèle Unsharp masking. Ce traitement est préconisé pour l'amélioration de la qualité visuelle des images compressées par le codeur JPEG2000, affectées par l'effet de flou. Nous proposons de réaliser ces tests sur des images d'angiographie rétinienne, qui présentent certaines structures intéressantes, telles que l'arbre vasculaire. Nous optons pour le choix de Linderhed [LIN04] pour les paramètres de la BEMD, et on définit le nombre d'itérations à 4 et $\varepsilon = 2$ pour le critère d'arrêt SD. À différentes valeurs de taux de compression par le codeur JPEG2000, la méthode proposée est comparée avec DWT-SVD [MOO12] et CUM [RAM98]. La Figure 5-8 présente l'évaluation de la qualité à la fois subjective et objective entre la méthode proposée et les méthodes DWT-SVD [MOO12] et CUM [RAM98]. Cette dernière prouve que la méthode proposée offre une qualité visuelle agréable par rapport aux méthodes comparées. Nous pouvons voir dans la Figure 5-8(d) avec la méthode CUM [RAM98] introduit des artefacts indésirables comme le ringing. La Méthode DWT-SVD [MOO12] produit un gain de PSNR assez élevé, mais en termes de qualité perceptuelle subjective, nous ne

constatons pas d'amélioration visuelle, comme la montre la Figure 5-8(c). Figure e, montre que la méthode proposée permet d'améliorer la qualité des images compressées par le codeur JPEG2000 en termes de subjectif et objectif, sans introduire d'artefacts.

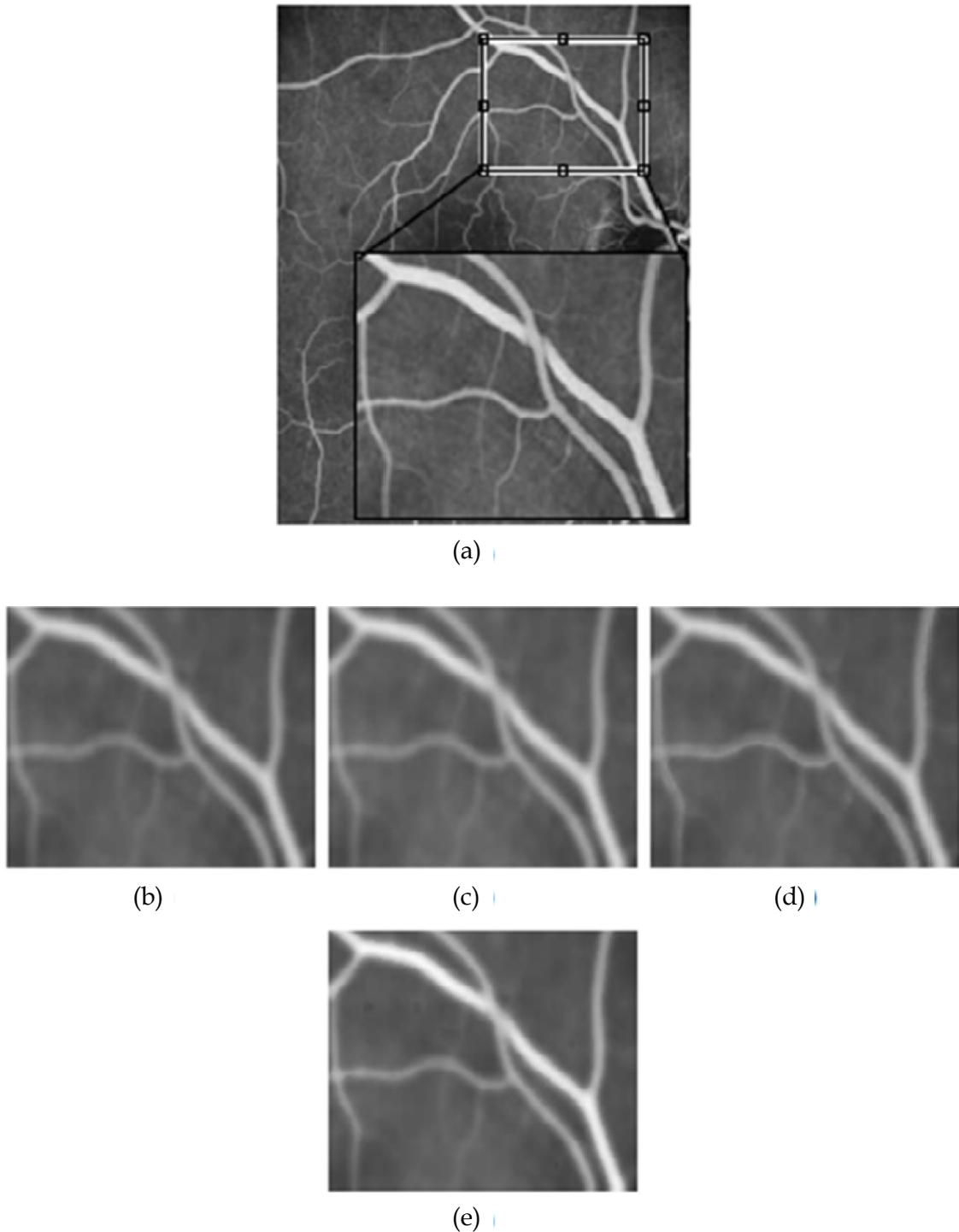


Figure 5-8 : Performances de qualité perceptuelle de la méthode proposée et les méthodes de références DWT-SVD [MOO12] et CUM [RAM98] : (a) image originale, (b) image compressée par JPEG2000, rate= 0.01, $PSNR_{NEW} = 32.72$ dB (c) DWT-SVD [MOO12], $PSNR_{NEW} = 33.89$ dB (d) CUM [RAM98], $PSNR_{NEW} = 32.79$ dB (e) Méthode proposée, $PSNR_{NEW} = 34.69$ dB.

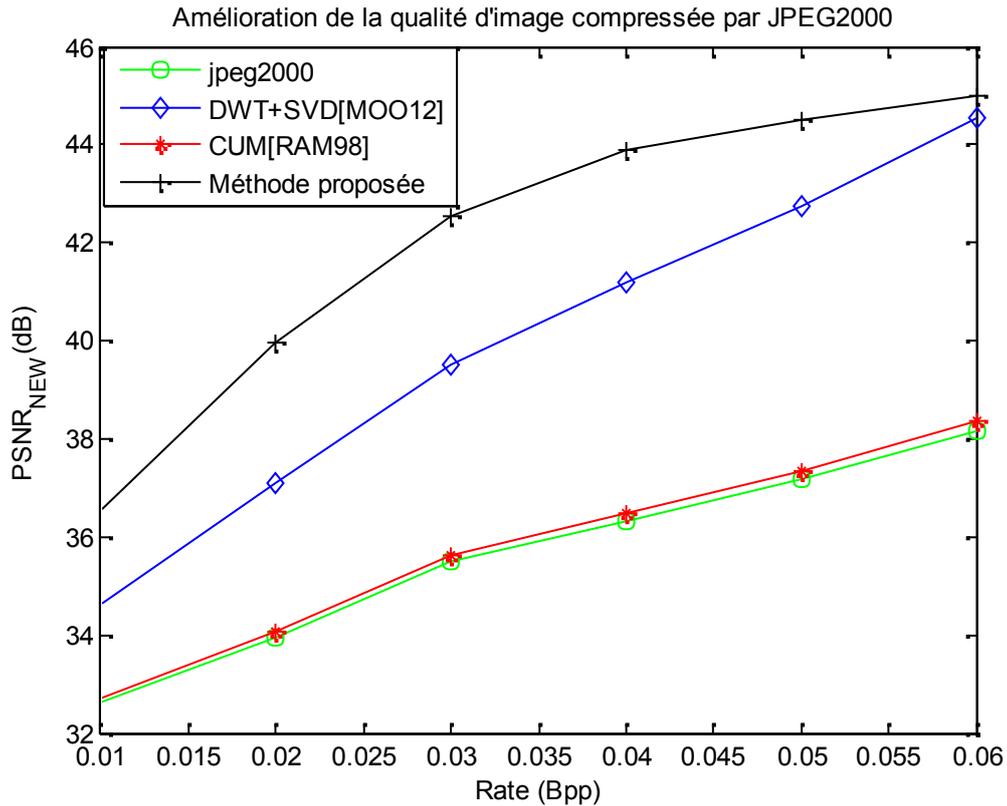


Figure 5-9 : Comparaison de la méthode proposée avec les méthodes de tests.

Avec des différents taux de compression, la Figure 5-13 représente la courbe de PSNR_{NEW} en fonction de bpp de l'image de la Figure 5-8 (a). Cette courbe confirme qu'avec l'application des méthodes d'améliorations de la qualité des images compressées telles que la méthode proposée, la méthode DWT-SVD [MOO12] et la méthode CUM [RAM98], on arrive à atteindre des gains supérieurs à 6dB, ce qui est très utile dans certaines applications comme c'est le cas dans le domaine de l'imagerie médicale. Ces résultats confirment également l'efficacité de la méthode proposée par rapport aux méthodes comparées en termes objectif et subjectif.

5.3 PERFORMANCES DU FILTRAGE PAR MOYENNE TEMPORELLE

Dans cette partie, nous présentons les résultats obtenus de la démarche proposée pour la suppression et la réduction du bruit de speckle, afin d'améliorer les performances du codeur JPEG2000 sur des images fortement bruitées, telles que les images OCT rétinienne. Nous allons effectuer deux séries de tests.

La première série consiste à réaliser des tests de performance sur le prétraitement proposé en utilisant des images de synthèse. Puis, nous allons tester le codeur

JPEG2000 avec des images OCT non traitées puis sur des images prétraitées, pour voir l'apport de ce dernier sur le codeur JPEG2000.

La première série de tests est réalisée sur une image de synthèse de 256 niveaux de gris et de taille 200x200, illustrée par la Figure 5-10(a). L'évaluation est réalisée en comparant le prétraitement proposé avec un filtrage du speckle par les ondelettes [MED02]. On prend dans ce qui suit les valeurs des paramètres du prétraitement à savoir $N=4$ et la taille de la fenêtre du filtre médian à 5×5 . La Figure 5-10 montre les résultats de la comparaison de la méthode [MED02] et celle de la méthode proposée sur une image de synthèse. Nous pouvons clairement constater que la méthode proposée améliore la qualité de l'image filtrée en termes de qualité objective et subjective.

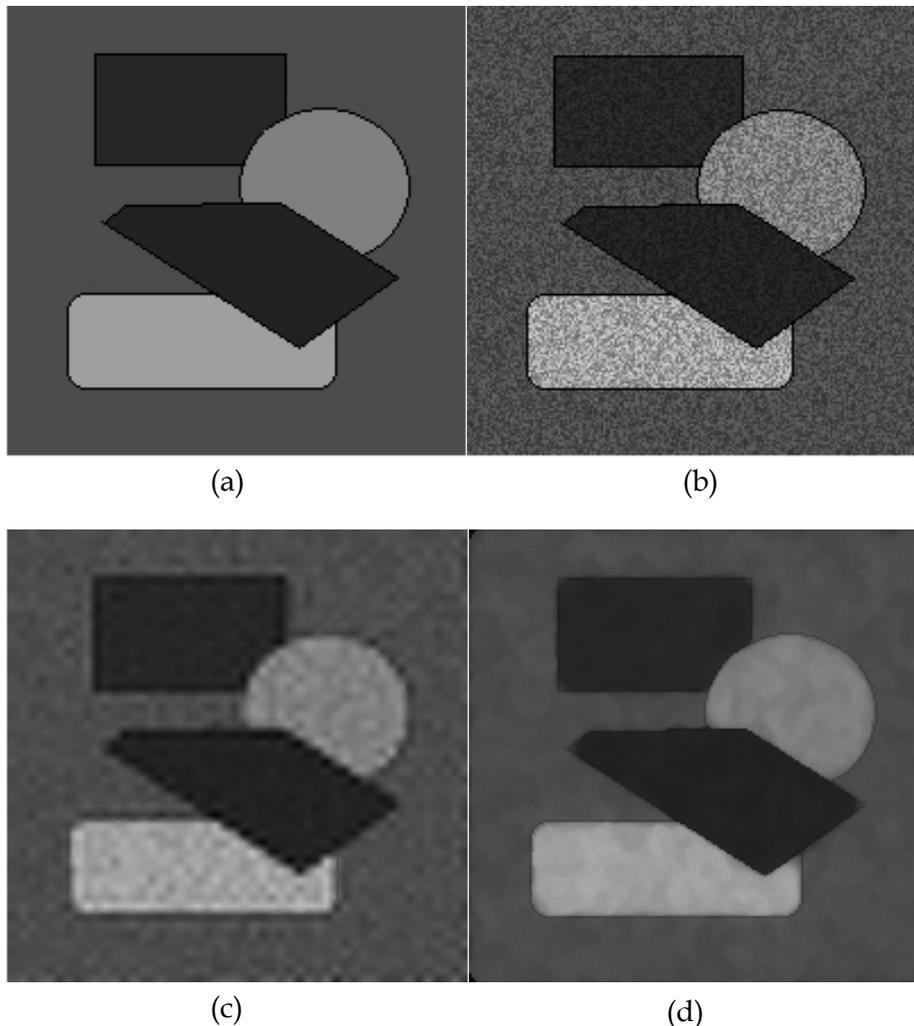


Figure 5-10 :Prétraitement sur l'image de synthèse: (a) image synthèse (b) image synthèse bruitée, $PSNR_{NEW}= 29.72$ dB (c) filtre à base d'ondelettes [MED02], $PSNR_{NEW}=34.49$ dB (d) prétraitement proposé, $PSNR_{NEW}= 35.10$ dB.

Les résultats obtenus, illustrés par la Figure 5-11 sont très prometteurs du point de vue qualité d'image. En effet, ces performances obtenues de l'application de la méthode proposée, en le comparant avec celle de [MED02] sur les images OCT, montre l'efficacité de la méthode proposée par rapport à [MED02]. La qualité du résultat est justifiée par la réduction du bruit de speckle tout en préservant l'état des couches rétinienne. Nous allons tester les performances du codeur JPEG2000 avec cette image non traitée, puis, avec l'image prétraitée avec un filtrage à base d'ondelette [MED02], et enfin avec le prétraitement proposé.

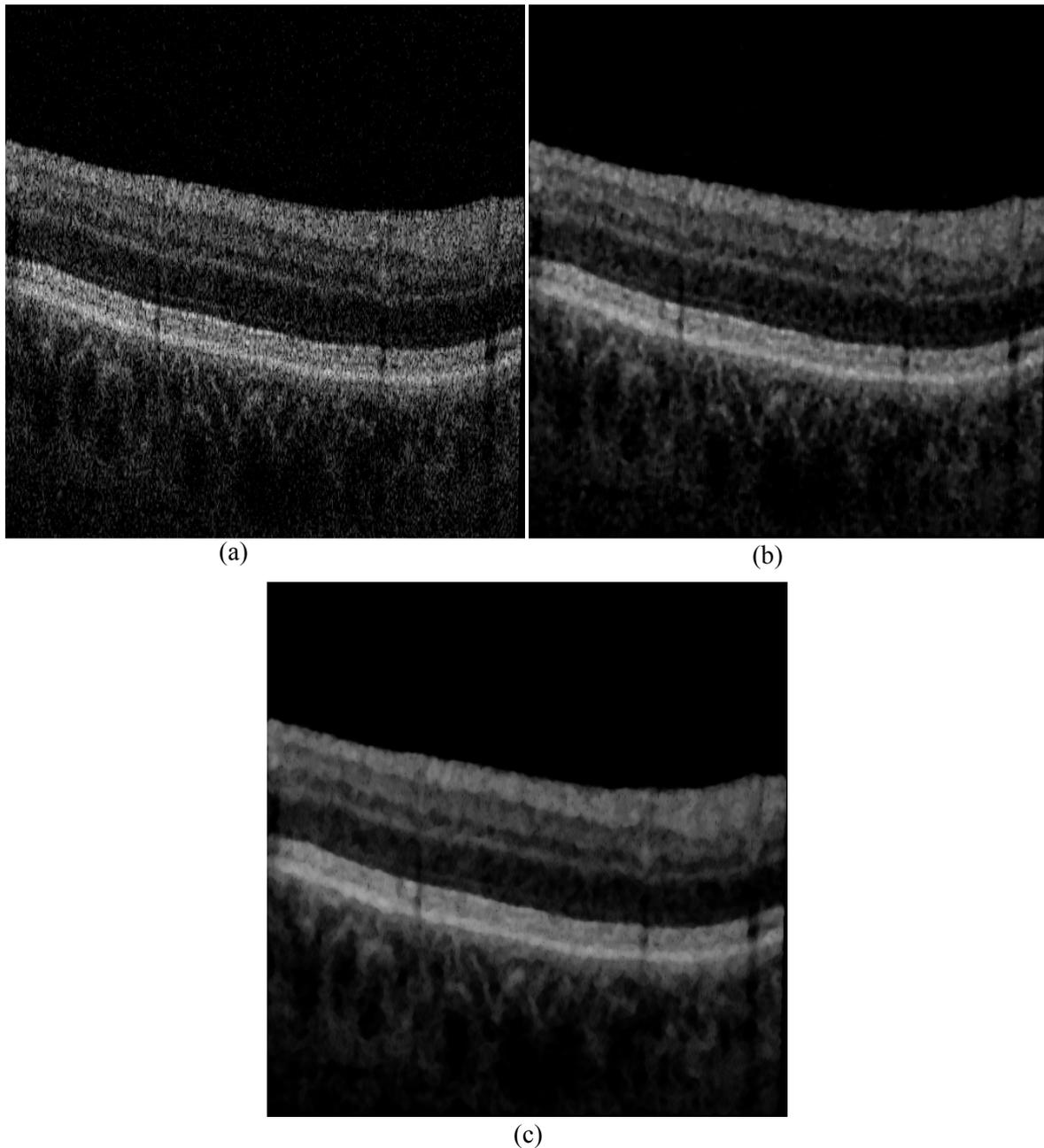


Figure 5-11 : Prétraitement sur l'image OCT: (a) image originale, (b) filtre à base d'ondelettes [MED02] (c) prétraitement proposé.

La Figure 5-12 montre que la compression avec le prétraitement proposé en termes de rapport signal sur bruit, surpasse celle du codeur JPEG2000 classique et celui prétraité par la méthode [MED02] : la courbe du PSNR en fonction du nombre de bits par pixel avec prétraitement proposé est au-dessus, ce qui confirme l'efficacité de la démarche proposée.

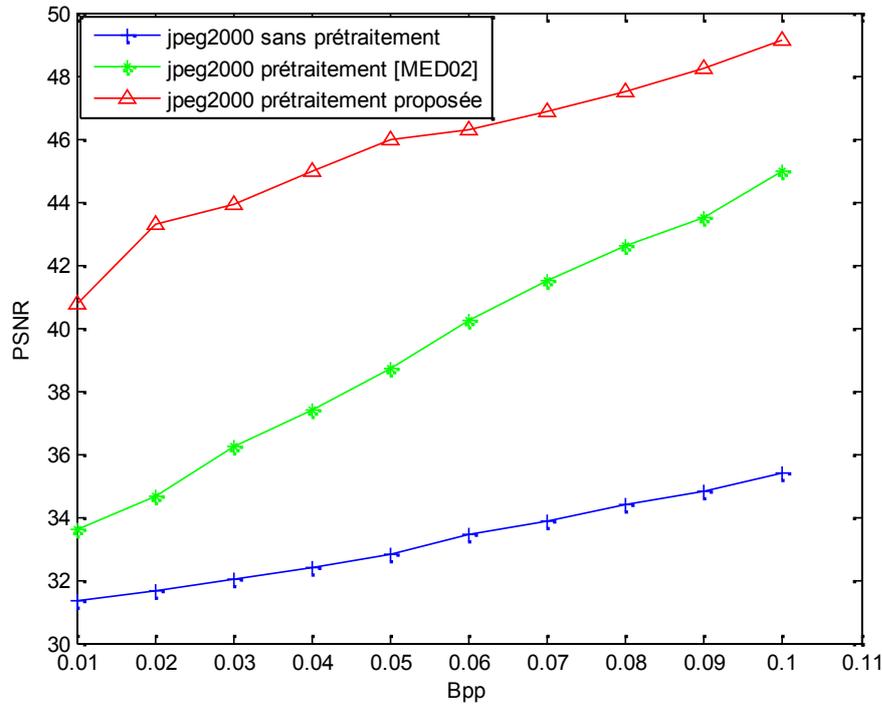


Figure 5-12 : Courbe de performances de l'application du codeur JPEG2000.

Les résultats obtenus sont satisfaisants du point de vue taux de compression et qualité d'image. En effet les images compressées avec JPEG2000 prétraitées sont de meilleure qualité de point de vue visuelle et débit binaire.

5.4 PERFORMANCES AU NIVEAU DE LA TELETRANSMISSION DES IMAGES MEDICALES

Dans cette partie, nous allons tester l'efficacité du système de transmission basé sur la technologie TCP/IP. La configuration réseau requise pour la communication sous réseau des deux programmes Matlab tournant sur deux machines en utilisant le protocole TCP/IP est donnée par le Tableau 5-3. Les deux points d'accès utilisés sont de la marque TP-LINK TL-W 801N. Le premier est configuré en mode point d'accès et le deuxième en mode répéteur. Les programmes Matlab client et serveur, sont

réalisées sous Matlab 2013 sur un PC portable HP EliteBook CORE i7, avec 4Go de RAM pour la version serveur et PC portable DELL CORE i3, avec 4Go de RAM, pour la version client.

Tableau 5-3 : Configuration TCP/IP de l'application Client/Serveur proposée

LAN clinique		SSID :TELEMEDICINE		Clé WEP :1234567890	
Serveur	IP local	192.168.1.27	Client	IP local	192.168.1.26
Application émettrice	Port local	9000	Application réceptrice	Port local	9001
	IP Distant	192.168.1.26		IP Distant	192.168.1.27
	Port distant	9001		Port distant	9000
	Protocole	TCP/serveur		Protocole	TCP/client

Dans cette section, nous avons utilisé un ensemble d'images médicales pour tester la compression par la méthode proposée sur le schéma de transmission proposée. Ces images de test sont présentées par la Figure 5-13(a), Figure 5-14(a), Figure 5-15(a) et Figure 5-16(a) de la base ECN [ECN10]. Les tests de transmission sont avec compression par JPEG2000 avec des taux de compression allant de 0.1 à 0.4.

Cet intervalle, recommandé par des médecins, nous donne des résultats de point de vue subjectif très acceptable au sens des médecins.

Le Tableau 5-4, Tableau 5-5, Tableau 5-6 et Tableau 5-7 présentent les résultats obtenus des tests effectués sur l'architecture de transmission proposée, en appliquant ainsi la compression JPEG2000, la référence [ZEY08] et la méthode proposée.

Ces résultats confirment l'efficacité du schéma de transmission des images médicales, avec un temps de transmission réduit, par rapport à la référence [ZEY08] et donnent un meilleur compromis (Qualité/Temps de Tr.), par rapport à JPEG2000.

Tableau 5-4 : Résultat de transmission de l'image Retinal par l'architecture proposée, en comparaison avec JPEG2000, référence [ZEY08] et méthode proposée.

Image Retinal (584x565) : Tps Tr. (s)= 93.40										
Bitrate (bpp)	JPEG2000		Référence [ZEY08]				Méthode proposée			
	PSNR _{NEW} (dB)	Tps Tr. (s)	α (bpp)	Diameter (pixel)	PSNR _{NEW} (dB)	Tps Tr. (s)	α (bpp)	Diameter (pixel)	PSNR _{NEW} (dB)	Tps Tr. (s)
0.1	43.79	9.54	0.03	30	44.17	12.40	0.04	40	44.68	10.42
0.2	48.87	19.06	0.13	20	52.28	18.20	0.09	20	53.91	19.53
0.3	50.75	28.27	0.2	10	52.91	30.20	0.21	15	54.78	27.96
0.35	58.99	35.63	0.2	10	61.01	36.52	0.25	20	65.89	34.51
0.4	66.24	40.87	0.22	10	73.24	41.75	0.32	10	75.99	36.72

Tableau 5-5 :Résultat de transmission de l'image Chest MRI par l'architecture proposée, en comparaison avec JPEG2000, référence [ZEY08] et méthode proposée.

Chest MRI (256x256) : Tps Tr. (s)= 18.66										
Bitrate (bpp)	JPEG2000		Référence [ZEY08]				Méthode proposée			
	PSNR _{NEW} (dB)	Tps Tr. (s)	α (bpp)	Diameter (pixel)	PSNR _{NEW} (dB)	Tps Tr. (s)	α (bpp)	Diameter (pixel)	PSNR _{NEW} (dB)	Tps Tr. (s)
0.1	36.08	1.87	0.05	20	37.45	2.05	0.08	30	37.81	1.98
0.2	40.80	4.32	0.15	10	41.82	4.82	0.1	20	43.92	4.48
0.3	43.32	5.84	0.23	20	44.29	6.09	0.19	10	44.47	5.96
0.35	45.34	6.74	0.2	15	46.41	6.98	0.20	20	48.75	6.63
0.4	50.25	8.5	0.34	10	52.55	8.95	0.33	10	52.84	8.62

Tableau 5-6 : Résultat de transmission de l'image Lung X-Ray par l'architecture proposée, en comparaison avec JPEG2000, référence [ZEY08] et méthode proposée.

Image Rayon X (512x384) : Tps Tr. (s)= 58.83										
Bitrate (bpp)	JPEG2000		Référence [ZEY08]				Méthode proposée			
	PSNR _{NEW} (dB)	Tps Tr. (s)	α (bpp)	Diameter (pixel)	PSNR _{NEW} (dB)	Tps Tr. (s)	α (bpp)	Diameter (pixel)	PSNR _{NEW} (dB)	Tps Tr. (s)
0.1	52.36	5.97	0.05	20	53.32	6.07	0.06	30	54.59	6.02
0.2	56.86	11.35	0.12	10	56.14	12.55	0.08	20	59.31	11.52
0.3	62.44	16.07	0.21	10	63.34	17.35	0.19	10	69.07	16.07
0.35	72.57	19.03	0.18	10	73.29	20.14	0.20	20	76.70	19.15
0.4	75.32	25.98	0.32	10	76.33	27.05	0.33	10	77.25	26.05

Tableau 5-7: Résultat de transmission de l'image Chest CT par l'architecture proposée, en comparaison avec JPEG2000, référence [ZEY08] et méthode proposée.

Chest CT (512x512): Tps Tr. (s)= 75.00										
Bitrate (bpp)	JPEG2000		Référence [ZEY08]				Méthode proposée			
	PSNR _{NEW} (dB)	Tps Tr. (s)	α (bpp)	Diameter (pixel)	PSNR _{NEW} (dB)	Tps Tr. (s)	α (bpp)	Diameter (pixel)	PSNR _{NEW} (dB)	Tps Tr. (s)
0.1	48.03	7.60	0.06	15	49.11	7.76	0.05	20	52.66	7.72
0.2	52.27	17.54	0.10	15	56.23	17.93	0.15	25	59.71	17.63
0.3	63.45	20.31	0.25	20	66.51	20.85	0.20	15	69.65	20.46
0.35	75.21	24.25	0.25	25	74.34	24.93	0.26	20	75.53	24.33
0.4	78.33	28.34	0.35	30	77.69	29.04	0.35	10	79.01	28.52

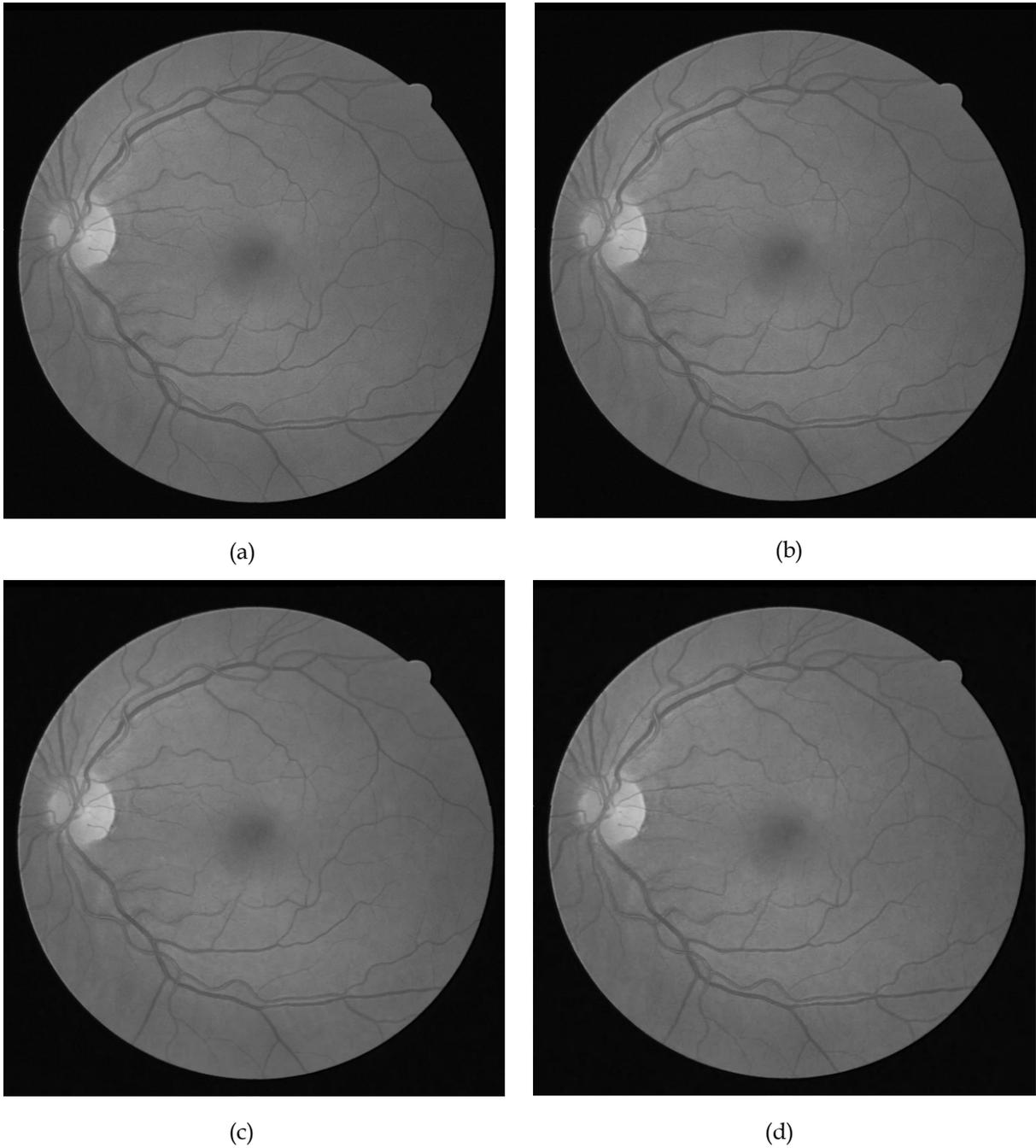


Figure 5-13 : Résultat de transmission de l'image rétinienne par l'architecture proposée à 0.35bpp : (a) image de référence, $T_{ps}=93.40s$; (b) JPEG2000 avec $PSNR_{New} = 58.99$ dB, $T_{ps}=35.63s$; (c) Méthode proposée avec $PSNR_{New} = 65.89$ dB, $\alpha = 0.25$ bpp, $D = 20$ pixels et $T_{ps}=34.51s$; (d) la référence [ZEY08] avec $PSNR_{New} = 61.01$ dB, $\alpha = 0.2$ bpp, $D = 10$ pixels et $T_{ps}=36.52s$.

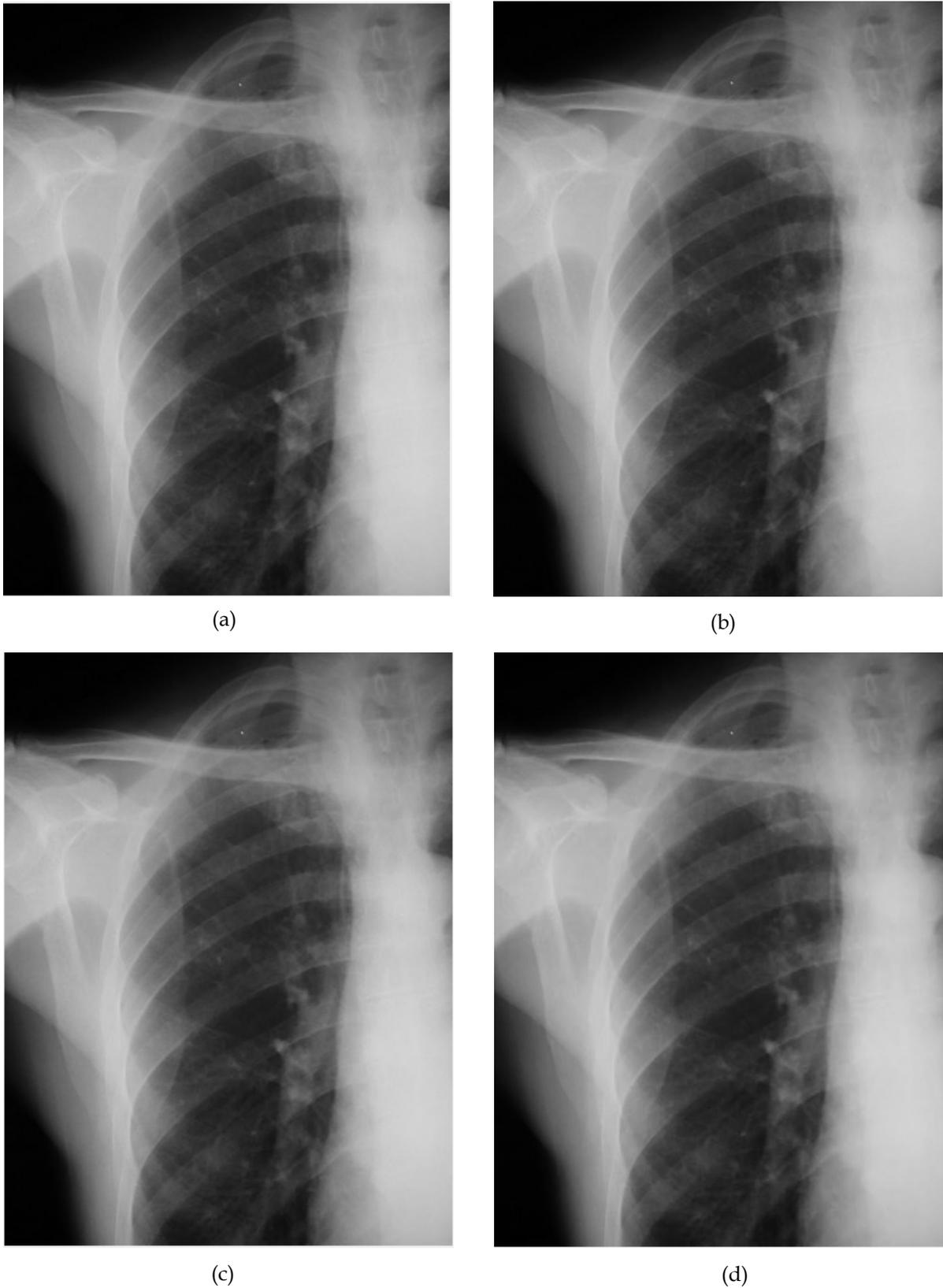


Figure 5-14 : Résultat de transmission de l'image rétinienne par l'architecture proposée à 0.35bpp : (a) image de référence, $T_{ps}=58.83s$; (b) JPEG2000 avec $PSNR_{New} = 72.57$ dB, $T_{ps}=19.03s$; (c) Méthode proposée avec $PSNR_{New} = 76.70$ dB, $\alpha = 0.20$ bpp, $D = 20$ pixels et $T_{ps}= 19.15s$; (d) la référence [ZEY08] avec $PSNR_{New} = 73.29$ dB, $\alpha = 0.18$ bpp, $D = 10$ pixels et $T_{ps}=20.14s$.

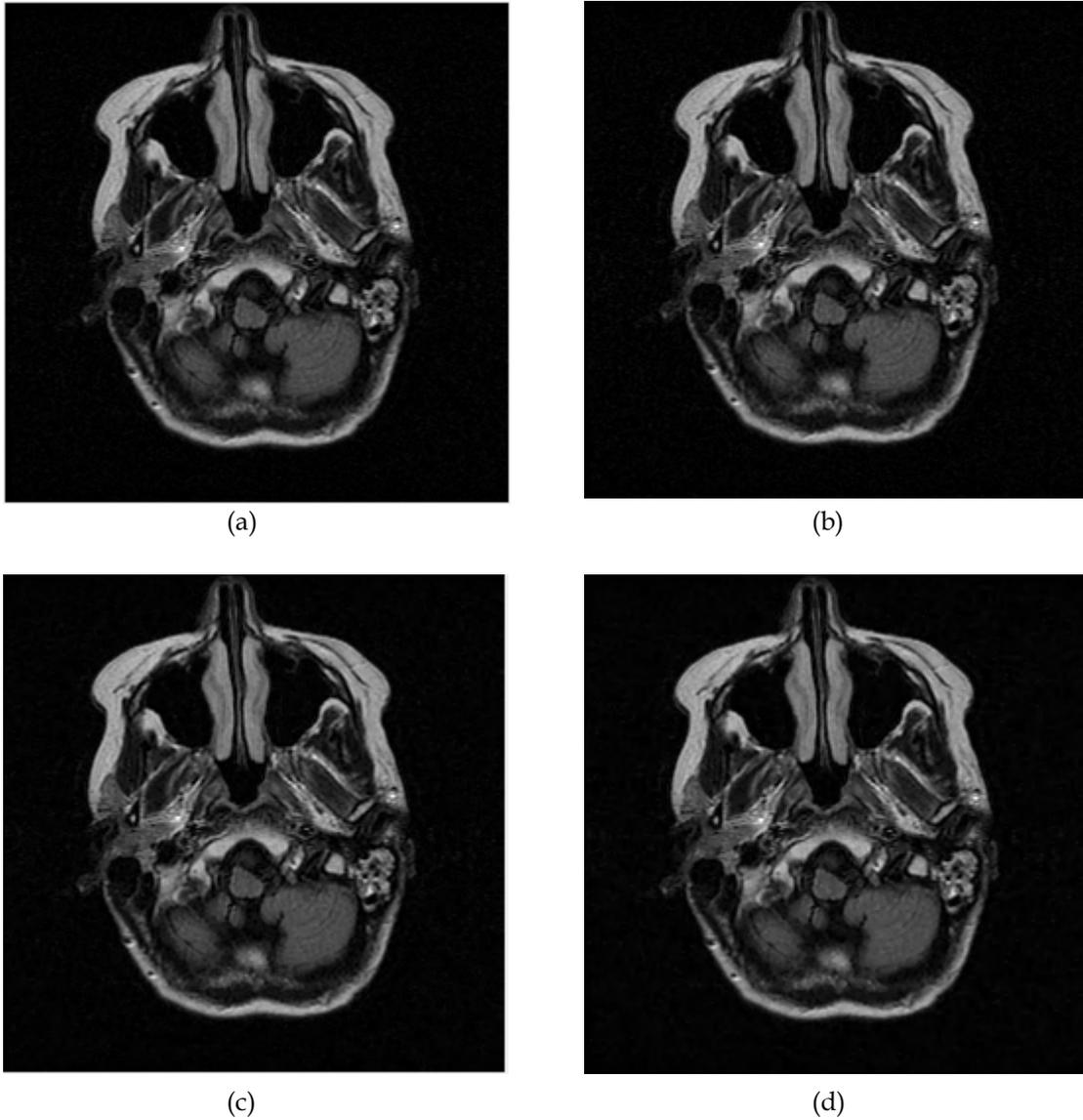


Figure 5-15 : Résultat de transmission de l'image rétinienne par l'architecture proposée à 0.35bpp : (a) image de référence, Tps=18.66s; (b) JPEG2000 avec $PSNR_{New} = 45.34$ dB, Tps=6.74s; (c) Méthode proposée avec $PSNR_{New} = 48.75$ dB, $\alpha = 0.20$ bpp, $D = 20$ pixels et Tps=6.63s; (d) la référence [ZEY08] avec $PSNR_{New} = 46.41$ dB, $\alpha = 0.2$ bpp, $D = 15$ pixels et Tps= 6.98s.

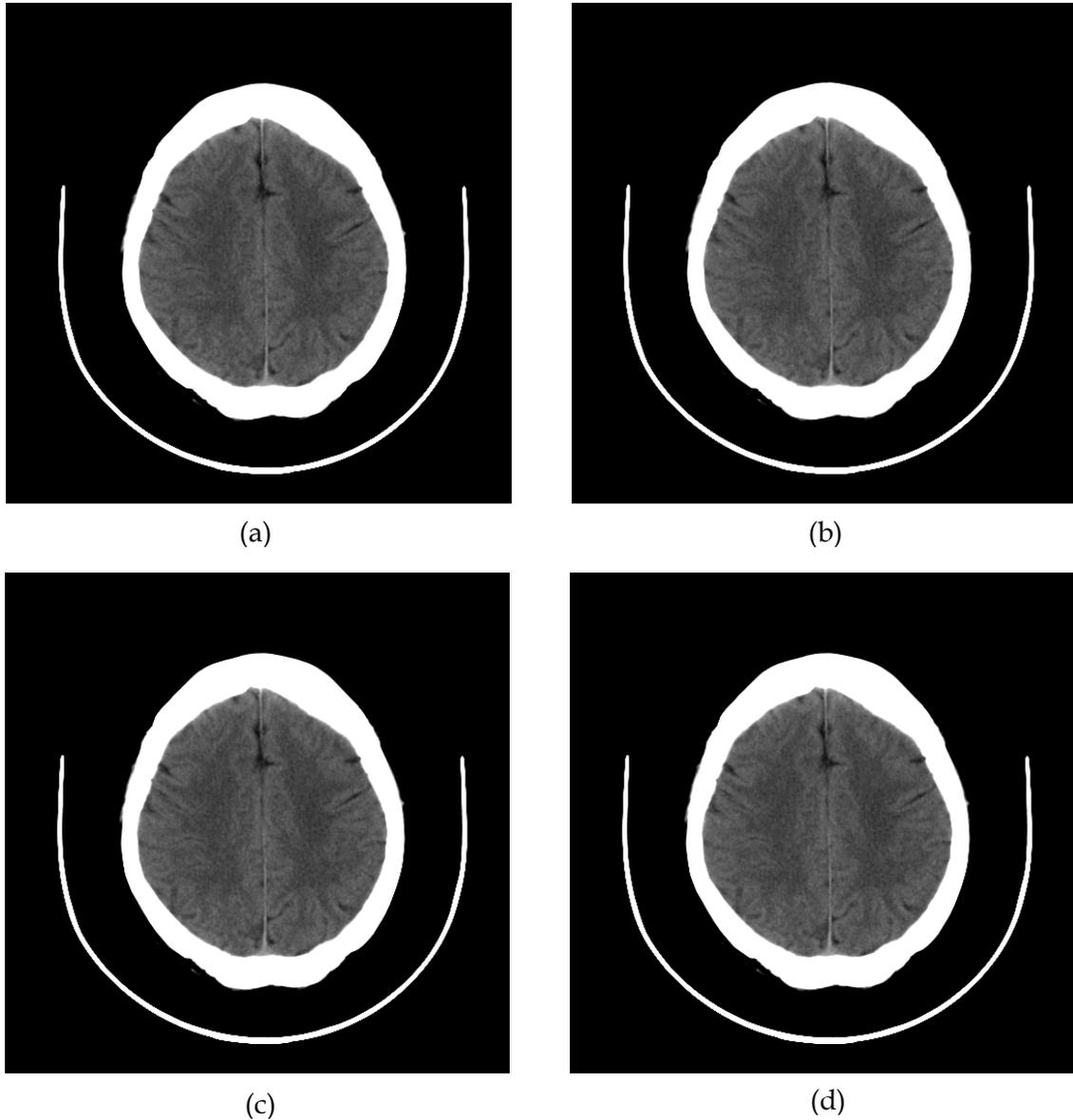


Figure 5-16 : Résultat de transmission de l'image Chest CT par l'architecture proposée à 0.35bpp : (a) image de référence, Tps=75.00s ; (b) JPEG2000 avec $PSNR_{New} = 75.21$ dB, Tps=24.25s; (c) Méthode proposée avec $PSNR_{New} = 75.53$ dB, $\alpha = 0.26$ bpp, $D = 20$ pixels et Tps=24.33s; (d) la référence [ZEY08] avec $PSNR_{New} = 74.34$ dB, $\alpha = 0.25$ bpp, $D = 25$ pixels et Tps=24.93s.

La Figure 5-13, Figure 5-14, Figure 5-15 et Figure 5-16 illustrent les résultats obtenus de l'application de JPEG2000 directe, la référence [ZEY08] et la méthode proposée sur le schéma de transmission proposée sur les images médicales de tests. Ces résultats montrent de point de vue subjectif qu'avec 0.35 bpp on obtient des $PSNR_{NEW}$ satisfaisant les critères de qualité fixés par les médecins. Le temps de transmission est aussi un critère d'évaluation important dans cette application.

CONCLUSION

Nous avons présenté dans cette partie les résultats expérimentaux de nos méthodes proposées qui permettent d'améliorer la qualité des images compressées par le codeur JPEG2000. Puis nous avons présenté les résultats obtenus de l'application de ces performances sur une chaîne de télétransmission des images médicales via un réseau local sans fil. Les premiers tests effectués sur la base d'images KODAK permettent de confirmer l'amélioration en termes de $PSNR_{NEW}$ de la méthode proposée par rapport à JPEG2000 et la référence [ZEY08], ce qui nous a permis d'obtenir des gains importants. Le post-traitement proposé, basé sur le sharpenning, permet d'améliorer les images compressées par le codeur JPEG2000, en termes objectifs et subjectifs en réduisant l'effet de flou introduit par ce dernier. On a présenté également un prétraitement qui a pour but d'enlever les détails imperceptibles de l'image et de réduire tout éventuel bruit tel que le bruit de speckle. Plusieurs exemples qui ont été montrés prouvent l'amélioration de la norme JPEG2000 par ce prétraitement. Les résultats obtenus par l'application de la méthode proposée, à base de morphologie par reconstruction, sur une chaîne de télétransmission d'images médicales via un réseau local sont très prometteurs du point de vue taux de compression, qualité d'image et de temps de transmission, ce qui constitue un paramètre très important dans une application en télémédecine.

CONCLUSION GENERALE

L'étude de l'amélioration de la qualité visuelle des images compressées JPEG2000 par des techniques de prétraitement est un domaine de recherche très apprécié par la communauté des chercheurs ces dernières années. Le standard JPEG2000 a montré son efficacité sur la compression des images avec et sans perte. Cependant, à très bas débits, nous avons signalé l'apparition de certains artefacts ou distorsions qui peuvent être observées dans les images décodées. Afin d'améliorer la qualité visuelle de ces images et les rendre perceptibles à l'œil nu, nous avons proposé trois méthodes de prétraitement de l'image à coder, et une nouvelle métrique objective destinée à évaluer la qualité visuelle de l'image reconstruite, en se basant sur les images reconstruites après décodage. Les résultats expérimentaux effectués sur différentes bases d'images fixes (KODAK, ECN), montrent qu'à faible débit binaire la démarche proposée offre une meilleure qualité visuelle comparativement à une utilisation directe de JPEG2000 (excluant tout prétraitement).

Pour mieux appréhender encore l'efficacité de la démarche adoptée, nous avons choisi de l'appliquer à un autre domaine, celui de la télémagerie (télémédecine). Dans ce domaine, nous avons montré quels sont les critères adoptés pour l'émission d'images médicales à travers deux environnements différents (Internet et réseaux locaux sans fil.). Selon le type d'images considérées, les performances obtenues au niveau des courbes ($PSNR_{NEW}$, BER) sont satisfaisantes, ce qui laisse croire que notre démarche est prometteuse pour le domaine de la recherche en télémédecine.

Enfin, il est préférable sinon indispensable d'insérer un module de sécurisation des données, et un traitement temps réel à notre travail. La sécurité est un élément majeur de la télémagerie médicale. Elle est conditionnée par des facteurs techniques (cryptage, sécurisation des lignes), mais également par des facteurs organisationnels tels que le contrôle d'accès. Le temps réel permet la prise en compte des contraintes temporelles autrement dit le système ne doit pas simplement délivrer des résultats exacts, il doit les délivrer dans des délais imposés.

BIBLIOGRAPHIE

- [ACH03] A. Achim, P. Tsakalides , et A. Beze-rianos, "SAR image denoising via Bayesian wavelet shrinkage based on heavy tailed modeling", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing , 41: 1773-84,2003.
- [ADA02] M. D. Adams, "JasPer software reference manual," ISO/IEC JTC 1/SC 29/WG 1 N 2415, Dec. 2002.
- [AHU92] A. Ahumada et H. Peterson, "Luminance-model-based DCT quantization for color image compression", In B. E. Rogowitz, éditeur : Human Vision, Visual Processing, and Digital Display III, pages 365-374, Proceedings of the SPIE, 1992.
- [ASM94] ASTM EI467-94, "American Society for Testing and Materials, STM" , (www.astm.org), Philadelphia, Etats-Unis, 1994.
- [BAR02] D. Barash, "A fundamental relationship between bilateral filtering, adaptive smoothing and the nonlinear diffusion equation", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 24, No. 6, pp. 844- 847, 2002.
- [BEE04] M. Beermann et M. Wien, "Application of the bilateral filter for quality-adaptive reconstruction", ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 MPEG 2004 11713, 2004.
- [BEE05] M. Beermann et M. Wien, "Joint reduction of ringing and blocking", ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 M 12640, 2005.
- [BEN14] L. Bennacer, B. Bouledjane et A. Nait-Ali, "Artifact reduction in JPEG2000 compressed images at low bit-rate using mathematical morphology filtering", Signal, Image and Video Processing 8(4): 677-686 ,2014.
- [BER06] C. Berrou, "Codes et turbo codes", Collection Iris, Springer ed., 2006.
- [BLA98] M.J. Black, G. Sapiro, D. Marimont et D. Heeger, "Robust anisotropic diffusion", IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 7, No. 3, pp. 421-432, 1998.
- [BLA99] M.J. Black et G. Sapiro, "Edges as outliers: Anisotropic smoothing using local image statistics", In Scale- Space Theories in Computer Vision, pp. 259-270, Kerkyra, Greece, 1999.
- [BOU03] P. Bourdon, B. Augereau, C. Olivier et C. Chatellier, "Une méthode de restauration d'images compressées jpeg2000 basée sur les edp", 8ème journées d'études et d'échanges COMpression et REprésentation des Signaux Audiovisuels (CORESA' 03), p91-94, Lyon (France), 16-17 January 2003.

-
- [BOU10] F. BOULOS, "Transmission d'images et de vidéos sur réseaux à pertes de paquets : mécanismes de protection et optimisation de la qualité perçue", Thèse de Doctorat de l'Université de Nantes, 2010.
- [BOU12] B. Bouledjane et L. Bennacer, "Compression d'images médicales OCT par une version améliorée du codeur JPEG2000", International Conference on EMBEDDED SYSTEMS in TELECOMMUNICATIONS and INSTRUMENTATION, Alegria, 2012.
- [BOU13] B. Bouledjane, L. Bennacer et M. S. Kahli, "BEMD-Unsharp Masking for retinal angiography image sharpening", 8th International Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications (WoSSPA), 2013 .
- [BOV09] A. C. Bovik, "The Essential Guide to Image Processing", Academic Press, 2009.
- [BRA98] A. Bradley et M. Eckert : Perceptual quality metrics applied to still image compression. *Signal Processing*, 70(3):177-200, 1998.
- [BRU07] D. BRUNET, "Métriques perceptuelles pour la compression d'images Etude et comparaison des algorithmes JPEG et JPEG2000", Mémoire présenté à la Faculté des études supérieures de l'Université Laval dans le cadre du programme de maîtrise en mathématiques pour l'obtention du grade de Maitre ès sciences, 2007.
- [BRU08] A. Bruna, A. Buemi, M. Guarnera et G. Santoro, "Adaptive Directional Sharpening with Overshoot Control", in *Proc. Image Processing: Algorithms and Systems*, San Jose, USA, 2008.
- [CAO12] Cao, W., and Liu, J.: 'A License Plate Image Enhancement Method in Low Illumination Using BEMD', *JOURNAL OF MULTIMEDIA*, 2012, 7, (6), pp. 401-407.
- [CAT92] F. Catté, P.-L. Lions, J.-M. Morel et T. Coll, "Image selective smoothing and edge-detection by nonlinear diffusion", *SIAM J. Numerical Analysis*, Vol. 29, No.1, pp.182-193, 1992.
- [CEL12] T. Celik et T. Tjahjadi, "Automatic Image Equalization and Contrast Enhancement Using Gaussian Mixture Modeling", *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING*, VOL. 21, NO. 1, JANUARY 2012.
- [CHA00] G. Chartron, "Standards-Normes- Documents numériques Introduction générale", Urfist-Paris, 2000.
- [CHA01] T. Chan, S. Osher et J. Shen, "The digital TV filter and nonlinear denoising", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 10, No. 2, pp. 231-241, 2001.

-
- [CHA97] P. Charbonnier, L. Blanc-Féraud, G. Aubert et M. Barlaud, "Deterministic edge-preserving regularization in computer imaging", *IEEE Transactions on Image Processing*, 6(2): 298-311, 1997.
- [CHE06] G. Chen, C. Yang, L. Po et S. XIE, "Edge-based structural similarity for image quality assessment", *International Conference in Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol. 2, pp. 933-936, 2006.
- [CHE79] W. Chen, C. Smith et S. Fralick, "A fast computational algorithm for the discrete cosine transform," *IEEE Transactions on Communication*, pp. 1004-1009, 1979.
- [CHU94] K. M. Chua et L. Xu, "Simple procedure for identifying pavement distresses from video images", *Journal of Transportation Engineering*, 120(3):412-431, 1994.
- [CRE07] F. CRETE-ROFFET, "Estimer, mesurer et corriger les artefacts de compression pour la télévision numérique", thèse de doctorat, Université Joseph Fourier, 2007.
- [CUN85] Y. Le Cun, "Modèles Connexionnistes de l'Apprentissage", Thèse Université P & M Curie, Paris VI, 1985.
- [DAL93] S. Daly, "The visible differences predictor: an algorithm for the assessment of image fidelity", *Digital images and human vision*, MIT Press, 1993.
- [DAU90] I. Daubechies, "The wavelet transform, time frequency localization and signal analysis," *IEEE Transactions on Information Theory* , Page 961-1005, Volume 36 Issue 5, September 1990.
- [DAU92] I. Daubechies, "Ten Lectures on Wavelets", Society for Industrial and Applied Mathematics Philadelphia, PA, USA,1992
- [DEL06] C. Delgeorge , "Towards a new tool for the evaluation of the quality of Ultrasound compression Images", *IEEE transactions on Médical Imaging*, Vol 25, Novembre 2006.
- [DER95] R. DERICHE et O. FAUGERAS, "Les équations aux dérivées partielles en traitement des images et vision par ordinateur", rapport de Recherche Inria-2697, Nov . 1995.
- [DIB02] F. Dibos, G. Koepfler et P. Monasse, "Total Variation Minimization for Scalar and Vector Image Regularization", *Geometric Level Set Methods in Imaging, Vision and Graphics*, Springer Verlag, S. Osher and N. Paragios (eds), 2002.
- [DOB11] Q. B. DO, "Adaptive Post-processing Methods for Film and Video Quality Enhancement", Thèse de doctorat, université de Paris 13 , 2011.
- [DON09] M.J. Donahoo et K.L. Calvert, "TCP/IP Sockets in C: Practical Guide for Programmers, Second Edition", Elsevier Inc., 2009.

-
- [DUM05] J. Dumoulin, P. Subirats, V. Legeay, D. Meigen, C. Gourraud, J. P. Delmulle et M. Garnaud, "Progressive automation of pavement surface distress detection by imaging techniques", Dans Proceeding of the Workshop on Instrumentation and Monitoring Methods for Civil Engineering Applications, volume 3, pages 32-45, Nantes, France, décembre 2005.
- [DUM13] J. Dumas, J. Roch, E. Tannier, S. Varrette, "Théorie des codes Compression, cryptage, correction", Collection: Sciences Sup, Dunod, 2013.
- [ECN10] <http://www.fascicules.fr/images-medicales-accueil-0.html>
- [ELA02] M. Elad, "On the origin of the bilateral filter and ways to improve it", IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 11, No. 10, pp. 1141-1151, 2002.
- [ELB05] H. Elbehery, A. Hefnawy et M. Elewa, "Surface Defects Detection for Ceramic Tiles Using Image Processing and Morphological Techniques", Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology (PWASET), 5:158-162, avril 2005.
- [ENV96] ENV 1064 Standard communications protocol for computer-assisted electrocardiography. European Committee for Standardisation (CEN), Brussels, Belgique, 1996.
- [FOU05] W. Fourati et M. S. Bouhlel , "Amélioration de la norme JPEG2000 par un prétraitement basé sur le filtrage ", 3rd International Conference SETIT2005, TUNISIA, 2005.
- [GAL88] D. Le Gall et A. Tabatabai, "Subband coding of images using symmetric short kernel filters and arithmetic coding techniques," in International conference on Acoustic, speech and signal processing, pp. 761-764, 1988.
- [GAR01] M. Garland, A. Willmott et P. Heckbert, "Hierarchical face clustering on polygonal surfaces" ,Dans ACM Symposium on Interactive 3D Graphics., pages 49-58,2001.
- [GEM84] S. Geman et D. Geman, "Stochastic relaxation, gibbs distributions, and the bayesian restoration of images", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence., Vol. 6, No. 6, pp. 721-741, 1984.
- [GEO75] M.A. Georgeson et G.D. Sullivan, 'Contrast constancy: deblurring in human vision by spatial frequency channels', J Physiol, 252, (3), pp. 627-656,1975.
- [GHA03] M. Ghanbari, "Standard Codecs: Image Compression to Advanced Video Coding", IEE Telecommunication Series, 2003.
- [GOD97] F. Godtliebsen, E. Spjøtvoll et J.S. Marron, "A nonlinear gaussian filter applied to images with discontinuities", J. Nonparametric Statistics, Vol. 8, pp. 21-43, 1997.

-
- [GUP04] S. Gupta, R. Chauhan , et S. Sexana, "Wavelet-based statistical approach for speckle reduction in medical ultrasound images", *Med Biol Eng Comput* 2004; 42:189-192.
- [HUA98] NE. Huang, , Shen, Z., Long, SR., Wu, MC., Shih, HH., Zheng, Q., et al: 'The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis', *Proc. of the Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, March 1998, pp.903-995."
- [HUF52] D.A. Huffman, "A method for the construction of minimum-redundancy codes", *Proceedings of the I.R.E.*, pp 1098-1102, septembre 1952.
- [HUF54] D. A. Huffmann, "A methode for construction of minimum redundancy codes," in *Proceedings of the I.R.E.*, pp. 1098-1101, 1954.
- [ISE00] M. Isenburg, "Triangle Fixer : Edge-based connectivity compression", *Dans European Workshop on Computational Geometry*, pages 18–23, 2000.
- [ITU97] ITU, "Draft ITU-T Recommendation H.263, video coding for low bit rate communication," September 1997.
- [JAH04] B. Jähne, "Practical handbook on image processing for scientiPc and technical applications", CRC Press LLC, 2004.
- [JAI89] A. K. Jain, "Fundemantals of digital image coding", Prentice Hall, 1989.
- [JIA10] Y. Jiang, "A Practical Guide to Error-Control Coding Using MATLAB", ARTECH HOUSE, 2010.
- [JIT96] S. Jitprasithsiri et H. Lee. « Development of a Digital Image Processing Algorithm to Compute a Unified Crack Index for Salt Lake City", *Dans Transportation Research Record, Annual Meeting, Washington, Etats-Unis, janvier 1996.*
- [KAR00] Z. Karni, et C. Gotsman, "Spectral compression of mesh geometry", *Dans ACM Siggraph*, pages 279–286. 2000.
- [KAU05] L. Kau et Y. Lin, "Adaptive lossless image coding using least squares optimization with edge-look-ahead", *Circuits and Systems II : Express Briefs, IEEE Transactions on*, 52(11) :751-755, Nov. 2005.
- [KEM92] B. Kemp, A. Varri , AC. Rosa , KD. Nielsen et J. Gade,"A simple format for exchange of digitized polygraphic recordings", *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology Volume 82, Issue 5, Pages 391–393, May 1992.*
- [KHO00] A. Khodakovsky, P. Schroder et W. Sweldens, "Progressive geometry compression", *Dans ACM Siggraph*, pages 271–278, 2000.

-
- [KOD13] Kodak Lossless True Color Image Suite: <http://r0k.us/graphics/kodak/>
- [KOR98] P. Kornprobst, "Contributions à la Restauration d'Images et à l'Analyse de Séquences: Approches Variationnelles et Solutions de Viscosité", Thèse de Doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, 1998.
- [KOS94] L. Koskinen et A. Jaakko, "Soft morphological filters: a robust morphological filtering method", *Journal of Electronic Imaging* Vol. 3, pp. 60-70, 1994.
- [KUN99] M. Kunt, "Traitement numérique des signaux", Presses Polytechniques et Universitaires Romandes, 1999.
- [KUT96] R. Kutka, A. Kaup et M. Hager, "Quality improvement of low-data rate compressed video signals by pre- and postprocessing", In Ohta, N., editor, *Proceedings of SPIE, Digital Compression Technologies and Systems for Video Communications*, volume 2952 of Presented at the Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference, pages 42-49, 1996.
- [LAV05] G. LAVOUE , "Compression de surfaces, basée sur la subdivision inverse, pour la transmission bas débit et la visualisation progressive", Thèse de Doctorat Université Lyon 1, p. 221, décembre 2005.
- [LEE02] H. Lee , P. Alliez et M. Desbrun, "Angle-Analyzer : A triangle-quad mesh codec", *Computer Graphics Forum*, 21(3) :383-392, 2002.
- [LEK02] H. Lekhal et P. E. Ellefsen, "La perception des couleurs par l'oeil, 2002", [En ligne] : <http://www.bioinformatics.org/oeil-couleur/>.
- [LIN04] A. Linderhed, "Adaptative image compression using wavelets packets and empirical mode decomposition", PhD. thesis, Department of Electrical Engineering, Linköping University, Sweden, 2004.
- [LIN11] W. Lin et C.-C. Jay Kuo, "Perceptual visual quality metrics: A survey", *J. Vis. Commun.* 2011.
- [LOR03] F. Loras et J. Fournie, " H.264/MPEG-4 AVC, un nouveau standard de compression vidéo", In CORESA'03, Lyon, January 16-17, 2003.
- [LUB95] J. Lubin, "A visual Discrimination model for imaging system design and evaluation", *Vision model for target detection and recognition*, Eli Peli, Editor, World Scientific, pp. 245-283, 1995.
- [LUK06] R. Lukac et N.P. Kostantinos, "Color Image Processing: Methods and Applications", CRC Press, 2006.

-
- [MAC92] B. Macq, "Weighted optimum bit allocations to orthogonal transforms for picture coding", *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 10(5) :875-883, 1992.
- [MAI94] Ph. Mainguenaud, R. Jeansoulin, "Texture Filtering as a Pre-processing for Neural Network Learning and Classification of E.R.S.1 Images", *Proceedings Europto Rome. Image and Signal Processing for Remote Sensing*, Vol 2315, 1994.
- [MAN74] J. L. Mannos, D. J. Sakrison, "The Effects of a Visual Fidelity Criterion on the Encoding of Images", *IEEE Transactions on Information Theory*, pp. 525-535, Vol. 20, No 4, 1974.
- [MAR00] M. W. Marcellin, M. J. Gormish, A. Bilgin, et M. P. Boliek, "An overview of JPEG-2000," in *Data Compression Conference Proceedings*, pp. 523-541, March 2000.
- [MAR04] P. Marziliano, F. Dufaux, S. Winkler et T. Ebrahimi, " Perceptual blur and ringing metrics: application to JPEG2000 ", *Signal Processing: Image Communication* 19, 163-172, 2004 .
- [MAT75] G. Matheron, "Random sets and integral geometry", John Wiley and Sons, 1975.
- [MED02] F.N.S Medeiros, N.D.A. Mascarenhas, R.C.P Marques, et C.M. Laprano, "Edge preserving wavelet speckle filtering", in *5th IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and In-terpretation*, Santa Fe, NM, pp. 281-285, April 7-9, 2002.
- [MIC06] O. Michailovich et A. Tannenbaum "Despeckling of medical ultrasound images", *IEEE Transactions on ultrasonics, ferroelectrics and frequency control*, 53: 64-78, 2006.
- [MIC27] A.A. Michelson, "Studies in optics", University of Chicago Press, 1927.
- [MIY98] M. Miyahara, "Objective Picture Quality Scale (PQS) for image coding", *IEEE*, Vol 46, 1998.
- [MOO12] Moorthi, M., and Amutha, R.: 'A Modified Medical Image Coder with Contrast Enhancement', *European Journal of Scientific Research*, 2012, 85, pp. 207-217.
- [MPE91] MPEG-1, Coding of moving pictures and associated audio for digital storage media at up to about 1.5 Mb/s, November 1991.
- [MPE94] MPEG-2, Generic coding of moving pictures and associated audio information, November 1994.
- [MPE95] MPEG-4, Testing and evalutaion procedures document, July 1995.
- [MUM89] D. Mumford et J.Shah, "Optimal approximations by piecewise smooth functions and variational problems", *Communication on Pure and applied Mathematics*, Vol. 42, No.5, pp. 577-685, 1989.

-
- [NAI07] A. NAÏT-ALI et C. CAVARO-MÉNARD, "Compression des images et des signaux médicaux", *Traité IC2, série Information et science du vivant*, 2007.
- [NGU07] T. S. Nguyen, P. Vrignat, M. Avila, S. Begot et F. Duculty, "Détection de défauts sur la surface de chaussées par système de vision", Dans *Groupe de recherche et d'études du traitement du signal et des images*, pages 1097-1100, Troyes, France, septembre 2007.
- [NIL85] N. B. Nill, "A visual weighted cosine transform for image compression and quality assessment", *IEEE Transactions on communications*, Vol. 33, pp. 551-556, 1985.
- [NOS01] A. Nosratinia, "Enhancement of jpeg-compressed images by reapplication of jpeg", *Journal of VLSI Signal Processing*, 27(1-2) :69-79, 2001.
- [NUN03] Nunes, J.C., Bouaoune, Y., Delechelle, E., Niang, O., and Bunel, P.: 'Image analysis by bidimensional empirical mode decomposition', *Image Vision Comput*, 2003, 21, (12), pp. 1019-1026.
- [OUN12] 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.
- [OZK93] M. Ozkan, M. Sezan et A. Tekalp, "Adaptive motion-compensated filtering noisy image sequences", *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology*, 3(4) :277-290, 1993.
- [PEC08] S. Péchard, "Qualité d'usage en télévision haute définition : évaluations subjectives et métriques objectives", thèse de doctorat de l'université de Nantes, 2008.
- [PED09] M. Pedersen et J. Y. Hardeberg, "Survey of full-reference image quality metrics", Dans *GCIS'2009 Global Congress on Intelligent Systems*, Gjøvik, Norway, Juin 2009.
- [PEL90] E. Peli, "Contrast in complex images. *Journal of the Optical Society of America*, 7 :2032-2040, 1990.
- [PEL93] E. Peli, L. E. Arend, G. M. Young et R. B. Goldstein, "Contrast sensitivity to patch stimuli : effects of spatial bandwidth and temporal presentation", *Spatial Vision*, 7(1):1-14, 1993.
- [PEN93] W. B. Pennebaker et J. L. Mitchell, "JPEG: still image compression standard", New York: Van Nostrand Reinhold, 1993.

-
- [PER90] P. Perona et J. Malik, "Scale space and edge detection using anisotropic diffusion", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12, No. 7, pp. 629-239, 1990.
- [POD04] A. Podlasov et E. Ageenko, "Morphological Reconstruction of Semantic Layers in Map Images", Technical report, University of Joensuu, Department of computer science, Finland, 2004.
- [RAB05] H. Rababaah, J. Wolfer et D. Vrajitoru, "Asphalt Pavement Crack Classification: a Comparison of GA, MLP, and SOM", Dans Proceeding of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO'05 and SIGEVO 1), pages 1097-1100, Washington, DC, juin 2005.
- [RAM98] G. Ramponi, "A cubic unsharp masking technique for contrast enhancement", Signal Processing, 67, (2), pp. 211-222, Jun 1998.
- [RAS02] C. Rasse, V. Leemans, M.-F. Destain et J.-C. Verbrugge. "Bearing capacity of roads, railways and airfields, Chapitre Application of Image Analysis to the Identification Détection de fissures", rapport de master recherche, Septembre 2010.
- [RIV03] É. Rivier, "Communication audiovisuelle", Springer-Verlag France, 2003.
- [SAC08] I. Sachpazidis, "Image and Medical Data Communication Protocols for Telemedicine and Teleradiology", Phd thesis, Department of Cognitive Computing and Medical Imaging, 2008.
- [SAL08] D. Salomon, "A Concise Introduction to Data Compression", Springer-Verlag London Limited 2008.
- [SAL95] P. Salembier et J. Serra, "Flat zones filtering, connected operators, and filters by reconstruction", Proc. IEEE Trans Image Process., Vol. 4, No. 8, pp. 53-60, 1995.
- [SAN01] P.-V. Sander, J. Snyder, S.-J. Gortler et H. Hoppe, "Texture mapping progressive meshes", Dans ACM Siggraph, pages 409-416, 2001.
- [SAN02] B. Sankur, K. Sayood et I. Avcibas, "Statistical evaluation of Image quality measure", Journal of Electronic Imaging, Vol 11, Avril 2002.
- [SEG09] Z.A. Seghir et F. Hachouf. "Image Quality Assessment Measure based on Region displacement with distorted pixels for compressed Images", Third International Conference on Electrical Engineering Design and Technologies (ICEEDT09), Oct. 31-Nov. 2, 2009, Sousse, Tunisia.

-
- [SER11] K. SERIR, "Application des codes correcteurs d'erreurs Reed Muller", Mémoire de fin d'études Pour l'obtention du diplôme Master en Informatique, Université Abou Bakr Belkaid- Tlemcen, 2011.
- [SER82] J. Serra, "Image Analysis and Mathematical Morphology", London: Academic Press, Ch. 2, pp. 50-62, 1982.
- [SHE13] Q. Shen-En, "Optical satellite signal processing and enhancement", Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE), 2013.
- [SHE97] M.-Y. Shen et C. Kuo, "Review of image postprocessing techniques for compression artifact removal", In Tescher, A. G., editor, Proceedings of SPIE, Applications of Digital Image Processing XX, volume 3164 of Presented at the Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference, pages 372-382, 1997.
- [SHI05] I. Shivprakash et S. K. Sinha, "A robust approach for automatic detection and segmentation of cracks of underground pipeline images", Image and Vision Computing, 23:921-933, 2005.
- [SOC98] N. Sochen, R. Kimmel et R. Malladi, "A geometrical framework for low-level vision", IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 7, No. 3, pp. 310-318, 1998.
- [SOI04] P. Soille, "Morphological Image Processing: Principles and Applications", Heidelberg: Springer-Verlag, 391 p, 2004.
- [STA00] J.-L. Starck, E. Candes et D. L. Donoho, "The curvelet transform for image denoising", IEEE Trans. on Image Process. 11(6), 670-684, 2000.
- [STA11] W. Stallings, "Cryptography and network security principles and practice fifth edition", Pearson Education, Inc., 2011.
- [SUN06] X. Sun, F. Wu, S. Li, et W. Gao, "In-loop deblocking filter for block based video coding", In Proceedings of International Conference on Signal Processing, volume 1, pages 33-36, 2006.
- [SUN13] L. Sun, I.H. Mkwawa, E. Jammeh et E. Ifeachor, "Guide to Voice and Video over IP For Fixed and Mobile Networks", Springer-Verlag London, 2013.
- [SZY03] A. Szymczak, J. Rossignac, et D. King, "Piecewise regular meshes : Construction and compression", Journal of Graphical Models, 64(3-4) :183U-198. 2003.
- [TAQ10] J. Taquet et C. Labit, "Une introduction à la compression d'images médicales volumiques", Rapport de recherche INRIA, Juin 2010.

-
- [TAI03] TAI, SC., WANG, CC., HUANG, LS., CHEN, YR.: 'Morphological De-ringing Filter Design for JPEG-2000', *Journal of Information Science and Engineering*, 2003, 19, pp. 667-680.
- [TOM98] C. Tomasi et R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images", In *International Conference on Computer Vision.*, pp. 839-846, Bombay, India, 1998.
- [VAL04] S. Valette et J.-M. Chassery, "Approximated centroidal voronoi diagrams for uniform polygonal mesh coarsening", *Computer Graphics Forum*, 23(3) :381-389. 2004.
- [VAS07] S. V. Vaseghi, "Multimedia Signal Processing Theory and Applications in Speech, Music and Communications", John Wiley & Sons Inc., 2007.
- [VEN13] A. Venot, A. Burgun et C. Quantin, "Informatique médicale, e-Santé :Fondements et applications", Springer-Verlag France, 2013.
- [VIN93] L. Vincent, "Morphological grayscale reconstruction: Definition, efficient algorithms and applications in image analysis", In: *Proceedings of the International Computer Vision and Pattern Recognition Conference*, pp. 176-201. Piscataway, NJ, USA (1993).
- [WAN02] K. C. P. Wang et W. Gong, "Automated Pavement Distress Survey: A Review and A New Direction", Dans *Pavement Evaluation Conference*, pages 21-25, 2002.
- [WAN03] Z. Wang, E.P. Simoncelli et A.C Bovik, "Multi-scale structural similarity for image quality assessment", *Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 2003.
- [WAT87] A. B. Watson, "The cortex transform: rapid computation of simulated neural images", *Computer Vision, Graphics, and Image Processing archive Volume 39 Issue 3*, Pages 311-327, Sept. 1987
- [WAT93] A. B. Watson, "DCTune: A technique for visual optimization of DCT quantization matrices for individual images", *Society for Information Display Digest of Technical Papers*, Vol. 14, pp. 946-949, 1993.
- [WAT97] A. B. Watson, G. Y. Yang, J. A. Solomon et J. Villasenor, "Visibility of wavelet quantization noise. *IEEE Transactions on Image Processing*, 6(8):1164{1175, 1997.
- [WEI96] M. Weinberger, G. Seroussi, et G. Sapiro. LOCO-I : A Low Complexity, Context-Based, Lossless Image Compression Algorithm. In *Proc. IEEE Data Compression Conference*, Snowbird, Utah, March-April 1996.

-
- [WES00] S. Westland, J. Shaw et H. Owens : Colour statistics of natural and man-made surfaces. *Sensor Review*, 20(1):50-55, 2000.
- [XIA97] W. Xiaolin et N. Memom, " Context-based, adaptative, lossless image coding", *IEEE TRANSACTIONS ON COMMUNICATIONS*, 45(4) :437-444, APRIL 1997.
- [XIN01] L. Xin et M. T. Orchard, "Edge-directed prediction for lossless compression of natural images", *IEEE Transactions on Image Processing*, 10 :813-817, 2001.
- [ZEY08] E.H. Zeybeck et A. Nait-Ali,"Improvement of JPEG2000 lossy compression performance using preliminary nonlinear-filtering", *Proc. Int. J. Signal Process.* 4, 24-30 ,2008.
- [ZEY12] E. Zeybek, "Compression multimodale du signal et de l'image en utilisant un seul codeur", thèse de doctorat, Ecole Doctorale : MSTIC, Paris XII, 2011.
- [ZIA12] A. S. Zianou , "Evaluation de la qualité d'image », thèse de doctorat Université de Mentouri - Constantine, 2012.
- [ZIV77] J. ZIV et A. LEMPEL, "A universal algorithm for sequential data compression", *IEEE transactions on information theory*, vol. 23, no. 3, pages 337-343, May 1977.
- [ZRI10] A. Zribi, "Décodage conjoint source/canal des codes entropiques. Application à la transmission d'images ", Thèse de Doctorat l'Université de Bretagne-Sud, 2010.