

Définition quantitative des matrices de pondération psychovisuelles pour la quantification adaptée en codage sous-bandes d'images

E. Nguyen et C. Labit

IRISA/INRIA, Campus de Beaulieu 35042 Rennes Cedex, France

RÉSUMÉ

On se propose de définir une méthodologie pour la définition quantitative des matrices de quantification psychovisuelles pour la compression adaptée des représentations de type fréquentiel utilisées pour le codage du signal image à moyen et faible débit. En particulier, on se limite ici à la quantification scalaire uniforme qui réalise un bon compromis efficacité-complexité. Dans le cadre d'une représentation donnée, la génération numérique de telles matrices pour un débit entropique et un type d'image donnés, évite dans une large mesure l'opération délicate de mise au point manuelle sur la base de test subjectifs pour peu que l'on dispose d'un critère analytique moyen de perception à savoir la réponse en fréquence de la sensibilité visuelle au contraste.

1 Introduction

La quantification scalaire adaptée au sens psychovisuel est communément utilisée dans les schémas de codage d'images utilisant des transformées ou plus généralement des décompositions en sous-bandes utilisées seules (JPEG [4]), ou couplées à des techniques de compensation de mouvement dans le cadre du codage hybride de séquences d'images (de type H261 CCITT et MPEG ISO [6]). On s'intéresse ici au cas des décompositions orthogonales où les coefficients générés par des transformations classiques basées *blocs* (DCT), ou par bancs de filtres parallèles (LOT, ELT, ...) ou dyadiques (CQF, Paquet d'ondelettes ...) sont les entrées des dispositifs de quantification associés à chacune des sous-bandes. Il s'agit de coefficients intra-images dans le cadre de la décomposition d'images fixes et de coefficients inter-images pour les images d'erreur de prédiction dans le cadre des codeurs hybrides. De manière pratique la décorrélation opérée par les décompositions permet de se limiter à une simple quantification scalaire [2], simple à implémenter, pour des débits typiquement $\geq 0.3bpps$. Grâce à la nature fréquentielle de l'analyse opérée par les décompositions, il est possible de coder les différentes sous-bandes selon la sensibilité relative du système visuel humain (SVH) aux erreurs introduites lors de la quantification. Le modèle de perception généralement utilisé est la fonction de sensibilité au contraste mesurée en fonction des fréquence spatiales et temporelles pour des stimuli spécifiques $W(f_x, f_y, f_t)$ [3]. Pour le codage des images fixes, une des hypothèses classique vérifiée expérimentalement en psychovision, est de considérer que la réponse visuelle $W(f_x, f_y)$ est passe-bande [9]. En conservant un formalisme classique débit-distorsion, le problème revient à résoudre l'allocation optimale en débit dans

ABSTRACT

The problem of the quantitative design of perceptual entropy-constrained quantization for frequency-type transform-subband coefficients is addressed. Uniform threshold quantization is often used since it provides a good efficiency-complexity trade-off at common middle to low rates. The aim of this work is to propose a methodology, given a spatio-temporal *contrast sensitivity function* of the human visual system, to compute the weighted quantization matrices commonly used in adaptive quantization techniques, thus avoiding (at least to some extent) tedious and time-consuming psycho-visual experiments for a class of images and a given frequency-type decomposition.

les bandes. Le critère à minimiser est de type Erreur Quadratique Moyenne *pondérée* EQM_{pond} où les pondérations dépendent du modèle psychovisuel $W(f)$ considéré, sous la contrainte d'un débit moyen donné. On se limite ici à un débit *entropique* moyen de sortie des quantificateurs, sans considérer les contraintes liées au choix particulier du codage entropique (Arithmétique, Huffman, ... associés à des réarrangements ou balayages spécifiques) opéré à l'issue de la quantification. La méthode proposée repose sur l'hypothèse de stationnarité des sous-bandes sources dont les distributions sont modélisées par des *Gaussiennes Généralisées*. Notons que l'optimisation globale du problème d'allocation conduit à une solution moyenne au sens de l' EQM_{pond} qui ne prend pas en compte les effets de masquage locaux. L'extension directe à une approche de codage basée régions est également présentée.

2 Quantification et Allocation en débit optimale

Soit D la distorsion quadratique totale (EQM) et $D_{i,j}$ la distorsion associée à la quantification de la sous-bande (i, j) (indices de bandes fréquentielles horizontales et verticales dans le cas séparable). Pour un débit total alloué R_{al} le problème classique de l'allocation optimale consiste à déterminer les débits $R_{i,j}$ à allouer dans chacune des bandes et se formule de la manière suivante :

$$\min_{\{R_{i,j}\}} D \quad \text{sous la contrainte} \quad \sum_{i,j} R_{i,j} \leq R_{al} \quad (1)$$

Les sous-bandes étant considérées ici comme codées de manière indépendante, les contributions en débit des sous-bandes



sont additives. L'additivité des distorsions associées est vérifiée dans le cas de décompositions *orthogonales* :

$$D = \sum_{i,j} D_{i,j} \quad (2)$$

La formulation se généralise à l'introduction de fonctions de "poids" $W_{i,j}$ reliées ici à la perception visuelle humaine. Alors :

$$D = \sum_{i,j} W_{i,j} D_{i,j} \quad (3)$$

Le problème général ci-dessus se résout analytiquement par la technique des multiplicateurs de Lagrange grâce à la séparabilité des termes débit-distorsion, lorsque les fonctions $D_{i,j}$ et $R_{i,j}$ sont connues ou modélisables. Les fonctionnelles $D_{i,j}(R_{i,j})$ associées dépendent du type de quantification utilisé et des distributions des sources supposées stationnaires. La solution n'est généralement connue que sous des hypothèses dites *haute résolution* ("haut débit") [2].

2.1 Quantification scalaire uniforme

On se limite ici à la quantification scalaire (la plus simple et la plus couramment utilisée) qui permet d'atteindre un bon compromis efficacité-complexité dans le cas de schémas de quantification avec contrainte entropique [5]. L'extension au cas vectoriel *intra-bande* pourrait être envisagée. Dans ce cas et pour des sources sans mémoire, de densités de probabilité exponentielles "étroites", de type Gaussienne-généralisée (DGG):

$$p(x) = \alpha \cdot \exp\{-|\beta \cdot x|^\gamma\} \quad \text{où } 0.1 \leq \gamma \leq 1 \quad (4)$$

avec $\alpha = \frac{\beta\gamma}{2\Gamma(1/\gamma)}$ et $\beta = \frac{1}{\sigma_x} \sqrt{\frac{\Gamma(3/\gamma)}{\Gamma(1/\gamma)}}$, la performance $R(D)$ de la quantification *uniforme* approche celle de la quantification scalaire optimale [1]. Dans le cas d'une décomposition intra-image et de manière classique, la bande basse-fréquence (représentant une approximation du signal source original à une résolution inférieure) est généralement décorrélée spatialement par un codage MICD tandis que les bandes "hautes fréquences" sont simplement codées par MIC. L'observation des distributions statistiques des sous-bandes (bande passe-bas après prédiction linéaire causale à 3 voisins) par test d'adéquation statistique (Kolmogorov-Smirnov ou χ^2) montre que les bandes sont bien modélisées par des DGG du type (4) (voir par exemple [12]). Le problème revient donc à trouver l'ensemble des pas de quantification $\{Q_{i,j}\}$ satisfaisant (1).

Dans l'hypothèse de densités de probabilité de type Laplacienne pour les sous-bandes, et dans la limite des débits élevés, on montre [7] que les pas $Q_{i,j}$ satisfait :

$$Q_{i,j} = \frac{a}{\sqrt{N_{i,j} \cdot W_{i,j}}} \quad (a = \text{facteur d'échelle}) \quad (5)$$

où les $N_{i,j}$ correspondent aux facteurs de sous-échantillonnage des bandes (i, j) . $\sqrt{N_{i,j} \cdot W_{i,j}}$ est appelé le seuil de visibilité de la bande (i, j) . Ceci justifie de manière formelle l'utilisation des matrices de pondération psychovisuelle utilisées dans les schémas de codage standarts [4, 6]. Ce résultat peut se généraliser pour des distributions DGG mais l'approximation *haute résolution* (5) n'est cependant plus valide

dans le cas général et conduit à une solution sous-optimale. L'obtention des $Q_{i,j}$ passe alors par une résolution numérique dérivée de celle proposée par Shoam-Gersho [11].

2.2 Méthode numérique

L'utilisation de la méthode des multiplicateurs de Lagrange pour la résolution du problème contraint (1) :

$$\min_{\{q_{i,j}\}} \sum_{i,j} \rho_{i,j} W_{i,j} D_{i,j}(q_{i,j}) \quad : \quad \sum_{i,j} \frac{R_{i,j}(q_{i,j})}{N_{i,j}} \leq R_{al} \quad (6)$$

où les $\{q_{i,j}\}$ sont les pas de quantification normalisés :

$$q_{i,j} = \frac{Q_{i,j}}{\sigma_{i,j}} \quad \sigma_{i,j} \text{ variance (énergie) sous-bande} \quad (7)$$

et les $\{\rho_{i,j}\}$ sont les *activités énergétiques* relatives des sous-bandes :

$$\rho_{i,j} = \frac{\sigma_{i,j}^2}{\sigma^2} \quad \text{avec } \sigma^2 = \sum_{i,j} \sigma_{i,j}^2 \quad (8)$$

permet de se ramener à un problème sans contrainte; à savoir trouver parmi les valeurs du multiplicateur $\lambda > 0$:

$$\lambda = -N_{i,j} W_{i,j} \rho_{i,j} \frac{\partial D_{i,j}/\partial q_{i,j}}{\partial R_{i,j}/\partial q_{i,j}} \quad \text{pour tout } (i, j) \quad (9)$$

associé aux solutions individuelles $D_{i,j}(R_{i,j})$ celle optimale λ^* tel que [10]:

$$\max_{\lambda} F(\lambda) = \{D(\lambda) + \lambda(R(\lambda) - R_{al})\} \quad (10)$$

où $F(\lambda)$ est une fonction *concave*. Le cadre plus général de cette méthode consiste à déterminer le point R^* associé, sur l'*enveloppe convexe* du nuage de points *opérationnels* $R(D)$ construit à partir des performances $D_{i,j}(R_{i,j})$ admissibles pour chacune des sous-bandes. La discrétisation et la restriction à un ensemble fini de stratégies de quantification possibles rendent la résolution du problème pratiquement moins complexe. La procédure d'allocation optimale résulte alors en deux procédures d'optimisation imbriquées comme décrit par exemple dans [10]. Cependant ici, l'optimisation est réalisée sur la base de modèles analytiques de distributions ce qui permet de s'affranchir d'une phase de pré-calcul des fonctions de quantification $D_{i,j}(Q_{i,j})$ et $R_{i,j}(Q_{i,j})$ pour chacune des images traitées. Cette opération est remplacée par une phase d'analyse qui fournit les valeurs des activités énergétique $\{\rho_{i,j}\}$ et la forme des distributions via les paramètres de modélisation DGG $\{\gamma_{i,j}\}$ (obtenus par test d'adéquation de Kolmogorov-Smirnov; sur erreur de prédiction pour la bande passe-bas); Ces ensembles de valeurs peuvent être considérés comme des paramètres de classification associés à la représentation d'une image dans l'espace transformé considéré. La méthode repose sur l'utilisation d'une base de données commune $\{D_\gamma(q), R_\gamma(q), \lambda_\gamma(q)\}$, pour un ensemble de valeurs γ données et un domaine fini de quantifications $\{q_{min}, \dots, q_{max}\}$ possibles avec $\frac{\Delta q}{q} = \epsilon$. Le calcul du critère $F(\lambda)$ du problème sans contrainte se ramène alors à des opérations de lecture, et de ce fait est très rapide. Pour un ensemble borné de valeurs de q , la recherche d'une solution λ^* approximant par défaut la valeur de R_{al} nécessite parfois la non-prise en compte de certaine

bandes peu "énergétiques". L'allocation se fait alors en plusieurs passes en allouant successivement un débit minimal aux bandes classées de manière croissante selon leur contribution à la distorsion globale D . La contrainte entropique de sortie $R_{al} = H$ du banc de quantificateurs, définie comme la moyenne des entropies d'ordre 1 des bandes-sources sans mémoire, est le paramètre d'entrée du problème pour un type d'image et un type de représentation donnés.

Le calcul des pondérations psychovisuelles $W_{i,j}$ associé au choix de la fonction de sensibilité visuelle $W(f)$ constituent les points de "réglage" au sens subjectif. Nous nous sommes limité ici à la méthode proposée par Macq [7] pour différentes mesures de la fonction $W(f)$ disponibles dans la littérature, en supposant une réponse visuelle isotrope en fréquence (fréquence radiale $f = \sqrt{f_x^2 + f_y^2}$).

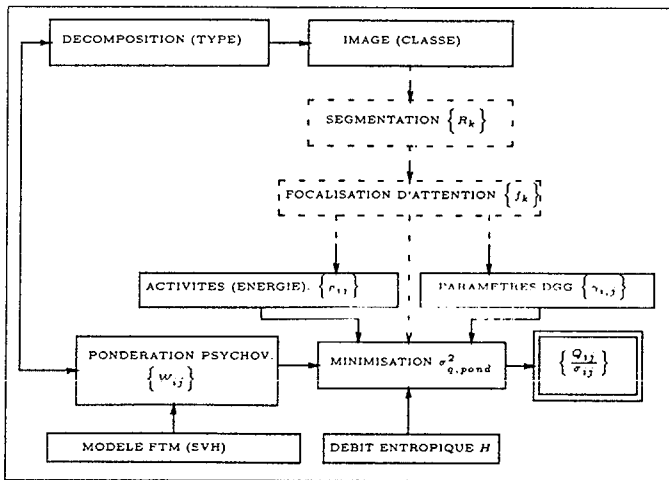


Figure 1 : Synoptique de la méthode numérique

3 Application à la génération de matrices de type JPEG

On donne en guise d'exemple des résultats obtenus pour la transformation unitaire classique DCT (blocs 8×8) utilisée comme base des schémas de compression standards pour images fixes (JPEG) ou animées (MPEG). Les performances *objectives* en terme de qualité de reconstruction (*PSNR*) pour un débit *entropique* H donné de sortie des quantificateurs (sans prendre en compte le codage entropique) sont résumées dans la Table 1 pour 2 images monochromes classiques. Les résultats de la méthode numérique sont comparés à ceux de la quantification JPEG donnée à titre d'exemple dans [4] pour 2 valeurs ($a = 1$ et 2) du facteur d'échelle. L'entropie de sortie de la quantification JPEG est l'entrée de la procédure d'optimisation. Les valeurs données entre parenthèses à droite des PSNR correspondent aux valeurs de débits associés après quantification effective des images. La précision sur la valeur de la paramétrisation γ des modèles de DGG et les pas normalisés des quantificateurs uniformes admissibles sont fixés a priori : $\Delta\gamma = 0.02$ et $10^{-3} \leq q \leq 20$ avec $\varepsilon = 10^{-2}$. On peut remarquer que les performances objectives associées à la méthode sont supérieures à l'exemple JPEG bien qu'ici l'*EQM* associée au *PSNR* ne soit pas le critère à minimiser. Du point de vue subjectif, les qualités des images reconstruites sont très proches. Les améliorations potentielles sur le plan visuel sont alors directement reliées au choix de la

Image (Lumin. Y)	PSNR		Entropie H (débit JPEG)
	JPEG [Q]	Optim. [Q]	
LENA	34.36 ($a = 1$)	34.41 (0.63)	0.68
512 \times 512	32.45 ($a = 2$)	32.50 (0.40)	0.43
BARBARA	33.40 ($a = 1$)	34.30 (0.85)	0.87
720 \times 576	30.14 ($a = 2$)	31.28 (0.57)	0.56

Table 1 : Résultats comparatifs avec quantification de type JPEG (2D-DCT 8×8).

fonction de sensibilité $W(f)$ utilisée (ici [9]) pour le calcul des poids $\{W_{i,j}\}$. L'apport de la modélisation DGG des distributions par rapport à l'hypothèse Laplacienne (5) au niveau des performances objectives $EQM_{pond}(H)$ est faible ($\leq 0.3dB$) comme le montrent les fonctions de quantification de la Fig. 2 pour l'image LENA. Cependant, sur le plan visuel, les parties présentant de faibles contrastes sont mieux reconstruites (Fig. 3) : les bandes basse-fréquences, très énergétiques, étant mieux modélisées par des DGG (typiquement $\gamma = 0.6$ pour l'erreur de prédiction résiduelle sur la bande "DC"). La méthode d'allocation optimale est cependant non-localisée, distribuant en moyenne les erreurs de quantification des sous-bandes selon leur contribution à la distorsion totale et selon la perception visuelle relative associée. L'extension directe à une allocation optimale basée régions est présentée ci-après.

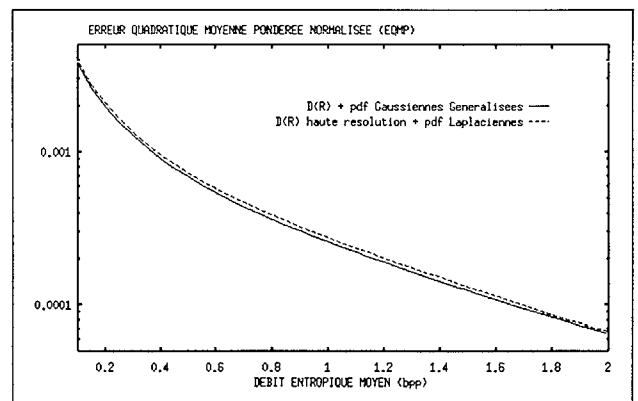


Figure 2 : LENA : performances $EQM_{pond}(H)$ avec hypothèses de distributions DGG et Laplaciennes.

4 Quantification adaptée basée régions

Avec les mêmes hypothèses de stationnarité des sous-bandes sources étendues à la notion de régions d'intérêt, l'extension du problème d'allocation en débit optimale basée régions est immédiate. Soit $\{R_k\}$, une segmentation a priori (par exemple, basée texture pour les images fixes ou basée mouvement pour les séquences d'images) associée à des taux d'occupation $\{\eta_k\}$ dans l'image et dans les sous-bandes. Le problème contraint (1) devient :

$$\min_{\{q_{i,j,k}\}} \sum_{i,j,k} f_k \rho_{i,j,k} W_{i,j,k} D_{i,j,k}(q_{i,j,k}) : \quad (11)$$

$$\sum_{i,j,k} \frac{\eta_k R_{i,j,k}(q_{i,j,k})}{N_{i,j,k}} \leq R_{al}$$

où les $\{f_k\}$ sont des coefficients de pondérations a priori permettant d'ajuster spatialement (au sens d'une focalisation

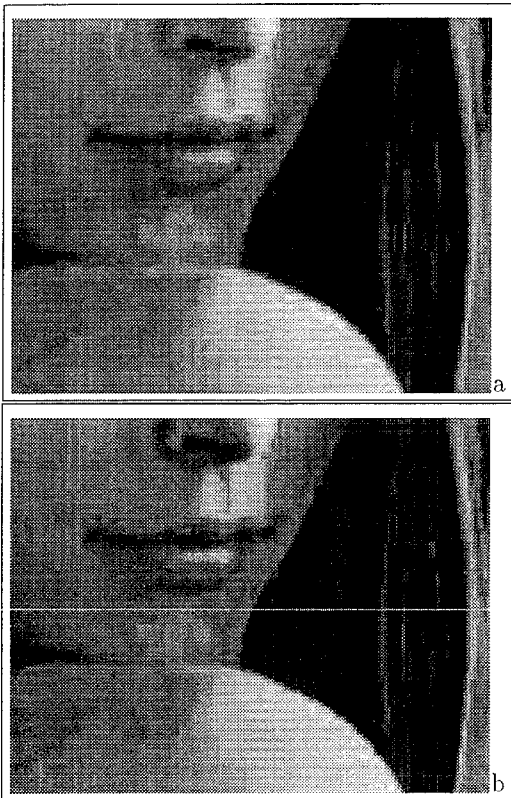


Figure 3 : LENA détail : Reconstruction après quantification à 0.4bpp , hypothèse distributions DGG (a) et Laplaciennes (b).

d'attention) la qualité de reconstruction, et k est l'indice de sommation supplémentaire sur les régions. La résolution du problème se ramène alors au cas précédent comme suggéré sur le synoptique de la Fig. 1. Le but visé est, pour un débit donné, de concentrer la qualité *visuelle* de reconstruction sur une ou plusieurs partie de l'image plutôt que de dégrader l'ensemble. Remarquons que les transformées "blocs" ou les décompositions sous-bandes/ondelettes qui peuvent se ramener à une projection sur des bases à la fois bien localisées en espace (pour la segmentation) et en fréquence (pour l'adaptation à la réponse visuelle) sont bien adaptées pour cette approche de codage. On donne ci-après un exemple d'une image segmentée au sens du mouvement et reconstruite après quantification à 0.1bpp avec et sans *focalisation d'attention* pour une décomposition $MLT4 \times 4$ [8] où la qualité de reconstruction (ici proportionnelle aux facteurs f_k) est attribuée selon des règles de priorité (véhicules en mouvement translationnel par exemple).

5 Conclusion

La méthode proposée dans le cadre simplifié de la quantification scalaire uniforme permet la génération automatique de matrices de quantification adaptée au sens psychovisuel sous la contrainte d'une entropie de sortie donnée et pour une modélisation adéquate des statistiques des sous-bandes par des gaussiennes généralisées. Le schéma peut être généralisé à la quantification vectorielle (intra-bande) plus performante. Dans le cas du codage hybride de séquences d'images, on sait que les statistiques des sous-bandes issues de l'erreur de compensation de mouvement sont également

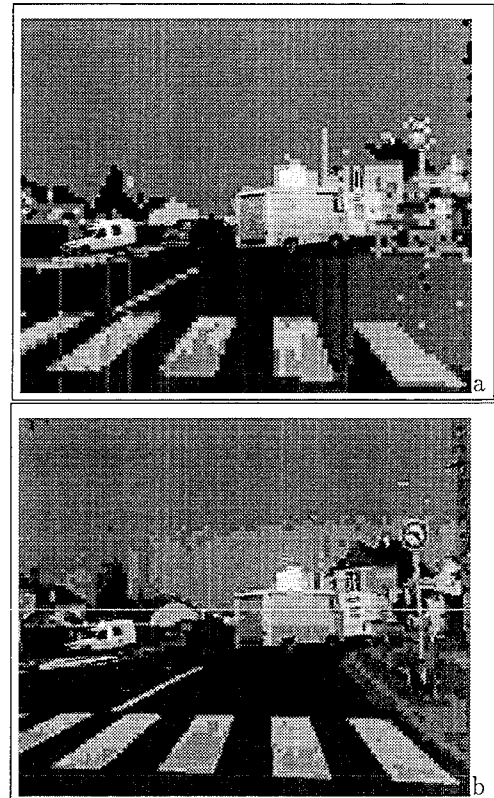


Figure 4 : Reconstruction après quantification à 0.1bpp avec (a) et sans (b) focalisation d'attention.

bien modélisées par des DGG. La fonction de sensibilité en fréquence doit cependant être adaptée selon la fréquence temporelle associée aux stimuli présents dans la scène [3].

Bibliographie

- [1] FARVARDIN N. et MODESTINO J.W. – Optimum quantizer performance for a class of non-gaussian memoryless sources. – *IEEE Trans. Inform. Theory*, 30:485–497, Mai 1984.
- [2] GERSHO A. et GRAY M. – Vector quantization and signal compression. – *Kluwer Academic Press, Chap. 8*, pages 225–257, 1992.
- [3] GIROD B. – Psychovisual aspects of image communication. – *Signal Processing*, 28(3):239–251, Septembre 1992.
- [4] JPEG, Draft ISO 10918. – Digital compression and coding of continuous-tone still images. – 1991.
- [5] KIM Y. H. et MODESTINO J.W. – Adaptive entropy coded subband coding of images. – *IEEE Trans. Image Processing*, 1:31–48, Janvier 1992.
- [6] LE GALL D.J. – The mpeg video compression algorithm. – *Image communication*, 4(2):129–140, Avril 1992.
- [7] MACQ B. – Weighted optimum bit allocations to orthogonal transforms for picture coding. – *IEEE Jour. Sel. Areas in Communications*, 10(5):875–883, Juin 1992.
- [8] MALVAR H.S. – Signal processing with lapped transforms. – *Artech House*, 1992.
- [9] MANNOS J.L et SAKRISON D.J. – The effects of a visual fidelity criterion on the encoding of images. – *IEEE Trans. on Inform. Theory*, 20(4):525–536, Juillet 1974.
- [10] RIOUL O. – Ondelettes régulières : Application à la compression d'images fixes. – *Thèse de l'ENST Paris*, 1993.
- [11] SHOHAM Y. et GERSHO A. – Efficient bit allocation for an arbitrary set of quantizers. – *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 36(9):1445–1453, Septembre 1988.
- [12] TANABE N. et FARVARDIN N. – Subband image coding using entropy-coded quantization over noisy channels. – *IEEE Jour. Sel. Areas in Communications*, 10(5):926–943, Juin 1992.