

# Recherches

---

## Comparaison de méthodes de prédiction et de quantification adaptatives dans le codage intra-image d'images de télévision par décomposition en sous-bandes

---

### *Comparison of Adaptive Prediction and Quantization Schemes in Intraframe Video Signal Coding by Subband Decomposition*

par Fabrice LALLAURET, Dominique BARBA

SEI/IRESTE  
La Chanterie – CP 3003  
F-44087 Nantes cedex 03

#### Résumé

Ce papier concerne le codage en sous-bandes par filtrage Pseudo-QMF des signaux d'images de télévision couleur. Le schéma général d'un tel système de codage comprend un mode intra-image dont nous allons ici présenter plusieurs variantes que nous avons étudié, qui permet de coder la première image dans une séquence d'images et de traiter les changements de plan, et un mode inter-images qui prend en compte les corrélations temporelles présentes dans la séquence à coder. Les méthodes proposées sont basées sur des codages prédictifs et des quantifications scalaires, la qualité visée des images reconstruites devant être excellente. D'abord nous proposons et comparons un ensemble de trois fonctions de prédiction adaptatives. Ensuite nous développons trois stratégies de quantification présentant des niveaux d'adaptativité différents. Toutes ces méthodes sont comparées entre elles d'abord en terme de gain entropique par rapport à un codage MIC (Modulation d'Impulsion Codée) pour la prédiction puis par mesure et appréciation de la qualité visuelle globale et locale en termes de débit, rapport signal à bruit et qualité d'image obtenue.

**Mots clés :** Codage en sous-bandes, Filtres QMF, Filtres Pseudo-QMF, Prédiction adaptative, Quantification adaptative, Modélisation du système visuel humain.

#### Abstract

*This paper deals with Pseudo-QMF sub-band coding of color TV signals based on DPCM schemes with scalar quantization. The coding scheme includes two operating modes. The first one, named intra-frame and presented here, is used to code the beginning of a sequence and to process the scene cuts. The second one is an inter-frame coding mode, which allows to take into account the temporal correlations. The proposed methods are based upon predictive coding system and scalar quantization and the objective is to get an excellent visual quality of the decoded images. First, we proposed three sets of adaptive prediction functions and compared them. Then we developed three adaptive quantization schemes with different complexity of adaptation. All these methods have been tested and compared in terms of entropic gain over PCM coding scheme and also in terms of locally and globally visual quality. Finally we present our results in terms of bit-rate, peak SNR and visual quality of reconstructed images.*

**Key words :** Subband coding, P-QMF filter bank, QMF filter bank, Adaptive Prediction, Adaptive Quantization, Human Visual System Model.

---

## 1. Introduction

Les techniques numériques de codage d'images avec compression d'information ont montré déjà tout leur intérêt dans la réduction des débits nécessaires à la transmission des informations visuelles et de multiples méthodes de codage d'images TV ont été proposées [1]. On peut citer les méthodes par Modulation d'Impulsions Codées Différentielles Adaptatives (MICDA), les

méthodes de codage par blocs sans transformation (BTC), les méthodes de codage par transformation (DCT, KL, Hadamar,...), ..., l'apparition récente de normes de codage d'images fixes (JPEG : Joint Photograph Expert Group)[2] ou de séquences d'images (MPEG : Motion Picture Expert Group)[3] permet l'utilisation au quotidien de certaines techniques de codage d'images autrefois réservées à des applications précises. Mais la diversité des services de transmission d'images qui seront proposés dans un avenir proche implique l'utilisation de multiples résolutions spatiales et

temporelles. Dans ce cadre, il apparaît comme intéressant de concevoir des méthodes de codage compatibles permettant d'avoir explicitement une représentation propre de chacune des résolutions souhaitées en décodage. Le codage en sous-bandes est l'un des schémas possibles permettant de satisfaire à cette contrainte. Son principe est basé sur la décomposition du signal d'image à coder en bandes plus ou moins étroites (bandes de fréquences spatiales). Les signaux dans chacune des bandes après sous-échantillonnage critique sont codés séparément ou simultanément suivant le type de quantification utilisé (scalaire ou vectorielle intra/inter sous-bandes). C'est ce principe de base que nous avons utilisé dans l'étude de schémas de codage d'images de télévision couleur.

Les premières applications du codage en sous-bandes dans le domaine de l'image ont été effectuées par WOODS et O'NEIL [4] en utilisant des filtres QMF. Le codage du signal dans les sous-bandes était réalisé par MIC Différentiel (MICD) employant une quantification scalaire à distorsion quadratique minimale. Ces auteurs ont remarqué que la décorrélation dans les sous-bandes hautes fréquences ne permettait pas d'obtenir de gain notable avec un codage MICD par rapport à un codage MIC, en particulier si le schéma de décomposition comporte plus de quatre sous-bandes. De nombreux auteurs, intéressés par les performances prometteuses de telles décompositions ont ensuite poursuivi cette étude ([5], [6],...). GHARAVI et TABATABAI emploient, par exemple, une décomposition dyadique à sept sous-bandes. La sous-bande basses fréquences est codée par système MICD alors que les autres sous-bandes utilisent un codage MIC. Des quantificateurs utilisant une caractéristique de quantification avec *zone morte* complètent le schéma de codage. Dans [7], une décomposition en 16 sous-bandes par filtres P-QMF est effectuée. Chaque sous-bande est alors codée par MICD à l'aide d'un prédicteur à 3 coefficients dont les coefficients sont optimisés pour le signal de la sous-bande considérée. Les valeurs de ces coefficients prédicteurs sont transmises au décodeur. La quantification utilise une modélisation de l'effet de masquage dans le système visuel dû à la texture et au contraste. Les éléments quantifiés sont ensuite codés de façon entropique par blocs de taille variable selon un critère d'homogénéité. Cette étude est particulièrement intéressante car elle introduit des facteurs psychovisuels mais l'estimation qualitative des résultats obtenus et leur comparaison avec les autres méthodes est difficile à faire.

La plupart des auteurs utilise comme nous l'avons vu des méthodes prédictives pour coder les sous-bandes. Certains, par contre, comme dans [8] ont essayé des techniques plus complexes comme la quantification vectorielle prédictive afin de définir un schéma de codage original et efficace. Les signaux dans les différentes sous-bandes sont prédits : une série de vecteurs est alors construite en empilant les erreurs de prédiction obtenues, ces vecteurs d'erreurs sont ensuite quantifiés à l'aide d'un dictionnaire de référence constitué lors d'une phase d'apprentissage. Cette méthode tient compte des corrélations qui existent entre les bandes, mais la prise en compte du signal dans toutes les sous-bandes, y compris la sous-bande basses fréquences, ne nous paraît pas judicieuse

compte tenu des caractéristiques spécifiques de ce signal (valeur moyennes, corrélations,...). Plus couramment, les vecteurs sont constituées par des échantillons intra sous-bande comme dans [9] et [10]. La réalisation du dictionnaire et les métriques utilisées dans sa conception ne paraissent pas pour l'instant optimales mais cette technique est prometteuse et de nombreuses études portent actuellement sur son optimisation.

L'étude que nous présentons ici s'inscrit dans le cadre d'une étude plus large du codage des images ayant comme objectif applicatif de coder les images TV couleur à des débits de 15, 10 et 5 Mbit/s à partir d'un débit initial brut de 216 Mbit/s (Rec. CCIR 4 : 2 : 2). Le schéma général d'un tel système de codage comprend deux modes de fonctionnement distincts. Le premier, appelé mode intra-image, permet de coder la première image dans une séquence d'images et de traiter les changements de plan ainsi que les rafraîchissements périodiques (toutes les 10 ou 12 images) imposés pour la non-propagation dans le temps des erreurs de transmission qui ne sont pas corrigés par le code détecteur et correcteur d'erreurs. Le second, appelé mode inter-images, permet d'exploiter les corrélations temporelles présentes dans une séquence en utilisant un mécanisme de compensation de mouvement par mise en correspondance de blocs. Ce second mode de codage ne sera pas considéré dans cet article.

De façon plus précise, le travail présenté ici concerne la comparaison de différentes méthodes de prédiction et de quantification des signaux d'images décomposés en sous-bandes pour le codage intra-image (figure 1). Le schéma retenu associe en effet à la décomposition en sous-bandes, un codage de type MICD adaptatif des signaux dans les sous-bandes. Les méthodes testées sont toutes adaptatives avec un degré d'adaptation variable et reposent sur l'utilisation de propriétés statistiques du signal d'image de télévision décomposé en sous-bandes que nous avons déterminées et analysées assez finement.

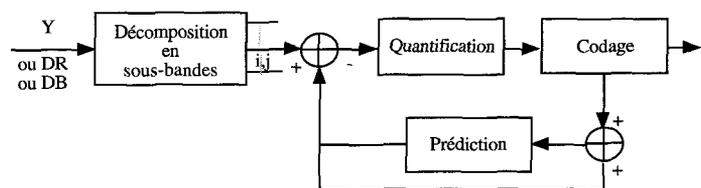


Figure 1. - Schéma de codage du mode intra-image.

Dans la section 2, nous présentons très brièvement le principe du codage et de la décomposition en sous-bandes de signaux par filtres P-QMF. La section 3 décrit d'abord certaines propriétés statistiques des signaux d'images décomposées en sous-bandes à partir desquelles le principe de trois schémas de prédiction adaptative ont été développés et évalués. Trois stratégies de quantification adaptatives ont été conçues et sont comparées dans la section 4. Le codage des informations fait l'objet de la section 5. Celui-ci est basé sur un découpage des sous-bandes hautes-fréquences en blocs. Sur chacun d'eux une fonction d'activité est calculée et utilisée dans un critère définissant leur codage

ou non. Ce même critère d'activité permet de définir la qualité de la quantification des sous-bandes basses-fréquences par le choix du nombre de niveaux de quantification des quantificateurs utilisés. Enfin nous présentons dans la section 6 les résultats de ces méthodes obtenus en terme de qualité et de débit avant de conclure.

## 2. Principe de la décomposition en sous-bandes

### 2.1. GÉNÉRALITÉS

La décomposition en sous-bandes permet la représentation d'un signal par un ensemble de signaux à largeurs de bandes spectralement limitées où chacun d'eux est sous-échantillonné de façon critique pour tenir compte de sa largeur de bande réduite. Ceci permet ainsi de conserver un nombre total d'échantillons pour représenter les signaux décomposés identique à celui du signal d'origine. La figure 2 montre la décomposition d'un signal  $x(n)$  en  $N$  sous-bandes d'égales largeurs.

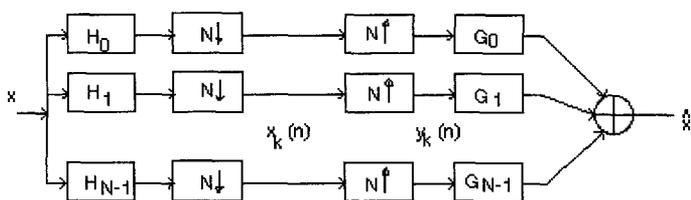


Figure 2. – Schéma de décomposition/recomposition pour  $N$  sous-bandes.

La reconstruction du signal se fait par sur-échantillonnage dans chacune des sous-bandes en insérant  $N - 1$  valeurs nulles entre chaque échantillon. Les  $N$  signaux ainsi obtenus sont alors filtrés à l'aide des filtres d'interpolation  $G_i$  ( $i = 0, \dots, N - 1$ ). La sommation des  $N$  signaux permet alors la reconstruction  $\hat{x}(n)$  du signal (figure 2). Des conditions sur les jeux de filtres  $H_i$  de décomposition et de reconstruction  $G_i$  permettent, si elles sont strictement ou non satisfaites, de faire en sorte que  $\hat{x}(n)$  soit égal au signal d'origine (banc de filtres à décomposition/reconstruction exacte) ou en soit très proche.

Pour mieux comprendre le principe de cette décomposition, on peut écrire les équations concernant une décomposition d'un signal en deux sous-bandes d'égales largeurs (figure 3). Les filtres  $H_0$  et  $H_1$  correspondent respectivement à un filtre demi-bande passe-bas de bande passante  $[0, 1/4]$  et un filtre passe-haut couvrant la bande de fréquences  $[1/4, 1/2]$ . On peut montrer aisément ([11], [12]) que pour les différents signaux de la figure 3 on a :

$$X_0(z) = \frac{1}{2} \left[ H_0(z^{\frac{1}{2}}) X(z^{\frac{1}{2}}) + H_0(-z^{\frac{1}{2}}) X(-z^{\frac{1}{2}}) \right]$$

$$X_1(z) = \frac{1}{2} \left[ H_1(z^{\frac{1}{2}}) X(z^{\frac{1}{2}}) + H_1(-z^{\frac{1}{2}}) X(-z^{\frac{1}{2}}) \right]$$

avec  $z = e^{j\omega} = e^{2\pi j\nu}$  (la période  $T$  d'échantillonnage est ici prise unité).

Le sous-échantillonnage étant critique, les signaux décomposés ne respectent pas, en règle générale, le théorème de SHANNON (sauf pour les filtres cardinaux). Il y a apparition de repliements de spectre pour les fréquences normalisées supérieures à  $1/4$  dans le cas du filtre passe-bas et inférieures à  $1/4$  pour le filtre passe-haut.

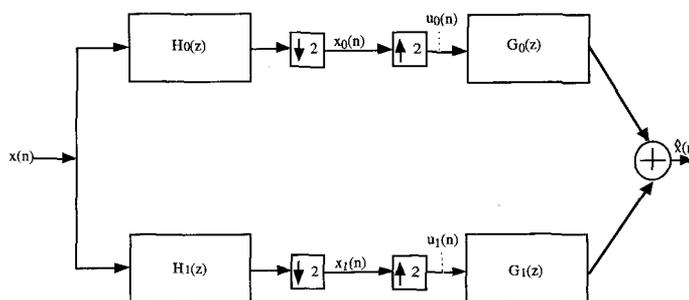


Figure 3. – Décomposition/reconstruction d'un signal en deux sous-bandes.

Dans ces conditions le signal reconstitué est donné par :

$$\hat{H}(z) = [H_0(z) G_0(z) + H_1(z) G_1(z)] \frac{X(z)}{2} + [H_0(-z) G_0(z) + H_1(-z) G_1(z)] \frac{X(-z)}{2}$$

de la forme  $\hat{X}(z) = K_1(z) X(z) + K_2(z) X(-z)$

Le premier terme  $K_1(z) X(z)$  représente la composante utile du signal, alors que le second terme  $K_2(z) X(-z)$  correspond à la composante due au repliement de spectre. Pour une reconstruction parfaite du signal, il est nécessaire que  $K_2(z)$  soit nul et que  $K_1(z)$  soit unitaire ou correspondant à un retard pur ( $\approx e^{-j\omega m}$ ).

Il y a plusieurs façons de satisfaire à ces contraintes. Différents types de filtres ont été développés y répondant. La plupart d'entre eux réalise une décomposition dyadique du signal, un nombre  $N$  de sous-bandes étant obtenu de manière itérative. Dans ce cadre, on peut citer les Filtres Miroir en Quadrature (QMF) ([13]) qui sont en général des filtres non récursifs à phase linéaire et à support symétrique. Ce type de filtres ne garantit pas en général une reconstruction exacte du signal, car celle-ci est approchée lors de la synthèse des filtres à une erreur près par optimisation mathématique. Pour remédier à ce problème, SMITH et EDDINS [14] ont introduit les filtres CQF (Conjugate Mirror Filter). Ces filtres sont à reconstruction parfaite mais leurs supports sont asymétriques et leur phase n'est pas strictement linéaire. La linéarité de la phase est une propriété qui est considérée comme bénéfique en codage mais non déterminante par rapport à la reconstruction parfaite. LE GALL et TABATABAI [15] ont proposé quant à eux des filtres (filtres de LE GALL) vérifiant la propriété de reconstruction parfaite et possédant une phase linéaire. De plus ces filtres sont en général de support de taille faible d'où une réduction notable des calculs.

L'approche dyadique de la décomposition en sous-bandes avec les bancs de filtres précédemment décrits peut sembler limitative dans le cadre de la décomposition pour un nombre de sous-bandes supérieur à 2 (obligation de filtrages itératifs et hiérarchiques des sous-bandes qui allonge alors la longueur effective des filtres utilisés pour l'obtention d'une sous-bande). Aussi a été proposé l'utilisation de filtres appelés filtres Pseudo-QMF ([16], [17]) qui autorisent une décomposition directe en  $N$  sous-bandes, pour lesquels les filtres passe-bande nécessaires à la décomposition du spectre sont obtenus par modulation d'un filtre prototype unique de type passe-bas.

## 2.2. FILTRES PSEUDO-QMF

L'approche retenue dans ce cas est légèrement différente des approches précédentes. Le problème consiste à choisir les bancs de filtres de décomposition et de reconstruction qui permettent de reconstituer le signal après décomposition directe en  $N$  bandes ( $N > 2$ ) (figure 2).

On peut écrire pour la  $k$ ème sous-bande [16] :

$$X_k(z) = \sum_{u=0}^{N-1} \frac{X(z^{\frac{1}{N}} e^{-j2\pi \frac{u}{N}}) H_k(z^{\frac{1}{N}} e^{-j2\pi \frac{u}{N}})}{N}$$

$$Y_k(z) = X_k(z^N) = \sum_{u=0}^{N-1} \frac{X(z e^{-j2\pi \frac{u}{N}}) H_k(z e^{-j2\pi \frac{u}{N}})}{N}$$

et finalement :

$$\hat{X}(z) = \sum_{k=0}^{N-1} G_k(z) Y_k(z)$$

Si on pose :

$$P_u(z) = \sum_{k=0}^{N-1} \frac{G_k(z) H_k(z e^{-j2\pi \frac{u}{N}})}{N}$$

alors on peut écrire en intervertissant l'ordre des sommations :

$$\hat{X}(z) = P_0(z) X(z) + \sum_{u=1}^{N-1} P_u(z) X(z e^{-j2\pi \frac{u}{N}})$$

La solution pour une reconstruction exacte du signal est telle que les bancs de filtres de décomposition  $\{H_k\}$  et de reconstruction  $\{G_k\}$  vérifient :

$$P_0(z) = z^{-m} \quad (m \text{ entier})$$

$$P_u(z) = 0 \quad \text{pour } u \in [1, N-1]$$

Les filtres Pseudo-QMF sont une solution permettant de satisfaire de façon approchée ces contraintes au sens où seules les interactions entre bandes adjacentes sont considérées. Les différents

filtres  $H_k$  sont obtenus par modulation d'un filtre prototype  $H$  de largeur de bande  $[0, 1/4N]$ , les fréquences de modulation étant régulièrement réparties sur le domaine spectral (figure 4). Ce filtre prototype doit vérifier les conditions de quadrature suivantes :

$$|H(\frac{\pi}{2N} - \omega)|^2 + |H(\frac{\pi}{2N} + \omega)|^2 \quad \text{pour } \omega \in [0, \frac{\pi}{2N}]$$

$$H^2(\omega) = 0 \quad \text{pour } \omega \in [\frac{\pi}{N}, \frac{\pi}{2}]$$

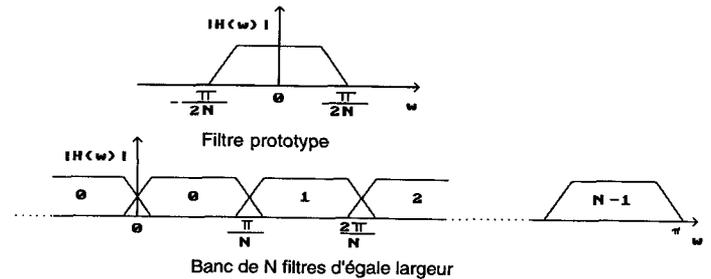


Figure 4. - Modulation du filtre prototype.

Si  $H(e^{j\omega})$  est le filtre prototype, le  $k$ ème filtre du banc de décomposition est donné par :

$$H_k(e^{j\omega}) = H(e^{j\omega} e^{-j2\pi \frac{(2k+1)}{4N}}) e^{-jF_k} + H(e^{j\omega} e^{j2\pi \frac{(2k+1)}{4N}}) e^{jF_k}$$

où  $F_k$  est un terme de phase. La réponse impulsionnelle de ce  $k$ ème filtre est alors simplement déduite de celle du filtre prototype  $h(n)$  par :

$$h_k(n) = 2h(n) \cos(\frac{2\pi(2k+1)n}{4N} - F_k)$$

Les filtres de reconstruction sont donnés par [5] :

$$g_k(n) = 2h(n) \cos(\frac{2\pi(2k+1)n}{4N} - F'_k)$$

Les termes de déphasage  $F_k$  et  $F'_k$  dépendent de la longueur du filtre prototype  $H$  [5].

Outre les propriétés intrinsèques permettant la parallélisation du filtrage, la structuration des opérations à effectuer peut être présentée sous la forme d'une structure polyphasée permettant un gain important dans le nombre d'opérations arithmétiques à effectuer.

## 2.3. SCHÉMA DE DÉCOMPOSITION

Les schémas de décomposition retenus doivent permettre de mettre en évidence les qualités intrinsèques des différents filtres.

Contrairement aux filtres QMF, les filtres P-QMF ne permettent pas d'obtenir simplement des sous-bandes d'inégales largeurs. En revanche, comme la décomposition s'effectue en parallèle et non sous forme itérative comme pour les filtres QMF, il n'y a pas de problème de propagation d'erreurs de décomposition d'un étage à l'autre. De ce fait, la décomposition par des filtres P-QMF permet d'obtenir un nombre de sous-bandes important sans

augmenter l'importance des erreurs à la reconstruction. De plus, si les filtres de décomposition/recomposition sont de longueur suffisante, l'erreur de reconstruction peut être inférieure à 0.5 (d'où une reconstruction parfaite après quantification à l'entier le plus proche). On peut de plus noter que la reconstruction exacte garantie par certains types de filtres (Le GALL, CQF, ...) n'est effective qu'en l'absence de toute quantification des signaux décomposés.

L'avantage des bancs de filtres P-QMF est qu'ils possèdent une très bonne sélectivité fréquentielle dès que le filtre prototype  $h$  possède une longueur suffisante par rapport au nombre de sous-bandes et que cette sélectivité est constante. Le fait qu'ils ne soient pas à reconstruction strictement exacte n'est pas pénalisant dans un objectif de codage d'image. D'autres filtres à reconstruction exacte et à phase linéaire comme les bancs de filtres PRMF [33] ont une longueur plus réduite mais ne possèdent pas une bonne sélectivité fréquentielle, critère que nous avons privilégié.

Le choix de la structure de décomposition doit être effectué en tenant compte du rapport entre la représentativité fréquentielle des sous-bandes obtenues et le gain attendu pour le codage. Un nombre trop important de sous-bandes peut poser des problèmes sur la longueur des filtres utilisés et sur les taux de compression réellement obtenus. A l'inverse un nombre de sous-bandes trop faible ne permet pas de profiter pleinement des possibilités de décorrélation des signaux. Des essais comparatifs nous ont conduit à choisir une décomposition de chaque trame d'images de télévision en  $(8 \times 4)$  sous-bandes pour le signal de luminance et en  $(4 \times 4)$  sous-bandes pour les signaux de chrominance. Cela conduit en fait à l'obtention de sous-bandes de support fréquentiel sensiblement carré compte tenu du tramage et de la maille spatiale d'échantillonnage des images de télévision (Rec CCIR 4 : 2 : 2).

00	01	02	03	04	05	06	07
10	11	12	13	14	15	16	17
20	21	22	23	24	25	26	27
30	31	32	33	34	35	36	37

00	01	02	03
10	11	12	13
20	21	22	23
30	31	32	33

Figure 5. - Décomposition des signaux Y, DR et DB par filtres pseudo-QMF.

Plusieurs essais comparatifs de qualité de reconstruction, en fonction de la longueur des filtres a conduit à prendre des filtres dont la dimension est égale à huit fois le nombre de sous-bandes dans la direction considérée. Ce choix d'une longueur  $L = 8 \times N$  c'est à dire une longueur de 64 pour 8 sous-bandes correspond également sensiblement aux valeurs employées par J. MAU [19]. Cette longueur peut sembler importante mais est nécessaire pour obtenir une bonne qualité de reconstruction (erreurs limitées à une unité après quantification du signal reconstruit à l'entier le plus proche). Par ailleurs, la structure polyphase de la décomposition et de la reconstruction réduit de manière importante le nombre d'opérations arithmétiques.

Le type de décomposition étant fixé, il est nécessaire de définir la méthode de codage basée sur une quantification purement scalaire des signaux associés à chacune des sous-bandes. Des méthodes de codage par quantification vectorielle ont par ailleurs été étudiées. Elles n'entrent pas dans les objectifs assignés à ce papier. Le principe commun aux méthodes de codage que nous présentons et comparons ici est celui de systèmes MIC Différentiels Adaptatifs (MICDA), l'adaptativité étant obtenue par différentes techniques que nous détaillerons par la suite.

## 3. Prédiction des signaux

### 3.1. INTRODUCTION

Le codage des signaux de luminance et de chrominance est basé sur l'utilisation de propriétés statistiques des différents signaux  $x_{i,j}(m,n)$  dans les sous-bandes  $(i,j)$ . Ces propriétés sont utilisables pour définir un schéma de codage prédictif. A ce niveau, plusieurs possibilités existent dans le cadre d'un codage purement scalaire de chacun de ces signaux. On peut définir des schémas de codage adaptatifs et indépendants entre les sous-bandes ou bien utiliser un couplage de certaines d'entre elles. Peu d'études statistiques approfondies ont été publiées sur ce sujet. Aussi, avant de définir une quelconque méthode de codage, est-il nécessaire d'avoir une connaissance assez fine des propriétés des signaux d'images de télévision décomposées en sous-bandes (dépendances intra sous-bande) et des dépendances possibles entre les éléments de bandes différentes (dépendances inter sous-bandes). Cela nous a conduit à proposer et à comparer plusieurs formes de fonction de prédiction possibles.

### 3.2. ANALYSE STATISTIQUE

Dans un schéma de codage intra-image, l'élimination de l'information redondante est liée aux corrélations qui expriment les relations de dépendance entre le pixel à coder et son voisinage comme c'est le cas dans une modélisation Markovienne du signal d'image.

Nous avons déterminé sur un ensemble large d'images tests de télévision construit à partir de 9 images fixes et de 3 séquences de télévision (Mobile and Calendar, Voiture, Girls), la loi de probabilité de  $x_{i,j}(m,n)$  ainsi que la loi conjointe du couple  $x_{i,j}(m,n), x_{i,j}(m',n')$  où  $(m,n)$  et  $(m',n')$  sont les coordonnées de deux pixels 8-connexes avec les directions suivantes (voir figure 6) :

$$\begin{aligned} \Delta_k &= (-1, 0)^T \text{ si } k = 1 \Rightarrow 180^\circ \\ \Delta_k &= (-1, -1)^T \text{ si } k = 4 \Rightarrow 135^\circ \\ \Delta_k &= (0, -1)^T \text{ si } k = 3 \Rightarrow 90^\circ \\ \Delta_k &= (1, -1)^T \text{ si } k = 2 \Rightarrow 45^\circ \end{aligned}$$

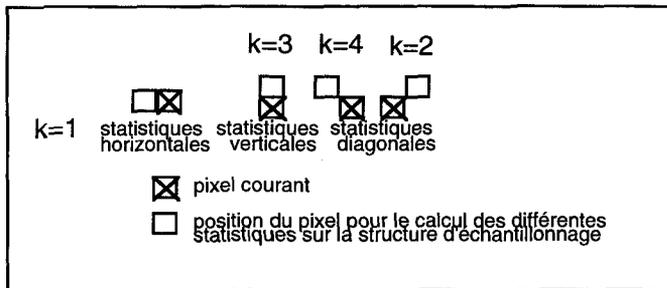


Figure 6. - Définition de l'environnement pour l'analyse statistique.

Les résultats obtenus montrent que les corrélations dans les sous-bandes moyennes et hautes fréquences sont en général très faibles pour la composante de luminance même si on observe des valeurs un peu plus importantes si la direction du déplacement  $\Delta_k$  correspond à la direction (horizontale ou verticale) de la sous-bande moyennes ou hautes fréquences. Des valeurs de corrélation inférieures ou égales à 0.25 sont obtenues dans ces situations privilégiées. Inversement, des valeurs de corrélations plus élevées sont obtenues dans les sous-bandes basses fréquences. Ainsi, pour des orientations à  $90^\circ$  et  $180^\circ$ , on obtient des corrélations respectivement de 0.108 et  $-0.34$  pour la sous-bande  $(0, 1)$  et respectivement de  $-0.117$  et 0.38 pour la sous-bande  $(1, 0)$ . La sous-bande très basses fréquences  $(0, 0)$  fournit naturellement une forte corrélation, de 0.90 et 0.82 respectivement. Ceci montre qu'un codage prédictif doit permettre de réduire l'entropie et donc le nombre de bits alloué au codage de celles-ci. Par ailleurs, des comparaisons entre les résultats obtenus sur différentes images montrent que les statistiques varient dans des proportions importantes d'une image à l'autre. Ceci justifie l'intérêt de l'étude de méthodes de prédiction adaptatives. Les mêmes statistiques estimées sur les signaux de chrominances DR et DB amènent à des conclusions similaires tant pour les sous-bandes basses fréquences que pour celles de moyennes et hautes fréquences.

L'observation visuelle des signaux d'images décomposés en sous-bandes montre cependant que des corrélations importantes existent dans les localisations spatio-fréquentielle des contours dans les sous-bandes. On peut alors chercher à mettre en évidence et à

exploiter ces corrélations dans la conception d'un prédicteur et/ou d'un quantificateur adaptatif. Par exemple, comme la sous-bande basses fréquences  $(0, 0)$  conserve les informations de structures importantes dans l'image, on peut chercher à détecter dans celle-ci les zones de contours et adapter les traitements effectués dans les autres sous-bandes. Pour cela, il importe que dans ces zones, les corrélations inter sous-bandes soient suffisamment élevées. Nous avons défini et testé plusieurs relations de dépendance susceptibles de les mettre en évidence. Chacune d'elles s'appuie sur la variation du signal dans la sous-bande basses fréquences  $(0, 0)$ . On appelle  $X$  le pixel courant dans une sous-bande donnée et  $X_k$  l'un de ses 8-voisins au sens défini précédemment (figure 7).

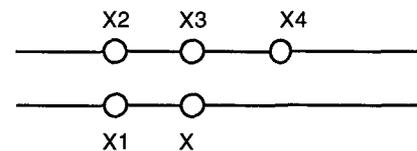


Figure 7. - Définition de l'environnement du point courant.

Nous avons défini et évalué les quatre types de corrélations suivantes :

- type 1 :  $\text{Cor}((X - X_k)_{0,0}, (X)_{i,j})$  pour  $k : 1, \dots, 4$  : corrélation entre le gradient orienté (selon l'orientation associée à  $k$ ) dans la sous-bande  $(0, 0)$  avec le signal dans la sous-bande  $(i, j)$ .
- type 2 :  $\text{Cor}(|X - X_k|_{0,0}, |X|_{i,j})$  pour  $k : 1, \dots, 4$  : même type de corrélation que précédemment mais pour lequel on considère les valeurs absolues des signaux. Ceci permet ainsi de s'affranchir des problèmes de changement possible de phase.
- type 3 :  $\text{Cor}(|X - X_k|_{0,0}, |X|_{i,j})$  pour  $k : 1, \dots, 4$  et tel que :  $|X - X_k|_{0,0} > \mu_k$ ,  $\mu_k$  est un seuil fixé a priori. On peut penser mettre ainsi en évidence des corrélations plus fortes en se limitant aux changements significatifs de la valeur moyenne locale.
- type 4 :  $\text{Cor}(|X - X_k|_{0,0}, |X|_{i,j})$  tel que :  $|X - X_k|_{0,0}$  soit le maximum des  $|X - X_p|_{0,0}$  pour  $p : 1, \dots, 4$  et  $|X - X_k|_{0,0} > \mu_k$  puis affectation à l'orientation détectée de la sorte. Ceci a pour but de limiter la contribution de chaque direction à l'orientation privilégiée du contour détectée.

Comme valeur de seuil  $\mu_k$ , nous avons pris l'écart-type  $\sigma_k$  observé de  $(X - X_k)_{0,0}$ .

Nous ne présentons ici que quelques exemples de résultats illustratifs de l'ensemble des résultats obtenus. Ils portent d'une part pour toutes les sous-bandes sur les corrélations différentielles de type 2 (figure 8), d'autre part sur les sous-bandes basses-fréquences  $(0, 1)$ ,  $(1, 0)$  et  $(1, 1)$  pour les directions les plus significatives (figure 9). De ces résultats qui se corroborent sur le jeu d'images tests, on peut en dégager les conclusions suivantes :

- Il y a très peu d'intercorrélation entre les signaux de différences orientées entre la sous-bande  $(0, 0)$  et les autres sous-bandes (type 1). Les problèmes de signe non constant (changement de phase) en sont l'une des explications principales.

- Il existe une intercorrélacion entre les signaux de différences orientées dans la sous-bande (0,0) et les signaux dans les sous-bandes  $(i, j)$  de même orientation fréquentielle (type 2, figure 8). Elle est en moyenne de 0.39 mais on peut observer des variations importantes selon les images testées. Sur l'image IBA, un maximum de l'ordre de 0.5 est obtenu en raison des structures verticales très nombreuses dans cette image.
- Les intercorrélacions de type 3 sont toujours plus faibles que celles de type 2.
- Il en est de même pour celles de type 4 bien que les résultats soient meilleurs que précédemment. Nous pouvons expliquer

Num	Cor180	Cor90	C135	C45
00	0.04	0.06	0.05	0.06
01	0.33	0.14	0.19	0.26
02	0.25	0.09	0.15	0.21
03	0.23	0.06	0.13	0.18
04	0.18	0.05	0.10	0.15
05	0.14	0.04	0.08	0.11
06	0.13	0.02	0.06	0.08
07	0.00	0.00	0.00	0.00
10	0.14	0.34	0.23	0.25
11	0.22	0.22	0.14	0.17
12	0.19	0.15	0.11	0.14
13	0.16	0.11	0.09	0.12
14	0.14	0.09	0.07	0.10
15	0.12	0.06	0.06	0.08
16	0.10	0.04	0.05	0.06
17	0.00	0.00	0.00	0.00
20	0.08	0.26	0.17	0.18
21	0.16	0.21	0.14	0.16
22	0.16	0.17	0.10	0.12
23	0.14	0.12	0.08	0.10
24	0.12	0.09	0.06	0.08
25	0.10	0.07	0.05	0.07
26	0.08	0.04	0.04	0.04
27	0.00	0.00	0.00	0.00
30	0.06	0.19	0.13	0.13
31	0.11	0.16	0.11	0.11
32	0.12	0.13	0.08	0.09
33	0.11	0.10	0.06	0.07
34	0.09	0.08	0.05	0.06
35	0.08	0.06	0.03	0.04
36	0.06	0.03	0.03	0.03
37	0.00	0.00	0.00	0.00

Figure 8. – Statistiques et corrélacions différentielles de type 2. Cor180 corrélation horizontale, Cor90 corrélation verticale, Cor135 et Cor45 corrélations diagonales (composante de luminance Y).

	(0,1) cor 180	(1,0) cor 90	(1,1) cor 45
type 1	0	0.01	0.01
type 2	0.33	0.34	0.17
type 3	0.15	0.14	0.07
type 4	0.22	0.16	0.11

Figure 9. – Exemples de résultats pour les sous-bandes (0,1) (cor180), (1,0) (cor90) et (1,1) (cor45) pour les différents types de statistiques.

cela en considérant que les supports des filtres étant importants, les problèmes de phases et d'ondulations résiduelles prennent une importance primordiale. Une observation dynamique de la décomposition sur une séquence d'images animées d'un mouvement lent permet de le mettre en évidence car la réponse à un contour mobile varie fortement dans le temps. Si la décomposition est linéaire, le sous-échantillonnage induit une décomposition qui n'est plus globalement invariante par translation (sauf cas très particulier de valeur de translation).

On peut donc conclure d'après les différentes statistiques observées dans les sous-bandes que leurs contenus sont plutôt globalement assez peu corrélés. Il existe cependant une certaine corrélation de dynamique consécutive à l'étalement de la réponse des filtres à un contour dans le plan fréquentiel. Des méthodes beaucoup plus complexes seraient donc à utiliser si l'on voulait exploiter les caractéristiques spécifiques des sous-bandes hautes fréquences. Ceci est lié en grande partie au sous-échantillonnage critique effectué dans chaque sous-bande. Ces résultats corroborent ceux très réduits disponibles dans la littérature. En effet, dans la plupart des articles traitant du codage d'images en sous-bandes ([4], [6], ..), les auteurs concluent qu'un codage prédictif dans les sous-bandes moyennes et hautes fréquences n'est pas efficace, l'utilisation d'un codage MIC associé à un quantificateur adéquat étant la solution adoptée en général. Mais ceci, à notre connaissance, ne se basait que sur la seule connaissance des statistiques de type  $(X_{00}, X_{i,j})$  ce qui nous semble très insuffisant pour conclure.

Par contre pour les sous-bandes basses fréquences, le signal est encore corrélé et un gain appréciable peut être obtenu si des techniques adéquates sont utilisées. Le codage de ces sous-bandes est souvent effectué à l'aide de la transformation DCT [20]. Les systèmes de type prédictif peuvent présenter une alternative intéressante par leur plus grande simplicité et souplesse dans la mesure où ils exploiteraient ces corrélacions. Dans cette perspective, nous avons envisagé différentes techniques de type MICD dont le schéma de principe est donné figure 10, techniques que nous présentons dans les sections suivantes.

### 3.3. PRÉDICTION DES SIGNAUX A CODER

Nous avons étudié trois types de méthodes susceptibles de prendre en compte les caractéristiques spécifiques des signaux dans les sous-bandes dans l'optique d'un schéma de codage prédictif.

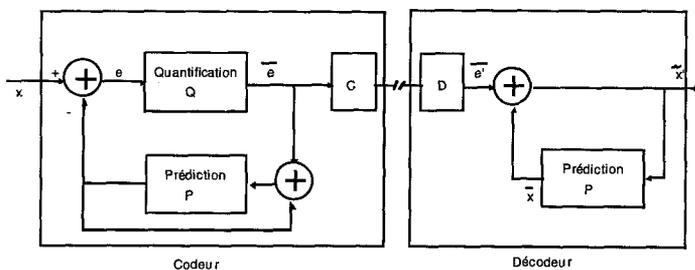


Figure 10. – Schéma de principe d'un codeur MIC Différentiel.

Elles ont pour but de réduire chacune à leur manière la dynamique de l'erreur de prédiction. Ces trois méthodes sont de complexités inégales, facteur supplémentaire de choix lors de la comparaison des résultats. L'une utilise des prédicteurs fixes alors que les deux autres sont à prédictions adaptatives.

• Prédicteurs fixes propres à chaque sous-bande (méthode P1)

Dans une sous-bande donnée, les pixels dans l'environnement du point  $X$  à coder et donc à prédire, sont labellisés de la façon indiquée figure 11 par :

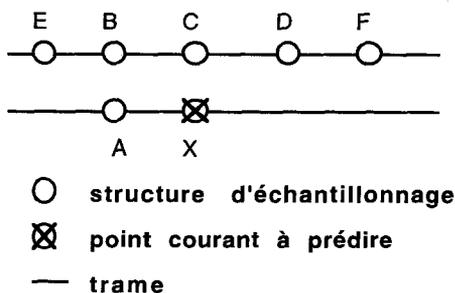


Figure 11. – Environnement du point  $X$  à prédire.

Nous avons essayé de définir un ensemble de prédicteurs fixes s'adaptant aux caractéristiques des signaux dans la sous-bande à laquelle il est affecté. Du fait des corrélations réduites observées dans les sous-bandes, seuls les deux pixels 4-adjacents  $A$  et  $C$  ont été considérés pour construire la prédiction du pixel  $X$ . Les fonctions de prédiction dans les sous-bandes sont de la forme  $P(X_{i,j}) = \alpha_{i,j} A_{i,j} + \beta_{i,j} C_{i,j}$ .

Les signes des coefficients du filtre de prédiction sont choisis en fonction des signes des corrélations dans chaque sous-bande. Les valeurs des coefficients  $\alpha$  et  $\beta$  associés aux pixels  $A$  et  $C$  dépendent naturellement des corrélations et des directions privilégiées associées aux sous-bandes, mais également de la dynamique du signal. Ainsi pour les sous-bandes hautes fréquences, un prédicteur de type  $(A + C)/4$  peut conduire à une valeur toujours nulle si la dynamique en pratique est inférieure à la valeur 2. L'ensemble des fonctions de prédiction est donné figure 12 pour la composante de luminance. Le choix de ces prédicteurs (en se limitant à des valeurs simples) résulte d'un ensemble d'essais qui nous a permis d'optimiser les coefficients de prédiction pour chaque sous-bande en fonction de paramètres tels que la dynamique maximale et l'entropie du signal de l'erreur de prédiction. On peut aussi ajouter que

	0	1	2	3	4	5	6	7
0	$\frac{A+C}{2}$	$\frac{C-A}{2}$	$\frac{A+C}{4}$	$\frac{C-A}{4}$	$\frac{A+C}{4}$	$\frac{C-A}{2}$	$\frac{A+C}{2}$	$\frac{C-A}{2}$
1	$\frac{A-C}{3}$	$-\frac{A-C}{4}$	$\frac{A-C}{4}$	$-\frac{A-C}{4}$	$\frac{A-C}{2}$	$-\frac{A-C}{2}$	$\frac{A-C}{2}$	$\frac{A+C}{2}$
2	$\frac{A+C}{4}$	$-\frac{A+C}{8}$	$\frac{A+C}{4}$	$-\frac{A+C}{2}$	$\frac{A+C}{2}$	$-\frac{A+C}{2}$	$\frac{A+C}{2}$	$\frac{A+C}{2}$
3	$\frac{A-C}{8}$	$-\frac{A-C}{4}$	$\frac{A-C}{2}$	$-\frac{A-C}{2}$	$\frac{A-C}{2}$	$\frac{A+C}{2}$	$\frac{A+C}{2}$	$\frac{A+C}{2}$

Figure 12. – Fonctions de prédiction des prédicteurs fixes utilisées dans chaque sous-bande.

la variation des performances avec les valeurs retenues est dans l'ensemble assez faible (cela est surtout vrai pour les sous-bandes moyennes et hautes fréquences).

• Prédicteurs adaptatifs orientés (méthode P2)

Cette seconde méthode procède par estimation de l'orientation locale des contours et choix d'un prédicteur adapté à l'orientation. C'est un principe très connu dans le codage par système MICD des images fixes et animées ([21], [22], [23], [24], ...). Ceci n'a été utilisé jusqu'ici que dans un contexte pleine résolution alors que nous l'appliquons ici à une décomposition en sous-bandes. L'étude statistique présentée dans la section précédente (section 3.2) montre que les corrélations observées dans la sous-bande (0, 0) peuvent permettre l'application de telles méthodes avec un gain qui, théoriquement, doit se rapprocher des valeurs obtenues sur une image pleine résolution.

Nous avons mis en œuvre une méthode basée sur la détection et l'estimation de l'orientation des contours dans la sous-bande (0, 0) et l'utilisation de prédicteurs adaptés à ces orientations. Elle utilise des filtres adaptés à l'orientation des contours à détecter et un seuil  $S$ . La prédiction  $P(x)$  s'effectue alors en utilisant le prédicteur associé à l'orientation détectée (voir correspondance avec la figure 11).

Soient l'orientation  $k \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$  et  $M_k$  la sortie du filtre adapté.

$$\begin{aligned} &\text{si } \max_k |M_k| < S \Rightarrow P(x) = A \\ &\text{si } \max_k |M_k| \geq S \Rightarrow P(x) \text{ tel que :} \\ &P_{0^\circ} = P_{180^\circ} = A ; P_{45^\circ} = (C + D)/2 ; \\ &P_{90^\circ} = (B + D)/2 ; P_{135^\circ} = (B + C)/2 \end{aligned}$$

Pour que cette méthode soit utilisable tant au codeur qu'au décodeur sans ajout d'informations annexes, les filtres doivent être causaux. Les masques de corrélation des quatre filtres orientés que nous avons utilisés sont donnés figure 13. Ils sont normalisés.

• Prédicteurs adaptatifs par filtrage autorégressif (méthode P3)

Dans cette méthode, on adapte les coefficients du filtre de prédiction en fonction des corrélations spatiales estimées en ligne. Ce type de prédicteur a été utilisé essentiellement dans le cadre du

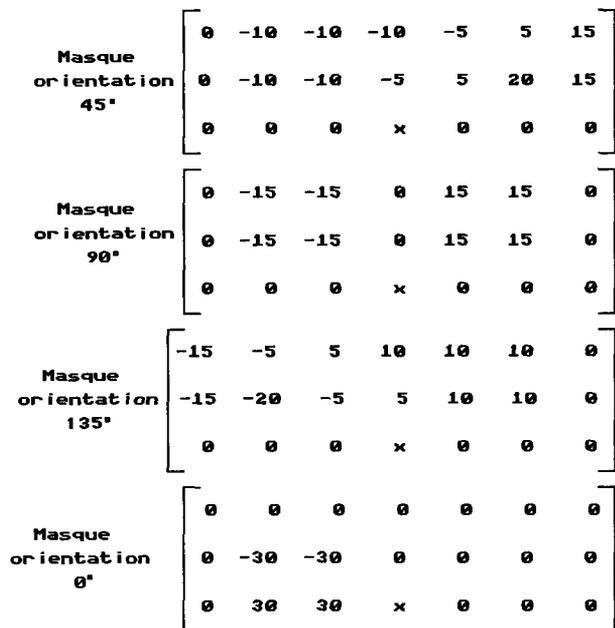


Figure 13. – Filtres de détection des contours et de leur orientation (Prédicteur P2).

codage par MICD de signaux en pleine résolution [25]. WOODS [4] l'a également utilisé dans un schéma de codage utilisant une décomposition en sous-bandes. Nous rappelons ici brièvement son fonctionnement. Soient  $x(m, n)$  le signal à prédire,  $y(m, n)$  sa prédiction,  $H'(m, n)$  le vecteur de coefficients du filtre de prédiction de taille  $L$ ,  $X(m, n)$  les échantillons du signal  $x$  servant à la prédiction de  $x(m, n)$ .

On a :

$$y(m, n) = H'^T(m, n) X(m, n)$$

avec en se limitant à un signal centré de type processus autorégressif du premier ordre :

$$X(m, n) = \begin{bmatrix} x(m-1, n) \\ x(m, n-1) \\ x(m-1, n-1) \end{bmatrix};$$

$$H'(m, n) = \begin{bmatrix} h(m-1, n) \\ h(m, n-1) \\ h(m-1, n-1) \end{bmatrix}$$

La minimisation de l'erreur quadratique moyenne de prédiction  $E[e^2(m, n)] = E[(x(m, n) - y(m, n))^2]$  s'effectue classiquement par l'utilisation d'un algorithme de gradient stochastique ([25], [26]). Celui-ci se décompose en trois étapes :

– Calcul de l'erreur de prédiction au point courant à l'aide du filtre de prédiction  $H'$  :

$$e(m, n) = x(m, n) - H'^T(m, n) X(m, n)$$

– Mise à jour du filtre en tenant compte de l'erreur de prédiction :

$$H(m, n) = H'(m, n) + \mu e(m, n) X(m, n)$$

Ce filtre  $H$  sert de base pour définir le filtre de prédiction  $H'$ .

Les conditions initiales sur les bords de l'image sont les suivantes :

$$\begin{aligned} H'(m, n) &= H_0 && \text{pour } m = n = 0 \\ &= H(m, n-1) && \text{pour } n \neq 0 \\ &= H(m-1, N-1) && \text{pour } m \neq 0 \text{ et } n = 0 \end{aligned}$$

Dans cette méthode, deux choses sont particulièrement importantes pour les performances. D'abord l'initialisation du vecteur  $H_0$  qui influe sur la vitesse de convergence. Ensuite la valeur du paramètre  $\mu$  qui détermine la rapidité d'adaptation du filtre à une modification des propriétés du signal. On sait que, dans le cas considéré, les paramètres du filtre de prédiction optimal pour un signal stationnaire au second ordre sont donnés ([27], [28]) par :

$$\begin{aligned} y_{opt}(m, n) &= \rho_H x(m, n-1) + \rho_V x(m-1, n) \\ &\quad - \rho_H \rho_V x(m-1, n-1) \end{aligned}$$

Les valeurs moyennes des paramètres de corrélations verticale et horizontale  $\rho_V$  et  $\rho_H$  ont été estimées sur le jeu d'images tests pour chaque sous-bande et sont considérées ici comme fixées. Elles servent à initialiser  $H_0$  pour chaque sous-bande avec les valeurs données figure 14.

	0	1	2	3	4	5	6	7
$\rho_H$								
0	0.9	-0.34	0.33	-0.24	-0.08	-0.35	0.35	-0.39
1	0.38	-0.26	0.23	0.19	0.02	-0.37	0.25	-0.34
2	0.26	-0.21	0.16	-0.12	0.17	-0.16	0.17	-0.2
3	0.23	-0.16	0.16	-0.13	0.14	-0.09	0.17	-0.1
$\rho_V$								
0	0.82	0.108	-0.102	0.05	0.003	0.05	-0.052	0.023
1	0.117	0.08	-0.05	-0.024	-0.005	-0.11	-0.01	0
2	-0.06	0.042	-0.036	0.012	-0.022	0.025	-0.008	0.02
3	0.032	0.01	0	-0.014	0.015	0	0	0

Figure 14. – Valeurs de  $\rho_H$  et  $\rho_V$  pour chaque sous-bande (composante de luminance Y).

La valeur du paramètre  $\mu$  est à choisir surtout dans le cadre d'une décomposition en sous-bandes. En effet, elle résulte d'un compromis entre vitesse de convergence et minimisation de la fluctuation résiduelle de l'erreur d'estimation. On doit, pour maintenir la stabilité du filtre, satisfaire la contrainte suivante [26] :

$$0 < \mu < \frac{2}{L \sigma_x^2}$$

où  $L$  est la longueur du filtre (ici 3) et  $\sigma_x^2$  la puissance du signal  $x$  (supposé centré).

La théorie montre que le minimum de fluctuation résiduelle est atteint pour la valeur  $\mu_0 = 1/(L\sigma_x^2)$ . Ce résultat est à tempérer par le fait que si les fluctuations résiduelles sont minimales, le vitesse de convergence est alors très faible. Ceci n'est pas acceptable compte tenu de la taille réduite en nombre d'échantillons du signal dans les sous-bandes (6480 pixels pour une image pleine résolution de taille  $720 \times 576$ ). C'est donc essentiellement par rapport à la vitesse de convergence que l'optimisation doit se faire. En pratique, le choix d'une valeur trop importante fait diverger le filtre. D'un ensemble d'essais effectués sur le jeu d'images tests, nous avons déduit la valeur de  $\mu = \mu_0/50$  comme un bon compromis entre vitesse de convergence et fluctuation résiduelle, celle-ci n'ayant pas de valeur précise dans notre cas en considérant la non-stationnarité importante du signal surtout dans les sous-bandes moyennes et hautes fréquences. Cette valeur très réduite est liée fortement à cette non-stationnarité.

### 3.4. RÉSULTATS ET CHOIX D'UN PRÉDICTEUR

Les résultats obtenus sur le jeu d'images tests ont été exprimés en terme de gain sur l'entropie de l'erreur de prédiction (composante de luminance) du signal à coder par rapport à l'entropie de ce signal (codage MIC). La figure 15 montre sur trois images issues de la base d'images fixes la réduction en pourcentage de l'entropie de l'erreur de prédiction pour les différentes méthodes de prédiction comparées à l'entropie du signal dans la sous-bande (0, 0), seule sous-bande considérée ici. Les entropies sont calculées sur les signaux numériques,  $x$  et  $e$  étant quantifiés à l'entier le plus proche. On s'aperçoit que les gains sont au plus de 20% et que pour les différents méthodes de prédiction, ils sont comparables.

image	méthode P1	méthode P2	méthode P3
port	14.69	14.91	17.88
enfant	17.81	13.60	16.65
couple	20.05	15.74	19.76

Figure 15. – Gain entropique (en %) des méthodes de prédictions pour la sous-bande (0,0) par rapport à un codage MIC.

La figure 16 montre sur l'image PORT les résultats obtenus pour toutes les sous-bandes avec les méthodes de prédiction P3. On s'aperçoit que les gains observés hormis de la sous-bande (0, 0) sont assez faibles voire négatifs pour les sous-bandes moyennes et hautes fréquences.

De manière générale, à partir d'un ensemble de résultats plus larges que nous avons obtenus, on peut faire les remarques suivantes :

- Dans le cas le plus favorable (sous-bande (0, 0)), la valeur des gains obtenus est plus faible que ceux réalisés sur une image pleine résolution en raison de la réduction importante de la taille des zones dépourvues de contours et faiblement texturées. Ceci

nsb/nsb	0	1	2	3	4	5	6	7
0	17.88	3.101	1.91	4.61	-4.08	-3.32	-2.69	-51.2
1	3.48	1.44	0.12	-0.83	-6.62	-7.63	-7.45	-73
2	2.07	0.14	-0.355	-1.94	-4.5	-5.99	-7.98	-92.7
3	0.77	-1.11	-2.189	-2.77	-4.77	-5.40	-9.24	-98.9

Figure 16. – Gains (en %) réalisés par sous-bande entre l'entropie de l'erreur de prédiction (méthode P3) et celle obtenue par un codage MIC (composante de luminance de l'image PORT).

provient évidemment du fait du sous-échantillonnage critique effectué dans les sous-bandes.

- Le report de l'estimation de l'orientation des contours détectés par masques adaptés dans la sous-bande (0, 0) sur les autres sous-bandes donne les résultats les plus mauvais, parfois même plus mauvais qu'un simple codage MIC.
- L'utilisation de prédicteurs fixes (Prédicteur P1) adaptés à chacune des sous-bandes ne donnent des résultats intéressants que dans les sous-bandes basses-fréquences. Pour les autres sous-bandes, qui possèdent de plus faibles corrélations, l'intérêt est très réduit.
- La prédiction par filtre adaptatif autorégressif donne les meilleurs résultats parmi les méthodes testées. Cependant pour les sous-bandes moyennes et hautes fréquences les gains sont très faibles, voire nuls ou très légèrement négatifs même.

En conclusion, on peut classer les sous-bandes en deux catégories : celles où une prédiction du signal est efficace (sous-bandes très basses et basses moyennes fréquences utilisant la méthode P3) et celles pour lesquelles le signal est trop décorrélé pour permettre une prédiction intéressante d'où le choix d'un codage MIC pour celles-ci. Ceci nous a conduit à effectuer pour le signal de luminance le partitionnement des sous-bandes ( $i, j$ ) en deux grandes classes, donné figure 17.

nsb/nsb	0	1	2	3	4	5	6	7
0	1	1	1	1	2	2	2	2
1	1	1	1	2	2	2	2	2
2	1	1	2	2	2	2	2	2
3	1	2	2	2	2	2	2	2

Figure 17. – Type de prédiction utilisé dans les sous-bandes - 1 → prédiction par modèle autorégressif, 2 → pas de prédiction (MIC) (composante de luminance Y).

Nous avons effectué une analyse similaire pour les deux composantes de chrominance. Les conclusions principales que nous en avons tirées sont les suivantes :

- La décorrélation et la dynamique très faible des signaux de chrominances impliquent l'utilisation d'un codage MIC en hautes fréquences.
- Une prédiction ne peut être efficace que dans les sous-bandes très basses fréquences.

Ces conclusions sont similaires à celles indiquées pour la composante de luminance. Elle conduit au partitionnement indiqué figure 18.

nsb/nsb	0	1	2	3
0	1	1	2	2
1	1	2	2	2
2	2	2	2	2
3	2	2	2	2

Figure 18. – Type de prédictions utilisées dans les sous-bandes - 1 → prédiction par modèle autorégressif, 2 → pas de prédiction (MIC) (composantes de chrominance DR et DB).

Les méthodes de prédiction des signaux dans les sous-bandes ayant été fixées quand elles sont utilisées, il reste à définir la quantification et le codage de ces signaux en essayant de prendre en compte les caractéristiques spécifiques mises en évidence lors de l'étude statistique.

## 4. Quantification et codage

La quantification d'un signal a pour objet de limiter le nombre de niveaux de reconstruction possibles pour chacun des signaux et participe de façon notable à la diminution de l'entropie de l'image codée, tout en assurant le niveau de qualité recherché.

Plusieurs stratégies de quantification peuvent être utilisées pour optimiser le rapport entre taux de compression et qualité visuelle de reconstruction. Du fait que les signaux décomposés en sous-bandes sont non-stationnaires, différentes formes d'adaptation peuvent être envisagées avec des complexités différentes. On peut citer plus particulièrement :

- l'adaptation à une caractéristique globale de la sous-bande en quantifiant un signal normalisé de façon spécifique à la sous-bande considérée.
- l'adaptation plus fine aux non-stationnarités des signaux dans une sous-bande en utilisant une quantification par normalisation adaptative basée sur une estimation en ligne de la dynamique locale.
- l'adaptation à la visibilité des défauts dans les sous-bandes en utilisant une quantification psychovisuelle qui tienne compte des propriétés spécifiques du système visuel humain dans chacune de ces sous-bandes.

Nous avons développé trois méthodes de quantification, chacune d'elles relevant de l'une des formes d'adaptation citées et nous les avons testé et comparé.

### 4.1. QUANTIFICATION A NORMALISATION FIXE PAR SOUS-BANDE (MÉTHODE Q1)

Cette technique repose sur une quantification partiellement adaptative qui associe à une sous-bande un nombre de niveaux de quantification déterminé par l'étude des paramètres statistiques moyens du signal dans chaque sous-bande pour l'image à coder. La quantification est effectuée par normalisation du signal d'erreur de prédiction par l'écart-type moyen du signal estimé a posteriori. On peut décrire cette quantification par :

$$e_{i,j}^q = \hat{\sigma}_{i,j} Q_{i,j} \left( \frac{e_{i,j}}{\hat{\sigma}_{i,j}} \right)$$

avec :

$e_{i,j}$  : signal quantifié

$\hat{\sigma}_{i,j}$  : écart-type estimé a posteriori du signal  $e$  dans la sous-bande  $(i, j)$

$Q_{i,j}$  : quantification ayant un nombre  $N_{i,j}$  de niveaux de quantification.

Nous avons utilisé une loi de quantification à variance d'erreur de quantification minimale (Quantificateur de LLOYD-MAX) mais en imposant pour chaque sous-bande le nombre de niveaux  $N_{i,j}$  de quantification. Ces valeurs sont fixées de telle façon que la qualité de reconstruction du signal soit constante par sous-bande en tenant compte de seuils différentiels de visibilité. Cette méthode spécifique s'appuie sur une comparaison entre les valeurs de seuils de visibilité (d'une dégradation de type bruit additif) dans les sous bandes obtenues par SAFRANEK [7] et la modélisation que nous avons utilisée du système visuel humain (voir section suivante). Nous avons cherché à obtenir une dégradation constante de la qualité de reconstruction après quantification de telle façon que l'erreur de quantification soit juste supérieure au seuil de visibilité dans chaque sous-bande, compte tenu de la dynamique du signal dans chacune d'elles, de la loi de quantification et enfin de la fonction de transfert du système visuel humain en fonction des fréquences spatiales.

Soient  $g_{i,j}$  le gain fréquentiel du système visuel à la fréquence spatiale correspondant au centre de la sous-bande,  $\sigma_e(i, j)$  l'écart-type du signal à quantifier  $e$  et  $\sigma_{eq}(i, j)$ , l'écart-type de l'erreur de quantification du signal normalisé  $e_n$ .

Nous avons exprimé le fait que la qualité de reconstruction après quantification est en moyenne constante dans chaque sous-bande par la relation suivante :

$$\sigma_{eq}(i, j) \sigma_e(i, j) g_{i,j} = \nu \quad \text{où } \nu \text{ est une constante à définir}$$

En fait cette modélisation est une modélisation simple des effets de perception de dégradations de type bruit [31].

Le problème posé est de calculer  $\nu$  pour que le seuil de visibilité soit juste atteint dans chaque sous-bande. Pour résoudre ce problème, nous avons suivi une démarche analogue à celle décrite

dans [7]. Dans cet article, l'image est décomposée en  $4 \times 4$  sous-bandes et par sous-bande était déterminée la valeur du seuil de visibilité par sous-bande d'un bruit additif à un signal de valeur moyenne fixée (celle-ci variant par la suite). Les seuils de visibilité sont directement donnés par l'écart-type du bruit  $\sigma_{B,i,j}$  quand celui-ci devient juste visible. Il nous a fallu d'abord adapter les valeurs obtenues dans une décomposition d'images en  $4 \times 4$  sous-bandes à celle d'une décomposition de trames d'images en  $8 \times 4$  sous-bandes. Le choix des nombres de niveaux  $N_{i,j}$  des lois de quantification s'effectue alors de la manière suivante. On génère une suite de valeurs de  $\nu$  pour toutes les sous-bandes et pour tous les quantificateurs connaissant l'écart-type de l'erreur de quantification pour chaque quantificateur, l'écart-type moyen de l'erreur de prédiction ainsi que le gain  $g_{i,j}$  associé à une sous-bande. Il suffit ensuite de déterminer quel quantificateur permet pour la composante de luminance d'atteindre au mieux la valeur  $\nu$  calculée.

La quantification de type 1 possède un niveau d'adaptativité faible (adaptativité par trame) mais a comme avantage d'être très simple de mise en œuvre.

## 4.2. QUANTIFICATION PAR NORMALISATION ADAPTATIVE (MÉTHODE Q2)

Deux types de dégradations dues à la quantification peuvent être mis en évidence plus particulièrement dans le cas de signaux non stationnaires. D'une part, l'existence d'un bruit granulaire dans les zones uniformes, lié à la résolution limitée du quantificateur. D'autre part, la présence de phénomènes de saturation qui apparaissent dans les zones où les niveaux extrêmes de quantification sont atteints. Une démarche visant à réduire ces dégradations consiste à rendre le quantificateur adaptatif en modifiant les niveaux de quantification selon la dynamique locale de l'erreur de prédiction à quantifier. Dans les zones uniformes, la quantification est choisie plus fine que dans les zones ayant une dynamique importante. Pour cela, le paramètre de normalisation, faiblement adaptatif dans la méthode précédente (au sens où il restait constant pour une image donnée à coder), est maintenant variable et dépend d'une estimation de la dynamique locale, ici la puissance locale du signal. Cette variance (puissance car le signal à quantifier est centré) est estimée récursivement et sert à normer le signal d'erreur par l'écart-type estimé. Elle est mise à jour ensuite en utilisant l'erreur de prédiction quantifiée.

Cette méthode est analogue à celle décrite dans [25] pour le codage MICD d'images à pleine résolution spatiale. Elle nécessite cependant d'être adaptée du fait de la décomposition des signaux en sous-bandes. Comme l'estimation de la variance au point de coordonnées  $(m, n)$  ne peut pas utiliser ce pixel dans un schéma de codage prédictif, on utilise une prédiction de cette variance. Pour cette raison, l'estimation est décomposée en deux phases séparées par l'étape de quantification proprement dite :

- étape 1 - Estimation a priori de la variance du signal d'erreur au point de coordonnées  $(m, n)$ .

Celle-ci s'effectue par filtrage récursif à partir de la variance a posteriori estimée en trois points 8-adjacents à  $(m, n)$  et appartenant au quadrant supérieur gauche. Soient  $\sigma_e^2$  la variance a posteriori et  $S_e^2$  la variance a priori. On a :

$$S_e^2(m, n) = \lambda_1 \sigma_e^2(m, n-1) + \lambda_2 \sigma_e^2(m-1, n) - \lambda_1 \lambda_2 \frac{\sigma_e^2(m-1, n-1)}{\lambda_1 + \lambda_2 - \lambda_1 \lambda_2}$$

pour  $m \neq 0, n \neq 0$

$$S_e^2(m, n) = \sigma_e^2(0, n-1) \quad \text{pour } m = 0, n \neq 0$$

$$S_e^2(m, n) = \sigma_e^2(m-1, 0) \quad \text{pour } m \neq 0, n = 0$$

Les deux paramètres  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$  dépendent directement des coefficients de corrélation horizontale et verticale.

- étape 2 - Quantification de l'erreur de prédiction :

$$e_q(m, n) = K S_e(m, n) Q_{i,j} \left[ \frac{e(m, n)}{K S_e(m, n)} \right]$$

où  $K$  est facteur multiplicatif fixé et  $Q_{i,j}$  la fonction de quantification.

- étape 3 - Mise à jour de la variance a posteriori.

Celle-ci est réactualisée en utilisant la variance a priori et le signal d'erreur de prédiction quantifié.

$$\sigma_e^2(m, n) = (\lambda_1 + \lambda_2 - \lambda_1 \lambda_2) S_e^2(m, n) + (1 - \lambda_1)(1 - \lambda_2) e_q^2(m, n)$$

pour  $m \neq 0, n \neq 0$

$$\sigma_e^2(m, n) = \lambda_1 S_e^2(0, n-1) + (1 - \lambda_1) e_q^2(0, n)$$

pour  $m = 0, n \neq 0$

$$\sigma_e^2(m, n) = \lambda_2 S_e^2(m-1, 0) + (1 - \lambda_1) e_q^2(m, 0)$$

pour  $m \neq 0, n = 0$

Dans [25], les valeurs des paramètres proposés étaient :

$$K = 1.1 ; \lambda_1 = \lambda_2 = 0.3.$$

Les paramètres  $\lambda$  dépendent en fait des corrélations horizontale et verticale des sous-bandes considérées. Dans une phase d'optimisation du schéma de codage, nous avons fixé  $K = 1$  et modifié les valeurs de  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$  pour chaque sous-bande.

Compte tenu des caractéristiques du signal dans les sous-bandes autres que  $(0, 0)$  (loi de probabilité paire) et de l'utilisation de fonctions de quantification symétriques, il est nécessaire que le nombre de niveaux de quantification soit impair pour permettre la reconstruction du niveau zéro. En effet, dans le cas contraire, des structures fines complexes apparaissent lors de la reconstruction. Elles proviennent du bruit granulaire engendré par le cumul sur plusieurs sous-bandes de niveaux quantifiés non nuls alors que les signaux décomposés en sous-bandes étaient nuls pour certains d'entre eux. Le nombre de niveaux des quantificateurs est défini par la dynamique a priori du signal à quantifier dans chaque sous-bande.

### 4.3. QUANTIFICATION PSYCHOVISUELLE (MÉTHODE Q3)

Le pas de quantification optimal d'un point de vue psychovisuel est directement donné par le seuil différentiel de visibilité de la dégradation dans la sous-bande considérée. Mais ces seuils ne sont pas connus de façon précise et de plus les données publiées dans ce domaine et directement exploitables ne sont pas nombreuses. Ainsi dans [7], les seuils indiqués concernent la visibilité d'un bruit additif au signal d'images indépendant de celui-ci, ce qui n'est pas vraiment représentatif de l'erreur de quantification d'un signal. Nous avons donc développé un modèle du système visuel humain permettant de déterminer le pas de quantification dans chaque sous-bande. Ce modèle n'a pas la prétention d'être universel et complet car certains aspects du comportement du système visuel humain difficilement modélisables ont été simplifiés. Toutefois les principaux traitements effectués par le système visuel ont été pris en compte. Ajoutons que l'observation à des distances normalisées des dégradations ont permis de valider dans une large mesure la qualité et la pertinence de ce modèle.

En partant de données présentées dans des études antérieures ([29], [30], [31]), et en les complétant de façon importante, nous avons conçu un modèle respectant les données psychophysiques de ces études (figure 19). Ce modèle mathématique prend en compte non seulement la partie des traitements liés au système visuel humain (partie B de la figure 19) mais également ceux effectués lors de l'affichage sur écran de télévision d'une image à partir des données numériques en mémoire (partie A de la figure 19). Ceci inclu entre autres la réponse non linéaire des phosphores de l'écran (gamma de l'écran).

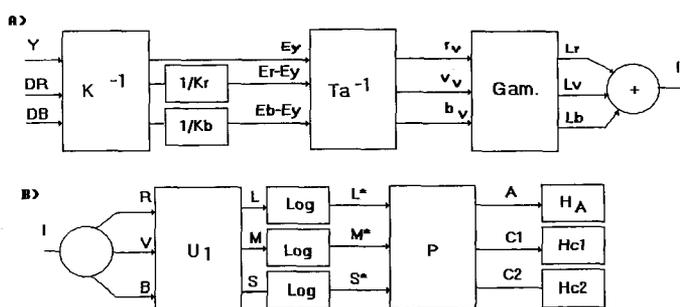


Figure 19. - Modélisation du système visuel humain et transformation lors de la visualisation sur moniteur. Les filtres  $H_x$  sont des filtres spatiaux/spatiotemporels.

La partie A de ce modèle comprend donc les traitements suivants. Les échantillons du signal couleur  $Y$ ,  $DR$  et  $DB$  sont recomposés pour obtenir les trois composantes primaires  $r_v$ ,  $v_v$  et  $b_v$  de visualisation qui sont ensuite renormalisées à leur dynamique initiales. Ces transformations sont connues et normalisées (Avis CCIR 629-2).

Nous tenons ensuite compte de la non linéarité de la réponse de l'écran de visualisation qui peut être représentée par la fonction gamma ( $y = x^\Gamma$ ).

Les caractéristiques des différentes transformations intervenant dans cette modélisation sont les suivantes :

Dans la modélisation des transformations d'affichage sur moniteur de télévision nous avons :  $K_r = 0.713$  ;  $K_b = 0.564$ ,  $\Gamma = 2.2$ .

La transformation linéaire  $T_a$  est donnée dans l'Avis 629-2 du CCIR :

$$T_a = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.701 & -0.299 \\ 0.587 & -0.587 & -0.587 \\ 0.114 & -0.114 & 0.886 \end{bmatrix}$$

La partie B correspond à la modélisation des transformations effectuées par le système visuel humain dans la rétine, le corps genouillé latéral et le cortex. La matrice  $U_1$  est donnée dans [32] et dépend, notamment, des coordonnées CIE des phosphores du moniteur TV utilisé. Dans le cas des moniteurs de télévision européen, on a :

$$U_1 = \begin{bmatrix} 0.2457 & 0.6940 & 0.0703 \\ 0.1101 & 0.7625 & 0.1273 \\ 0.0132 & 0.0842 & 0.9026 \end{bmatrix}$$

La matrice  $P$  modélise la transformation des trois signaux  $L^*$ ,  $M^*$  et  $S^*$  en un signal perceptuel achromatique  $A$  et en deux signaux perceptuels de couleur  $C_1$  et  $C_2$ .

$$P = \begin{bmatrix} A\alpha & A\beta & A\gamma \\ u_1 & -u_1 & 0 \\ u_2 & 0 & -u_2 \end{bmatrix}$$

On a respectivement :  $A = 22.6$  ;  $u_1 = 64$  ;  $u_2 = 10$  ;  $\alpha = 0.612$  ;  $\beta = 0.369$  ;  $\gamma = 0.019$ .

Les filtres  $H_A$ ,  $H_{C1}$  et  $H_{C2}$  modélisent les dépendances linéaires des réponses en fonction des fréquences spatiales.

Après avoir ajusté certains paramètres de la chaîne de traitement pour des raisons d'homogénéité des stimuli, nous avons déterminé, pour une dynamique moyenne des signaux d'entrée, les seuils différentiels de visibilité absolus pour les trois composantes (Annexe 1). En effet, il nous est apparu plus complexe d'incorporer directement dans notre modèle les non-linéarités de la réponse spatio-fréquentielle du système visuel (filtres  $H_A$ ,  $H_{C1}$  et  $H_{C2}$  de la figure 19). Un modèle de filtre a donc été utilisé par la suite, nous permettant de calculer les seuils différentiels de visibilité (SDV) par sous-bande. Les lois régissant les filtres  $H_A$ ,  $H_{C1}$  et  $H_{C2}$  sont de la forme générale suivante [31] :

$$G(f_r) = c(a + b f_r) e^{-b f_r}$$

avec des paramètres  $a$  et  $b$  spécifiques et  $f_r$  la fréquence radiale. Pour le filtrage spatial fovéal, les valeurs de paramètres

sont les suivantes :  $a_Y = a_{DR} = a_{DB} = 0.04, b_Y = 0.24, b_{DR} = 0.48, b_{DB} = 0.96$ . En effet, ce sont bien les caractéristiques fovéales qui sont à considérer du fait que l'analyse de l'image et la perception des dégradations s'effectuent principalement par déplacements successifs du centre de fixation de façon à ce que l'image de la zone d'intérêt se projette dans la zone fovéale.

Le paramètre  $c$  est calculé de façon que le gain du filtre soit unitaire à la fréquence de sensibilité maximale (8 cycles par degré pour  $Y$ , 4 cycles par degré pour  $DR$  et 2 cycles par degré pour  $DB$ ).

$$c_Y = c_{DR} = c_{DB} = 2.61$$

En considérant que les sous-bandes sont de largeur réduite, on en déduit que dans chacune d'elle la fonction de transfert visuelle peut être considérée comme sensiblement constante. Le gain du filtre fovéal peut donc être calculé par sous-bande en connaissant la fréquence centrale de celle-ci. Cette fréquence peut être déterminée en considérant que dans des conditions normalisées d'observation (distance d'observation égale à 6 fois la hauteur de l'écran), la fréquence maximale spatiale est de 30 cycle/deg. On calcule alors  $f_r$  à partir des fréquences centrales  $f_x(i, j)$  et  $f_y(i, j)$  pour la sous-bande  $(i, j)$  respectivement dans les directions horizontale et verticale :

$$f_r(i, j) = \sqrt{f_x^2(i, j) + f_y^2(i, j)}$$

Par contre, la détermination des seuils différentiels de visibilité  $\Delta_{i,j}$  ne tient pas compte des dégradations cumulées à la même position dans plusieurs sous-bandes différentes. Cet effet de cumul permet à des défauts invisibles séparément de devenir visibles quand les erreurs qui les accompagnent se cumulent dans le plan fréquentiel à la même position. La modélisation fine de cet effet assez complexe n'a pas été envisagée dans le cadre de cette étude. Une série de tests sur la qualité de reconstruction des images ainsi qu'une étude des dynamiques observées dans ces sous-bandes nous a permis, moyennant des considérations de régularité de variations des valeurs de pondération, de fixer des coefficients de pondération  $p_{i,j}$  des seuils  $\Delta_{i,j}$ . Ceci nous a permis de déterminer les seuils différentiels effectifs de visibilité  $\Delta'_{i,j}$  (figure 20). On observe de plus grandes valeurs de seuils  $\Delta'_{i,j}$  pour la composante  $DB$  que pour la composante  $DR$  en raison des propriétés psychovisuelles qui montrent que l'Homme a une moins grande sensibilité de perception des couleurs bleu que rouge (l'Annexe 1 montre clairement cette différence).

A partir de là, la méthode de quantification est très simple. Le signal dans une sous-bande  $(i, j)$  est normalisé par le seuil effectif différentiel de visibilité  $\Delta'_{i,j}$  puis est quantifié à l'entier le plus proche. La fonction de quantification est donc de la forme :

$$x_{i,j}^q(m, n) = \Delta'_{i,j} Q \left( \frac{x_{i,j}(m, n)}{\Delta'_{i,j}} \right)$$

avec  $x_{i,j}(m, n)$  : signal à quantifier et  $\Delta'_{i,j}$  : Seuil Différentiel effectif de Visibilité dans la sous-bande  $(i, j)$  de la forme  $\Delta'_{i,j} = \Delta_{i,j} p_{i,j}$ .

$Q$  : quantification à l'entier le plus proche.

Composante Y								
nsb/nsb	0	1	2	3	4	5	6	7
0	1.08	0.97	1.28	1.93	3.22	5.49	9.43	8.61
1	0.89	0.96	1.28	1.89	3.08	5.17	8.68	8.68
2	1.02	1.12	1.45	2.05	3.22	5.22	8.54	9.33
3	1.3	1.4	1.73	2.35	3.51	5.54	8.62	8.33
Composante DR				Composante DB				
nsb/nsb	0	1	2	3	0	1	2	3
0	1.14	1.16	1.74	3.06	1.56	3.43	12.21	52.26
1	1.16	1.41	2.12	3.64	3.43	6.77	20.66	79.3
2	1.74	2.12	3.06	5.03	12.21	20.66	52.26	170.45
3	3.06	3.64	5.03	7.8	52.26	79.3	170.45	483

Figure 20. – Seuils différentiels de visibilité par sous-bande pour la composante Y, DR et DB.

#### 4.4. COMPARAISON DES RÉSULTATS

Pour comparer les performances de ces méthodes de quantification, il est a priori nécessaire de définir un critère objectif permettant de quantifier chacune de ces méthodes. Le rapport signal/bruit est classiquement utilisé. Cependant celui-ci ne peut traduire correctement la qualité des images reconstruites. Même plus, dans le cas de méthodes différentes de codage, il ne peut garantir le maintien d'une relation d'ordre dans la comparaison des méthodes. Du fait que les trois méthodes de quantification sont basées à des degrés divers sur l'utilisation de propriétés psychovisuelles, il est logique que le critère principal employé pour comparer les différentes méthodes de quantification testées soit la qualité subjective de reconstruction des images. Ces comparaisons ont été effectuées sur la composante de luminance car les composantes de chrominance, moins sensibles visuellement, ont tendance à masquer les problèmes liés à la quantification. Nous donnons également, à titre indicatif, les valeurs du rapport signal/bruit crête ( $S/B$ ) de chaque image, défini comme :

$$\left( \frac{S}{B} \right)_{db} = 20 \log_{10} \left( \frac{255}{\sigma_d} \right)$$

avec  $\sigma_d$  est l'écart-type de l'erreur de reconstruction.

Nous rappelons que chaque méthode de quantification est intrinsèquement optimisée dans le sens où la loi de quantification utilisée engendre une distorsion visuelle fixée :

- pour les méthodes 1 et 2 c'est l'écart-type pondéré du bruit de quantification qui est fixé par sous-bande (globalement pour la méthode 1, localement pour la méthode 2),
- pour la méthode 3 c'est l'amplitude maximale du bruit de quantification qui est fixée par sous-bande (en relation directe avec le seuil différentiel de visibilité).

Des résultats obtenus sur les images tests et dans des conditions d'observation normalisées des images, nous avons pu en déduire les remarques suivantes :

- La quantification de type 1, bien qu'ayant des avantages évidents (simplicité de mise en œuvre, faible coût au codage, ...) pose des

problèmes de qualité de restitution du signal dans les sous-bandes hautes fréquences. En effet, le signal étant fortement non stationnaire (dynamiques importantes très localisées), la saturation des quantificateurs dans ces zones affecte l'image reconstruite d'un flou pouvant être localement important. La variance globale du signal dans la sous-bande n'est pas une mesure suffisamment précise de la dynamique locale. Les dégradations liées à ce type de quantificateur sont localement assez visibles. La quantification adaptative doit apporter une amélioration sensible de la qualité visuelle.

- La quantification de type 2 permet d'obtenir une qualité visuelle bonne à très bonne sur la majorité des images. Par contre, dans des cas extrêmes la restitution des fortes amplitudes n'est pas parfaite du fait de leur faible probabilité et surtout de leur apparition soudaine (non-stationnarité) et donc d'une quantification assez grossière.

- La quantification de type 3 (psychovisuelle) donne une excellente qualité visuelle sur les images reconstruites quelle que soit leur nature aussi bien pour des distances de visualisation de  $6H$  (distance d'observation égale à six fois la hauteur de l'écran) que de  $4H$ . Par contre, une estimation des débits engendrés par cette méthode, non primordiale à ce niveau de l'étude, nous a montré que ceux-ci étaient plus importants en raison des effets de masquage intersous-bandes non utilisés par la quantification scalaire. Des stratégies spécifiques de codage ont donc été définies afin de tirer pleinement partie de cette méthode de quantification. Nous avons également remarqué qu'il était plus intéressant d'utiliser dans les sous-bandes basses fréquences la quantification de type 2. En effet, les seuils différentiels de visibilité étant de valeurs faibles dans ces sous-bandes et les signaux relativement stationnaires, la quantification par normalisation adaptative s'y comporte mieux en terme de compression d'informations que la quantification psychovisuelle.

Les valeurs du rapport signal/bruit crête permettent de faire sensiblement les mêmes remarques. Du fait que les méthodes 1 et 2 utilisent le même critère dans l'optimisation des quantificateurs, et donc la même forme de loi de quantification, l'utilisation du rapport  $S/B$  a un sens dans la comparaison de leurs performances. Le gain observé de 0,6 db en moyenne de la méthode 2 sur la méthode 1 ne traduit cependant pas assez suffisamment l'amélioration de la qualité. Quant à la méthode 3, elle se détache nettement des deux autres. Bien que le critère d'optimalité soit assez différent, l'augmentation très nette du rapport  $S/B$  par rapport à la méthode 2 (plus de 4,5 db en moyenne) indique une amélioration très forte de la qualité. On peut remarquer que les valeurs atteintes sont supérieures de pratiquement 10 dB aux valeurs couramment affichées dans la littérature qui sont aux environs de 30 – 32 dB (figure 21). Les normes de qualité que nous utilisons sont draconiennes : erreurs non visibles même dans des situations très critiques.

Dans la suite, c'est la quantification autorégressive associée à un prédicteur autorégressif que nous utilisons dans les sous-bandes très basses et basses fréquences et la quantification psychovisuelle

S/B	Type de quantification		
	1	2	3
images			
ARBRE	35.1	35.31	39.86
CHEMINEE	38.47	39.52	42.17
CLOWN	38.05	38.98	43.26
COUPLE	32.04	32.69	38.74
ENFANT	37.65	38.21	41.44
FRUITS	38.27	39.3	41.86
IBA	34.10	34.28	40.25
JOUETS	35.6	36.26	42.64
PORT	35.68	35.91	40.95

Figure 21. – Rapport signal/bruit crête (en dB) pour les trois méthodes de quantification (composante de luminance Y).

dans les sous-bandes moyennes et hautes fréquences. Rappelons que pour ces dernières, il n'y a pas de prédiction utilisée (codage MIC).

Pour les composantes de chrominance, les dynamiques étant plus faibles qu'en luminance et la visibilité des erreurs moins importantes, nous n'avons pu remarquer de différences notables entre les approches retenues. C'est donc surtout par souci d'homogénéité de notre schéma de codage que nous avons préféré employer une méthode comparable à celle employée en luminance.

## 5. Stratégie de codage

Les signaux quantifiés dans chaque sous-bande sont codés individuellement pour les sous-bandes de type basses et basses-moyennes fréquences. Dans les sous-bandes moyennes et hautes fréquences, les signaux ont un caractère non stationnaire plus affirmé et on observe la présence de bouffées de grandes amplitudes (relativement à l'écart-type moyen) dues à la présence de structures spatiales ayant des caractéristiques locales particulières (textures structurées fines par exemple). Aussi avons-nous utilisé pour les sous-bandes  $(i, j)$  telles que  $i + j \geq 4$  un mode de codage des sous-bandes par bloc associé à la quantification psychovisuelle. Ces blocs sont codés ou non suivant l'évaluation d'une fonction d'activité calculée bloc par bloc. Cette fonction d'activité est définie de la façon suivante. On utilise un seuillage au  $SDV$  dans la sous-bande considérée suivi d'un léger filtrage morphologique (élimination des points isolés), permettant de donner une importance plus grande aux groupes de pixels qu'aux pixels isolés. Si le nombre de points dans le bloc considéré est suffisant, celui-ci est codé.

On peut formuler la méthode de mesure de l'activité de la façon suivante :

Soit  $I_s = \text{Binarisation}(|I|)$  avec valeur de seuil égale à  $S$  ( $S_{i,j}$  pour la sous-bande  $(i, j)$ ). Soit  $O^B(X)$  l'opérateur d'ouverture

morphologique de l'image  $X$  utilisant l'élément structurant  $B$ . L'élimination des points isolés sur l'image binarisée met en évidence les structures compactes existantes sur la région. En effet les dégradations sur les pixels isolés ne sont pas aussi visibles que sur les groupes de pixels. Cela conduit à :

$$I_{ot} = O^B(I_s)$$

Soit  $N_{ot}$  le nombre total de pixels à 1 dans  $I_{ot}$

$$N_{ot} = \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} x_{ot}(k, l)$$

avec  $x_{ot}(k, l)$  pixel d'indice  $(k, l)$  dans le bloc  $I_{ot}$  de taille  $(K, L)$ . Cette valeur  $N$  est ensuite comparée à des seuils permettant de déterminer les actions à entreprendre :  $N \geq N_1$  : codage du bloc, sinon pas de codage.

Des essais systématiques [32] nous ont permis de fixer la taille optimale des blocs à  $3 \times 3$  vis-à-vis des débits engendrés. On peut noter que le changement de la taille des blocs influe très peu sur la qualité de reconstruction finale mais influe plus fortement sur le débit. Le seuil  $N_1$  a été fixé à 1.

Pour les sous-bandes basses-fréquences, ce critère d'activité calculé sur la totalité de la sous-bande considérée permet de choisir un quantificateur parmi deux. Les nombres de niveaux de ces quantificateurs ont été fixé par sous-bande à partir de l'étude statistique des dynamiques observées sur le jeu d'images tests.

En résumé, le codage spatial s'effectue donc de la manière suivante. La prédiction est réalisée à l'aide d'un filtre autorégressif dans les sous-bandes basses fréquences (figures 16 et 17). Les sous-bandes hautes fréquences sont codées directement en MIC. La quantification s'effectue dans les sous-bandes basses fréquences en utilisant une estimation récursive de la variance comme facteur de normalisation (quantification Q2). Dans les sous-bandes moyennes et hautes fréquences on utilise un quantificateur linéaire avec un pas de quantification donné par le seuil

différentiel effectif de visibilité ( $\Delta'_{i,j}$  de la sous-bande considérée). Un découpage systématique en blocs  $y$  est également effectué. Une mesure de l'activité du signal dans les sous-bandes ou sur les blocs permet de choisir le codage et la qualité de celui-ci.

## 6. Résultats

L'évaluation des résultats a été effectuée sur le jeu d'images fixes déjà indiqué, ainsi que sur les deux premières trames de trois séquences d'images TV (MOBILE, GIRLS et VOITURE). Les critères déterminants ont d'abord été la qualité visuelle des images reconstruites et ensuite l'entropie estimée des images codées. Ces entropies ont été calculées d'après un histogramme de référence préalablement construit et propre à la stratégie considérée. Cet histogramme est unique et donc le même pour toutes les images et séquences d'images codées. Bien évidemment, les performances seraient meilleures mais de valeurs non réalistes si on utilisait un histogramme propre à chaque image. Par ailleurs, un codage réel ne permettant pas d'atteindre le débit théorique donné par l'entropie, un facteur de perte fixé à 1.05 a été utilisé comme facteur multiplicatif pour calculer les débits à partir des entropies observées. Nous donnons également à titre indicatif le rapport signal/bruit crête de la composante de luminance  $Y$ . Les images prises en référence sont significatives des difficultés que l'on peut rencontrer. L'image PORT (figures 23 et 24) est une image assez faiblement contrastée mais possédant des détails fins notamment au niveau de la voile du bateau. L'image COUPLE (figures 25 et 26) est intéressante pour les différentes textures qui y sont représentées mais surtout pour les détails hautes fréquences de la chemise du personnage.

La qualité des images reconstruites est excellente même sur ces exemples difficiles. En moyenne le débit total est d'environ 2

images	Y	DR	DB	Total	S/B (dB) Y
ARBR	1.82	0.57	0.4	2.30	39.67
CHEM	1.39	0.66	0.38	1.912	42.14
CLOW	1.36	0.84	0.4	1.98	43.26
COUP	1.63	0.59	0.39	2.116	38.43
ENFA	1.57	0.84	0.41	2.197	41.35
FRUI	1.45	0.52	0.39	2.116	41.86
IBA	1.61	0.58	0.4	2.102	40.14
JOUE	1.35	0.96	0.4	2.03	45.57
PORT	1.6	0.63	0.41	2.112	40.93
GIRL	1.87	1.27	0.44	2.72	40.67
VOIT	2.00	0.77	0.71	2.74	38.12
MOBI	2.29	1.11	1.07	3.371	40.32
Moy Fixe	1.53	0.69	0.40	2.096	41.48
Moy Seq	2.05	1.05	0.74	2.944	39.7
Moy tot	1.66	0.78	0.48	2.308	41.03

Figure 22. – Débit moyen et rapport (S/B) crête des images codées.



Figure 23. – Image originale PORT.

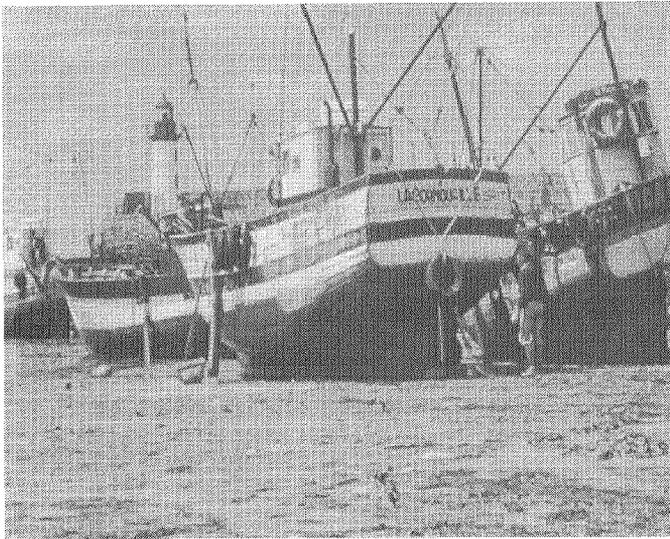


Figure 24. – Image reconstruite PORT (2.11 bit/pel, 40.93 dB).



Figure 25. – Image COUPLE originale.



Figure 26. – Image reconstruite COUPLE (2.11 bit/pel, 38.43 dB).

bit/pixel pour la série d'images fixes et de 2.9 bit/pixel pour les séquences d'images (couleur). On peut remarquer que les approximations sur les signaux de chrominance, surtout par la méthode de quantification psychovisuelle, peuvent être importantes sans que la qualité finale de reconstruction en soit perturbée. Le codage des deux composantes de chrominance nécessite environ 30% du débit total. Notre modélisation du système visuel humain semble également correcte pour ces composantes. En luminance et pour des distances d'observation inférieures à la distance d'observation normalisée de quatre fois la hauteur de l'écran ( $4H$ ), certaines saturations peuvent être observées très localement sur certaines images et pour un observateur expert. Un très léger flou peut apparaître très localement. Ceci est dû à la disparition de hautes fréquences dans le signal de luminance codé. Le problème des effets de cumul des erreurs dans un grand nombre de sous-bandes est complexe à traiter et nécessiterait, nous l'avons déjà noté, une

étude approfondie spécifique. Cela ne serait intéressant que dans la perspective d'un codage à taux de compression plus fort entraînant la perception de dégradations.

L'objectif de l'obtention d'une très bonne qualité a été atteint. Si l'on veut atteindre des débits de transmission d'images couleur TV de l'ordre de 15 ou 10 Mbit/s, il faut obtenir un taux de compression supplémentaire. Celui-ci doit être obtenu par l'utilisation d'un mode de codage inter-images utilisant les corrélations temporelles et plus précisément une prédiction par compensation de mouvement. Son introduction permet effectivement d'atteindre les débits visés [32].

## 7. Conclusions

En conclusion, le codage en sous-bandes est une méthode de compression d'information très intéressante à de nombreux égards, notamment de par ces propriétés de décorrélation des signaux et de multirésolutions. Une quantification scalaire psychovisuelle utilisée ici donne d'excellents résultats. Les légers défauts pouvant être observés à des distances d'observation très proches dus aux problèmes d'effets de cumul des erreurs inter-bandes apparaissant dans les méthodes de type MICD devraient pouvoir être éliminés en utilisant une quantification vectorielle inter-sous-bandes. Tout en réduisant le débit, celle-ci doit permettre de prendre en compte les effets de masquage entre les sous-bandes.

L'obtention des débits désirés doit s'effectuer en utilisant un schéma de codage plus complet, comprenant deux modes de fonctionnement distincts. Le mode intra-image présenté ici, auquel il faut ajouté un mode inter-images utilisant les corrélations temporelles importantes existant dans les séquences d'images de télévision. Ceci a déjà été mis en œuvre et donne des résultats

permettant d'atteindre des débits de 15 et 10 Mbit/s avec une excellente qualité visuelle.

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] A.N. Netravali, B.G. Haskell, «Digital Pictures — Representation and Compression», *Ed. Plenum Press*, 1990.
- [2] Draft ISO 10198 JPEG, «Digital compression and coding of continuous tone still image», 1991.
- [3] Draft ISO 15011172, «Coding of moving pictures and associated audio», *ISO/MPEG 90/176*, December 1990.
- [4] J.W. Woods, S.D. O'Neil, «Sub-band coding of images», *IEEE Trans on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol. ASSP-34, n°5, Oct. 1986, pp. 1278-1288.
- [5] J.B. Rault, «Algorithme de réduction de débit pour le codage des voies son haute qualité», *Thèse*, Université de Rennes 1, 1987.
- [6] H. Gharavi, A. Tabatabai, «Sub-band coding of monochrome and color images», *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, Vol. 35, no2, February 1988, pp. 207-214.
- [7] R.J. Safranek, J.D. Johnston, «A perceptually tuned subband Image Coder with image dependent quantization and post-quantization data compression», *Proc of ICASSP'89*, Glasgow 1989, pp. 1945-1948.
- [8] P.H. Westerink, J. Biemond, D.E. Boeke, «Subband Coding of images using Vector Quantization», *IEEE Trans. on Comm.*, Vol. 36, n°6, June 1988, pp. 713-719.
- [9] M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, «Image Coding using Lattice Vector Quantization of Wavelet Coefficients», *Proc of ICASSP'91*, Toronto, May 1991, pp. 223-2276.
- [10] G.S. Kim, M.J.T. Smith, R.M. Mersreau, «An improved SBC/VQ scheme for color image coding», *SPIE Conf. VCIP'89*, Vol. 1195, pp. 1941-1944.
- [11] R. Shafer, L.R. Rabiner, «A digital signal processing approach to interpolation», *Proc IEEE*, Vol. 61, n°6, June 1973, pp. 692-702.
- [12] R.E. Crochiere, L.R. Rabiner, «Multirate Digital Signal Processing», *Prentice Hall Signal Processing Series*, 1983.
- [13] C. Galland, «Codage en sous-bandes : théorie et application à la compression numérique du signal de parole», *thèse de doctorat*, Université de Nice 1983.
- [14] M.J.T. Smith, T.P. Barnwell, «Exact reconstruction for tree-structured subband coders», *IEEE. Trans.on ASSP*, Vol. ASSP-34, June 1986, pp. 434-441.
- [15] D. Le Gall, A. Tabatabai, «Subband coding of digital images using symmetric short kernel filters and arithmetic coding techniques», *Proc. of ICASSP 1988*, pp. 761-764.
- [16] H.J. Nussbaumer, M. Vetterli, «Pseudo quadrature mirror filters», *Digital Signal Processing*, 1984, pp. 8-12.
- [17] M. Vetterli, «Multi-dimensional sub-band coding : some theory and algorithms», *Signal Processing*, Vol. 6, 1984, pp. 97-112.
- [18] R. Shafer, «Design of adaptive and non adaptive quantizers using subjective criteria», *Signal Processing*, Vol. 5, n°4, July 1983, pp. 333-345.
- [19] J. Mau, «Computationally efficient Pseudo QMF filter bank for a multi-compatible HDTV codec», *Proc. of ICASSP'91*, Toronto, May 1991, pp. 2849-2852.
- [20] T. Liu, «Subband Encoding of video Sequences Employing an Efficient Technique for Coding the Upper Bands», in *Picture Coding Symposium PCS'91*, Tokyo, 1991, pp. 4.3.1-4.3.4.
- [21] W. Zchunke, «DPCM Picture Coding with Adaptive Prediction», *IEEE Transactions on Communications*, Vol. COM-25, n°11, November 1977, pp. 1295-1302.
- [22] J. Dewitte, «Un système de codage MICDA avec critère psychovisuel de qualité», *Thèse de Docteur-Ingénieur*, INSA Rennes, Décembre 1981.
- [23] K. Kretz, «Codage MIC-Différentiel à prédiction adaptative en télévision. Qualité visuelle, réduction du débit et susceptibilité aux erreurs de transmission», *Annales des Télécommunications*, N°7-8, Juillet-Août 1982, p. 234-299.
- [24] K.A. Prabhu, «A Predictor switching Scheme for DPCM coding of Video Signals», *IEEE Transactions on Communications*, Vol. COM-33, n°4, April 1985, pp. 373-379.
- [25] J.C. Pesquet, G. Tziritas, «Méthodes adaptatives appliquées au codage prédictif intra et inter-images», *Traitement du Signal*, Vol. 5, 1988, p. 143-152.
- [26] O. Macchi, M. Bellanger, «Le point sur le filtrage adaptatif transverse», *Onzième Colloque GRETSI*, Juan-les-Pins, Juin 1987, p. G1-G14.
- [27] N.E. Nahi, «Role of recursive estimation in statistical image enhancement», *Proc. IEEE*, Vol. 60, n°7, July 1972.
- [28] H. Habibi, «Two-dimensional bayesian estimate of images», *Proc. IEEE*, Vol. 60, n°7, July 1972.
- [29] F. Clara, «Étude du seuil de visibilité en vision chromatique humaine», *IRIA*, Rapport de recherche n°306, Mai 1978.
- [30] O.D. Faugeras, «Digital color image processing within the framework of a human visual model», *IEEE Trans. on ASSP*, vol. ASSP-27, Aug. 1979, pp. 380-393.
- [31] D. Barba, «Traitement numérique d'images avec critère psychovisuel de qualité», *Thèse d'état*, Université Paris 6, 1981.
- [32] F. Lallauret, «Codage en sous-bandes de séquences d'images animées : Application au codage d'images de télévision couleur à 15 et 10 Mbit/s», *Thèse de Doctorat*, Université de NANTES, Novembre 1992.
- [33] J. Mau, «Description of the VADIS-A3 common scheme», *MPEG2 Proposal n°9*, 10 Nov. 1991, Kurihama, Japan, pp. 1-29.

## LES AUTEURS

### Fabrice LALLAURET

Fabrice Lallauret est né en 1965. Il est titulaire d'un DEA d'Automatique et Informatique Industrielle de l'Université de Nantes obtenu en 1988. Il a soutenu sa thèse de Doctorat de l'Université de Nantes en 1992. Cette thèse s'est effectuée à l'IRESTE (Université de Nantes) sur un sujet de codage d'images de télévision par décomposition en sous-bandes. Il a ensuite effectué un stage post-doctoral au CCETT sur un sujet liant l'estimation et compensation de mouvements à une décomposition par ondelettes.

### Dominique BARBA

Dominique Barba est né en France en 1944. Il est titulaire d'un doctorat de 3ème cycle en Télécommunications de l'Université de Rennes I en 1969 et d'un doctorat es Sciences Mathématiques (mention Informatique) de l'Université de Paris VI sur un sujet lié au traitement numérique des images avec critère psychovisuel de qualité. Il est actuellement professeur à l'IRESTE (Université de Nantes) et responsable d'une équipe de recherche en Analyse et Traitement des images. Ses centres d'intérêt concernent le traitement numérique des images fixes et animées, spécialement en vue de l'analyse ou du codage des images.

*Manuscrit reçu le 4 Février 1994.*

*Remerciements.* Cette étude a été effectuée dans le cadre d'un contrat de recherche avec le CCETT (Contrat 88 ME 25), que nous remercions tout particulièrement.

## 8. Annexe

### A.1. DÉTERMINATION DES SEUILS DE VISIBILITÉ

La transformation Logarithme employée par FAUGERAS [25], dans le cas de signaux d'entrée trop faibles, peut poser problème. Nous avons décidé de la remplacer par une fonction de type logarithmique de façon à surmonter cette difficulté. La fonction choisie est de la forme :

$$y = \frac{\text{Log}(1 + \xi x)}{\text{Log}(1 + \xi)}$$

Le choix du paramètre  $\xi$  a été fait à partir d'une constatation effectuée par F. CLARA. Il a en effet observé que les seuils en  $A$ ,  $C_1$  et  $C_2$  étaient indépendants du niveau de luminosité moyen de l'image dans une large dynamique. Cette propriété montre donc que la réponse de type logarithmique des cônes compensent assez bien la transformation non linéaire partielle produite par l'écran de visualisation (gamma de l'écran).

On peut donc écrire, après un changement de variable, pour la dynamique utilisée sur écran de télévision :

$$y = \frac{\text{Log}(1 + \xi x^\Gamma)}{\text{Log}(1 + \xi)} \approx x$$

Ceci donne après résolution de cette équation pour  $\Gamma = 2.2$ , la valeur  $\xi = 11.9$ .

En modifiant la fonction logarithmique dans le modèle de FAUGERAS [25], les paramètres de normalisation  $a$ ,  $u_1$ ,  $u_2$  de la matrice  $P$  ne sont plus les mêmes. En l'absence du procédé exact de calcul des paramètres utilisé par FAUGERAS, on peut déterminer leurs nouvelles valeurs (indice  $n$ ) à partir des anciennes (indice  $a$ ) en appliquant une méthode d'identification de système, c'est à dire en fixant deux des canaux et en appliquant une variation sur le troisième canal. Les réponses devant être identiques, en appliquant cette méthode sur chacun des canaux, on peut identifier complètement la matrice  $P$ .

Par exemple, si nous prenons :  $A_a = A_{a0}$  et  $C_1 = C_2 = 0$ , nous obtenons à l'entrée de la chaîne de traitement visuelle :

$$R = R_0 ; V = V_0 \text{ et } B = B_0.$$

Si on applique ensuite une variation uniquement sur le canal  $A$  tel que :  $A_a = A_{a0} + \Delta A_a$  et  $C_1 = C_2 = 0$ , nous obtenons :

$$R = R_0 + \Delta R_a ; V = V_0 + \Delta V_a \text{ et } B = B_0 + \Delta B_a$$

Par contre si on applique au nouveau modèle successivement :

$$R = R_0 ; V = V_0 ; B = B_0$$

$$\text{puis } R = R_0 + \Delta R_a ; V = V_0 + \Delta V_a ; B = B_0 + \Delta B_a$$

Nous obtenons  $A_n = A_{n0} + \Delta A_n$ . Connaissant  $A_{n0}$  et  $A_n$ , il suffit de calculer  $a_n$  tel que  $\Delta A_n = \Delta A_a$  (variation de  $A_n$  et  $A_a$ ).

Un procédé similaire est utilisé dans les canaux  $C_1$  et  $C_2$  qui permet de calculer  $u_{1n}$  et  $u_{2n}$  tel que  $\Delta C_{1n} = \Delta C_{1a}$  et  $\Delta C_{2n} = \Delta C_{2a}$ . Les nouvelles valeurs de  $a_n$ ,  $C_{1n}$  et  $C_{2n}$  obtenues par cette méthode sont égales respectivement à 70.6; 200; 31.25. Ces valeurs ont été déterminées par un triplet  $(R_0, V_0, B_0)$  appartenant au milieu de la dynamique des images de télévision.

Nous avons ensuite déterminé le domaine de variation de  $A_n$ ,  $C_{1n}$  et  $C_{2n}$  en fonction des signaux  $R, V, B$  d'entrée (figure A1-1). Les domaines extrêmes de variation des signaux perceptuels  $A, C_1$  et  $C_2$  sont :

$$\begin{aligned} 0 &\leq A \leq 70.29 \\ -25 &\leq C_1 \leq 41.1 \\ -22.1 &\leq C_2 \leq 20.4 \end{aligned}$$

R	V	B	A	C <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>
0.5	0.5	0.5	54.3	0	0
0.01	0.01	0.01	3.48	0	0
1	1	1	70.59	0	0
1	0	0	33	41.1	15.3
0	1	0	61.7	-7.23	18
0	0	1	22.3	-25	-22.1
1	1	0	67.4	4.3	20.4
1	0	1	42.6	16.6	-10.7
0	1	1	65	-11	-2.8

Figure A1-1. - Domaine de variations de  $A_n, C_{1n}, C_{2n}$  en fonction de  $R, V, B$ .

En connaissant le domaine de variation de  $A, C_1, C_2$ , on fait ensuite varier les grandeurs  $A_n, C_{1n}$  et  $C_{2n}$  afin de calculer les seuils différentiels de visibilité sur  $Y, DR$  et  $DB$  notés  $\Delta_Y, \Delta_{DR}, \Delta_{DB}$ . On observe que les seuils passent par un minimum vers le milieu de la dynamique de  $Y$  et croissent de part et d'autre (exemple figure A1-2). Il faut noter que si une variation de  $A_n$  n'influe pratiquement pas sur les seuils  $\Delta_{DR}$  et  $\Delta_{DB}$ , par contre dans le cas de  $C_{1n}$  et  $C_{2n}$  on note une influence simultanée sur les trois canaux  $Y, DR$  et  $DB$ . Si  $\Delta C_{1n}$  agit plutôt sur  $\Delta_{DR}$  et  $\Delta C_{2n}$  agit plutôt sur  $\Delta_{DB}$ , il y a des interactions croisées.

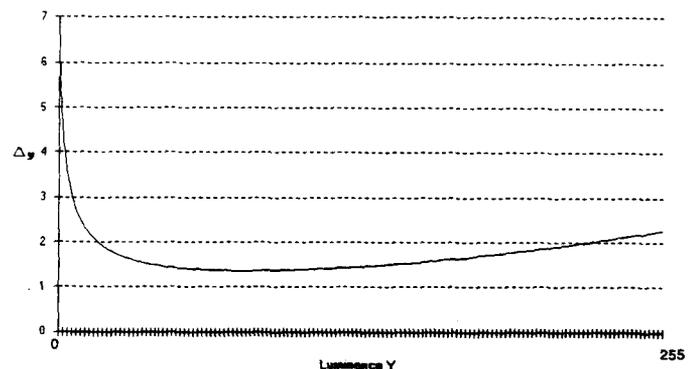


Figure A1-2. - Variation de  $\Delta_Y$  en fonction de la luminosité  $Y$ .

L'orthogonalité des canaux  $A$ ,  $C_1$  et  $C_2$  n'étant pas parfaite, il faut donc tenir compte de cet effet dans le calcul des seuils différentiels de visibilité.

Ce problème peut être résolu en calculant le minimum des seuils  $\Delta_Y$ ,  $\Delta_{DR}$  et  $\Delta_{DB}$  pour une excitation donnée, on obtient :

pour  
 $\Delta_{An} = 0.5, \Delta_{C1n} = \Delta_{C2n} = 0 \rightarrow \min(\Delta_Y) = 1.36$   
 (pour  $Y = 93$ )

pour  
 $\Delta_{C1n} = 0.5, \Delta_{An} = \Delta_{C2n} = 0 \rightarrow \min(\Delta_{DR}) = 1.44$   
 (pour  $Y = 130$ )

pour  
 $\Delta_{C2n} = 0.5, \Delta_n = \Delta_{C2n} = 0 \rightarrow \min(\Delta_{DB}) = 1.87$   
 (pour  $Y = 128$ )

Ensuite, on calcule les seuils sur les trois composantes  $Y$ ,  $DR$  et  $DB$  pour une valeur moyenne de  $Y$  égale à 128 (milieu de la dynamique usuelle  $[0, 255]$ ), ceci pour les canaux chromatiques. Pour le canal achromatique, canal bien plus sensible visuellement que les autres canaux, nous avons préféré conserver la valeur mini-

male sur toute la dynamique (pour  $Y = 93$ ).

$$\begin{aligned} \Delta_{An} &= 0.5, \Delta_{C1n} = \Delta_{C2n} = 0 \\ &\rightarrow \Delta_Y = 1.36 \text{ (pour } \Delta_Y = 93), \Delta_{DR} = \Delta_{DB} = 0. \\ \Delta_{C1n} &= 0.5, \Delta_{An} = \Delta_{C2n} = 0 \\ &\rightarrow \Delta_Y = 0.4, \Delta_{DR} = 1.46, \Delta_{DB} = 0.37. \\ \Delta_{C2n} &= 0.5, \Delta_{An} = \Delta_{C1n} = 0 \\ &\rightarrow \Delta_Y = 0.29, \Delta_{DR} = 0.39, \Delta_{DB} = 1.87 \end{aligned}$$

Les seuils de visibilité n'étant pas indépendants, les quantifications des signaux  $Y$ ,  $DR$  et  $DB$  s'effectuant séparément les unes des autres, il est nécessaire de prendre en compte ces facteurs de dépendance inter-canaux. Pour cela, les seuils utilisés ont été définis de la manière suivante en considérant les situations les plus défavorables.

$$\begin{aligned} \Delta_{Ys} &= \min(\Delta_{YA}) - \max_{C1, C2}(\Delta_Y) \\ &= 1.36 - 0.4 = \mathbf{0.96} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Delta_{dRs} &= \min(\Delta_{dRC1}) - \max_{A, C2}(\Delta_{DR}) \\ &= 1.44 - 0.39 = \mathbf{1.07} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Delta_{dBs} &= \min(\Delta_{dBC2}) - \max_{A, C1}(\Delta_{DB}) \\ &= 1.87 - 0.37 = \mathbf{1.5} \end{aligned}$$