

COMPRESSION D'IMAGES PAR TRANSFORMEE EN ONDELETTE

P. Mathieu, M. Barlaud, M. Antonini

Laboratoire de Signaux et Systèmes - CNRS UA 814
41, Bd Napoléon III 06041 NICE - Cedex FRANCE

RESUME

Dans cet article est proposée une nouvelle méthode de compression numérique d'image.

Dans une première étape l'image est décomposée en sous-images au moyen d'une transformée en ondelettes. Les ondelettes choisies sont à la fois bien localisées dans l'espace et en fréquence, et privilégient les directions horizontale et verticale, ce qui permet de respecter les caractéristiques de la vision humaine. La décomposition est effectuée par un algorithme rapide à structure pyramidale.

Ensuite les coefficients d'ondelette sont codés par une méthode de quantification vectorielle.

Un codebook est élaboré pour chaque résolution et direction privilégiée à partir d'une séquence d'apprentissage en utilisant un critère quadratique. Ainsi un vecteur à coder est classifié (direction, résolution) puis la seule sous-classe appropriée est scrutée.

Finalement l'allocation de bit de chaque classe est ajustée de façon à préserver les formes et contours.

SUMMARY

The purpose of this paper is to propose a new scheme for image compression:

First, we use a wavelet transform in order to obtain a set of orthonormal subclasses of images. The wavelet functions are well localized both in the space and frequency domains. The original image is decomposed on this orthonormal basis with a pyramidal algorithm architecture. This decomposition privileges horizontal, vertical and diagonal orientations. Since wavelet decomposition is based on multiresolution and privileged directions, it tries to match human vision.

The wavelets coefficients of each classes are then vector quantized. A separate optimal codebook is designed for each given resolution and direction using a training sequence and a MSE distortion measurement.

Then the input vector is classified (resolution and direction) and only the appropriate subclass of the codebook is then checked using the usual MSE. Thus the computational complexity is reduced.

Finally bit allocation of each class is adjusted in order to preserve edges and shapes.

1. INTRODUCTION

Dans de nombreux domaines l'image numérisée remplace les images analogiques classiques telles que les photographies, radiographies Le très grand nombre de données brutes nécessaires pour la décrire rend la durée de transmission souvent trop longue et le stockage trop coûteux. Il est donc nécessaire de compresser l'information contenue dans l'image en en extrayant l'information visuelle qui seule sera codée: On réalise ainsi une réduction très sensible du volume de données.

La compression de l'information peut-être obtenue par une transformation des données en les projetant sur une base de fonctions orthogonales et réaliser ensuite un codage de cette transformée.

Du fait de la nature du signal d'image et du fonctionnement de la vision humaine, cette transformation doit admettre la non-stationnarité et doit être à la fois "bien" localisée en fréquence et dans l'espace. Pour éviter une redondance néfaste à la compression, elle doit être orthogonale et pour éviter des temps de calculs prohibitifs, il doit exister un algorithme rapide. La transformée en ondelette définie par Y.Meyer et J.Lemarié remplit toutes ces conditions [1].

Le codage se fait au niveau des coefficients de la transformée de manière adaptée: On localise la distorsion en tenant compte d'un facteur perceptuel. La quantification vectorielle a été retenue pour notre application car c'est une méthode plus efficace que la quantification scalaire [2].

Nous proposons donc une nouvelle méthode de codage associant une transformée en ondelette à un algorithme de quantification vectorielle.



2. TRANSFORMÉE EN ONDELETTE

2.1. Introduction

L'intérêt que présentent de nombreuses transformées pour comprimer l'information est de projeter le signal sur une base de fonctions orthogonales, c'est-à-dire de distribuer l'énergie de ce signal sur des composantes décorréliées entre elles. Il existe de nombreuses transformées dont les propriétés s'apparentent sans être toutes aussi riches.

On peut citer la transformée de Fourier (DFT), la transformée en Cosinus (DCT), en Sinus (DST) et celle de Karunhen-Loeve (KL) qui sont les plus connues et les plus utilisées, ainsi que les transformées de Haar et de Hadamard.

La transformée de Karunhen-Loeve est la transformée optimale au sens où elle condense le mieux l'énergie sur ses composantes [3]. L'absence d'algorithme rapide lui fait souvent préférer la DCT qui dans de nombreux cas donne des résultats très comparables [4]. Cependant l'absence de propriété de convolution rigoureuse [5] pousse à l'utilisation de la DFT dans sa version rapide FFT. Ces transformées localisent bien l'énergie en fréquence mais sont tout à fait délocalisées en temps: elles n'admettent pas la non-stationnarité.

A l'opposé des transformées de Haar et de Hadamard présentent une bonne localisation temporelle mais pas fréquentielle [6].

La transformée de Wigner-Ville permet de prendre en compte la non-stationnarité du signal. Elle présente cependant plusieurs inconvénients majeurs: Sa bilinéarité rend son inversion délicate [7] et comme il ne s'agit pas d'une projection sur une base de fonctions, le nombre de points de la transformée évolue comme N^2 si N est le nombre de points du signal.

La transformée en ondelette définie par Y.Meyer et J.Lemarié est une transformation orthogonale qui admet la non-stationnarité, est "bien" localisée en fréquence et en temps et peut être obtenue par un algorithme rapide. Du fait de toutes ces propriétés, nous avons retenu cette transformation, que nous décrivons dans le paragraphe suivant.

2.2. Cas 1D

2.2.1. Fonctions d'échelles:

Multirésolution et orthogonalité

Nous ne parlerons de transformée en ondelette que sur des fonctions qui vérifieront les propriétés suivantes:

$$\int_{-\infty}^{\infty} |f(x)|^2 dx < \infty \Leftrightarrow f \in L^2(\mathbb{R}) \quad (1)$$

c'est-à-dire d'énergie finie.

De façon à introduire la notion d'échelle, considérons une famille de fonctions $\varphi_{j,k}(t)$ sur \mathbb{R}

$$\varphi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \cdot \varphi(2^{-j}t - k) \quad (j,k) \in \mathbb{Z}^2 \quad (2)$$

j indice de résolution, k indice de déplacement [8]

On définit un produit scalaire sur $L^2(\mathbb{R})$:

$$\langle f, g \rangle = \int f(t) \cdot g^*(t) dt \quad (3)$$

Dans un espace $V_j \subset L^2(\mathbb{R})$ contenant tous les signaux de résolution j, les $\varphi_{j,k}$ forment une base [9]. Plus j est grand, moins les détails sont visibles: Les hautes fréquences disparaissent.

Les espaces de résolution supérieure contiennent ceux de résolution plus faible: $V_{j+1} \supset V_j \forall j$

On définit la transformée en échelle à la résolution j comme la projection sur le sous-espace de L^2 qui contient les fonctions de résolution j: Il est généré par les $\varphi_{j,k}$, ce qui permet d'écrire:

$$T_{ech j}(f) = \sum_k \langle f, \varphi_{j,k} \rangle \varphi_{j,k} \quad (4)$$

Une propriété de $\varphi_{j,k}$ est: $\int \varphi_{j,k}(t) dt = 1$

2.2.2. Fonctions ondelettes

Les fonctions d'échelle $\varphi_{j,k}$ sont des bases orthogonales des V_j . Pour affiner la résolution (ajouter des détails) il faut passer d'un espace V_j à un espace V_{j+1} . On définit l'espace O_j tel que :

$$V_{j+1} = V_j \oplus O_j \quad (5)$$

La famille des fonctions $\psi_{j,k}$ appelées ondelettes constitue une base de O_j .

Les $\psi_{j,k}$ se déduisent d'une manière simple de la fonction ψ :

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \cdot \psi(2^{-j}t - k) \quad (j,k) \in \mathbb{Z}^2 \quad (6)$$

ψ est une fonction de $L^2(\mathbb{R})$ qui vérifie la propriété d'admissibilité:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \frac{\psi(\omega)}{\omega} d\omega < \infty \quad (7)$$

Où $\psi(\omega)$ est la transformée de Fourier de $\psi(t)$.

Avec l'ondelette de Meyer

$\forall n \in \mathbb{N} \int t^n \psi(t) dt = 0$: tous les moments sont nuls.

2.2.3. Représentation de la transformée en ondelette

La transformée en ondelette est formée des coefficients $C_{j,k}$ définis par :

$$C_{j,k} = \langle f(t), \psi_{j,k} \rangle \quad (8)$$

Ces coefficients correspondent à la décomposition de f sur une base de O_j constituée des fonctions $\psi_{j,k}$, ce qui permet d'écrire:

$$f(t) = \sum_{j,k} C_{j,k} \cdot \psi_{j,k}(t) \quad (9)$$

Dans l'espace V_{j-1} une partie de la fonction f est projetée sur O_j , et une autre sur V_j dont une base est la famille $\varphi_{j,k}$; les coefficients de la projection sont notés $B_{j,k}$.

Le signal d'entrée est donc décomposé en deux signaux échantillonnés $B_{j,k}$ et $C_{j,k}$ de résolution inférieure.

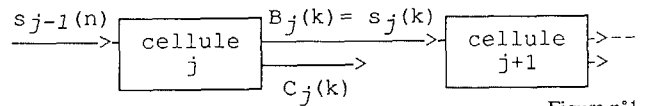


Figure n°1

Dans le cadre des signaux échantillonnés, $s_0(n)$ comporte N échantillons: Pour passer de la résolution $j=0$ (signal original) à la résolution inférieure $j=1$, on décompose le signal en 2 parties qui chacune ne comporte que $N/2$ points. Les $B_{j,k}$ projection de $s_0(n)$ de l'espace V_0 sur l'espace V_1 représentent le signal $s_0(n)$ à la résolution inférieure. D'une façon générale les $C_{j,k}$ représentent l'information qu'il faut ajouter au signal $B_j(k)$ pour reconstruire le signal $s_{j-1}(n)$

Pour obtenir l'ensemble des coefficients de la transformée, il est nécessaire de mettre en cascade $\log_2(N)$ cellules de la figure 1.

Les $C_{j,k}$ forment une famille de coefficients à deux indices. Il faut apprécier que leur nombre est d'autant plus petit que j est grand: Par exemple pour un signal de N points, il y aura $N/2$ coefficients pour $j=1$, $N/4$ pour $j=2$, ..., et 1 pour $j = \log_2(N)$. Il faut donc $N-1$ coefficients d'ondelette, et la moyenne pour modéliser le signal d'origine.

Le calcul des corrélations est effectué au moyen de FFT de manière à alléger la charge de calcul. La périodisation implicite des signaux dans l'algorithme de FFT pose des problèmes de bord: Ils ont été résolus en utilisant la technique qui consiste à symétriser les signaux avant de les soumettre à la FFT [10]; les transformées de Fourier sont ainsi symétriques réelles, ce qui permet d'effectuer tous les calculs en réel.

2.3. Extension au cas 2D

La transformée en ondelette 2D se déduit assez facilement de la transformée en ondelette 1D.

2.3.1. Multirésolution 2D

Parmi les différentes solutions, nous avons choisi une décomposition qui privilégie les directions Horizontale et Verticale. On définit une famille de fonctions à 2 variables $\Phi(x,y)$ appartenant à $L^2(\mathbb{R}^2)$, telle que :

$$\Phi(x,y) = \varphi(x) \cdot \varphi(y) \quad (10)$$

où $\varphi(x)$ est une fonction d'échelle 1D.

Pour la résolution j, on peut définir Φ_j de la manière suivante:

$$\Phi_j(x,y) = 2^{-j} \cdot \varphi(2^{-j}x) \cdot \varphi(2^{-j}y) \quad (11)$$

alors la famille de fonctions :

$$\Phi_{j,n,m}(x,y) = \varphi_{j,n}(x) \cdot \varphi_{j,m}(y) \quad (12)$$

$$= 2^{-j} \varphi(2^{-j}x - n) \cdot \varphi(2^{-j}y - m)$$

est une base de $V_j(\mathbb{R}^2)$ des signaux 2D de résolution j.

2.3.2. Ondelette 2D

On peut comme en 1D définir un espace orthogonal à V_j de résolution plus fine, $O_j(\mathbb{R}^2)$ et montrer que les familles de fonctions suivantes peuvent en être des bases:

$$\Psi_{j,n,m}^H(x,y) = (\varphi_{j,n}(x) \cdot \psi_{j,m}(y))$$

$$\Psi_{j,n,m}^V(x,y) = (\psi_{j,n}(x) \cdot \varphi_{j,m}(y)) \quad (13)$$

$$\Psi_{j,n,m}^D(x,y) = (\psi_{j,n}(x) \cdot \psi_{j,m}(y))$$

Les familles $\Psi_{j,n,m}^H$, $\Psi_{j,n,m}^V$ et $\Psi_{j,n,m}^D$ forment une base de l'espace $L^2(\mathbb{R}^2)$ pour tous j, n et m dans \mathbb{Z} .

Si x est la variable horizontale et y la variable verticale, la fonction Ψ^H sélectionne les contours horizontaux, Ψ^V les verticaux et Ψ^D les diagonaux.

On obtient ainsi une technique simple pour discriminer les orientations des contours et ceci à des résolutions différentes.

2.3.3. Calcul des coefficients

Dans l'espace V_{j-1} tel que : $V_{j-1} = V_j \oplus O_j$, il existe une base formée des familles: $\Phi_{j,n,m}$, $\Psi^H_{j,n,m}$, $\Psi^V_{j,n,m}$ et $\Psi^D_{j,n,m}$. Ces quatre familles de fonctions de dimension 2 sont formées de produits de ϕ et de ψ deux à deux.

On peut ainsi considérer la mise en oeuvre :

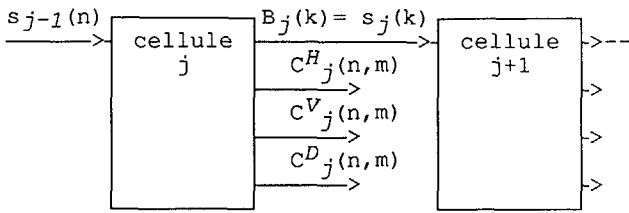


Figure n°2

On retrouve les cellules de la figure 2 appliquées successivement sur les lignes puis les colonnes. Dans le cadre des signaux échantillonnés, $s(k,l)$ comporte N^2 points. Pour passer de la résolution $j=0$ à $j=1$ on décompose le signal en 4 parties qui chacune ne comporte que $(N/2)^2$ points, les $C_{1,n,m}$ étant les détails de l'image qui ne sont visibles qu'à la résolution $j=0$ et les $B_{1,n,m}$ les éléments de l'image visibles à la résolution $j=1$.

On peut ainsi comme l'indique la figure 2, mettre en cascade $\log_2(N)$ cellules, qui chacune font une décomposition du signal 2D en 4 signaux 2D décorrélés.

La représentation en ondelette d'une image révèle de l'information sur les contours, les textures orientées qui ne sont pas facilement accessibles dans l'image d'origine. L'utilisation de la transformée en ondelette permet d'obtenir la décomposition de l'image sur des sous-espaces orthogonaux. Cette décomposition est représentée par les coefficients d'ondelette qui lors de la compression sont codés par la méthode décrite dans le paragraphe suivant.

3. QUANTIFICATION VECTORIELLE

Pour coder les coefficients d'ondelette plusieurs techniques de compression peuvent être envisagées, techniques utilisant la quantification scalaire ou vectorielle.

Si l'on se réfère à la théorie sur le taux de distorsion introduite par Shannon, une meilleure performance est toujours réalisable en théorie si l'on code des vecteurs plutôt que des scalaires. Aussi, nous avons adopté pour notre application, la quantification vectorielle des coefficients d'ondelette.

3.1. Principe de la Quantification Vectorielle

La quantification vectorielle (VQ), développée récemment par LINDE, BUZO et GRAY (1980), s'est avérée particulièrement performante pour la compression numérique des images. Son principe est de coder une séquence d'échantillons (vecteur) au lieu de coder chacun de ces échantillons individuellement. Le codage s'effectue en approximant la séquence à coder par un vecteur, ou forme, appartenant à un codebook (catalogue de formes).

Le codebook utilisé est créé, et optimisé, par l'algorithme de classification de LINDE, BUZO et GRAY connu sous le nom de LBG [11]. Cet algorithme a pour but d'effectuer une opération de classification (création d'une partition) sur une séquence d'apprentissage constituée par des vecteurs appartenant à différentes images. Chacun des vecteurs du codebook est indexé; lors du codage, c'est l'index du vecteur du codebook le plus "proche", au sens d'un certain critère, de la séquence d'échantillons à coder, qui servira à la représenter. Outre cet index, l'écart-type de la séquence à coder est pris en compte. L'index donnera de l'information au niveau forme, et l'écart-type au niveau énergie. Il est évident que pour reconstituer la séquence, le décodeur doit être muni du même codebook que le codeur.

L'index et l'écart-type étant codés sur peu de bits par rapport au nombre de bits de codage d'un échantillon, il en résulte une compression au niveau des bits transmis ou stockés. Le facteur de compression C est alors :

$$C = (\log_2 I) / R \tag{12}$$

avec:

$$R = (\log_2 V + \log_2 E) / L \quad \text{Bits/pixel} \tag{13}$$

où:

- L = dimension des vecteurs
- I = nombre de niveaux de gris de l'image (en général I=256 niveaux)
- V = nombre de vecteurs dans le codebook
- E = nombre maximal de niveaux considérés pour l'écart-type

Le critère utilisé lors de la classification et du codage est la mesure du carré de l'erreur (norme Euclidienne au carré) qui est la plus utilisée pour le codage des formes de signaux :

$$d(X,Y) = ||X-Y||^2 = \sum_{k=1}^L (X(k)-Y(k))^2 \tag{14}$$

Toutefois, des problèmes importants sont rencontrés en quantification vectorielle d'image :

- Impossibilité d'obtenir un codebook universel (efficace pour chaque image à coder).
- Hautes fréquences lissées par l'algorithme LBG (perte en résolution).
- Compromis : faible distorsion et compression élevée (coût en calculs)
- Difficultés de tenir compte des propriétés du système visuel humain [12].

Une solution à ces difficultés est apportée par la transformée en ondelette, c'est-à-dire par la multirésolution.

3.2. Génération d'un codebook multirésolution

La décomposition en ondelette d'une image, c'est-à-dire en sous-images, permet d'élaborer un codebook de vecteurs bidimensionnels pour chaque niveau de résolution et de direction privilégiée (H,V,D).

Chacun de ces codebooks est créé par l'algorithme LBG :

- La séquence d'apprentissage utilisée est constituée par des vecteurs qui appartiennent à différentes images correspondant au niveau de résolution et de direction considérées.
- Le codebook initial de l'algorithme est créé par splitting [13] du centroid (centre de gravité) de cette séquence d'apprentissage.

On peut alors constituer un codebook général par assemblage de ces différents codebooks ainsi obtenus. Chacun de ces codebooks est de faible distorsion et contient peu de mots; il en résulte un gain évident au niveau recherche du meilleur vecteur de codage ainsi que de la qualité de l'image codée.

Ce codebook général se présente de la manière suivante :

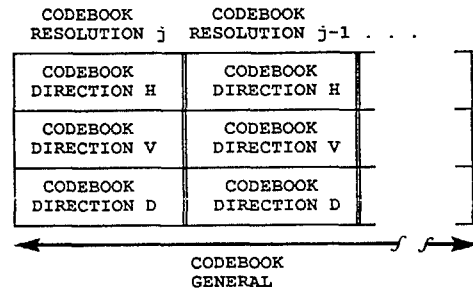


Figure n°3

Chaque codebook correspondant à un niveau de résolution et à une direction données contient les formes de coefficients d'ondelette les plus représentatives au sens du critère défini par l'équation (14) ci-dessus.

L'aspect spatio-fréquentiel de l'image étant pris en compte lors de la décomposition en ondelette, le classement et la recherche lors du codage d'un vecteur appartenant à un sous-espace, peuvent en effet être effectués à l'aide d'un critère simple de type moindres carrés. On peut donc s'affranchir de l'utilisation de mesures de distorsion de types moindres carrés pondérés ou autres mesures faisant intervenir des facteurs perceptuels. En effet, ces algorithmes s'avèrent trop coûteux en temps calcul.

3.3. Allocation adaptée du nombre de bits de codage

La multirésolution exploite les effets de masquage de l'oeil et donc, nous permet d'affiner et de choisir le type de codage en fonction du niveau de résolution. Le nombre de bits de codage d'un vecteur du codebook, ainsi que sa dimension, sont alors fonction de la résolution codée :

- Peu de bits sont nécessaires pour la haute fréquence (résolution $j=1$, contours très fins et en général peu fréquents).
- Nombre de bits croissant avec j , donc avec la diminution de la résolution. Un quantificateur scalaire est utilisé pour la plus basse résolution.

Le facteur de compression total sur l'image est alors donné par la formule :

$$C_T = (\log_2 I) / R_T \tag{15}$$

avec :

$$R_T = \frac{R'_j}{2^j} + \sum_{j=1}^J \left(\sum_{d=1}^3 \frac{R_{d,j}}{2^j} \right) \quad \text{Bits/pixel} \tag{16}$$

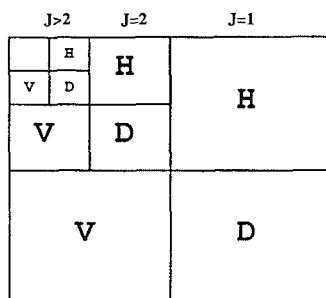
où:

- d correspond aux différentes directions codées par niveau de résolution (H,V et D).
- $R_{d,j}$ est défini comme R (Cf. formule (13)) mais pour chaque résolution j et direction d.
- R'_j est le nombre de bits de codage utilisés par le quantificateur scalaire pour les résolutions $j > J$ (faibles résolutions).



4. RESULTATS EXPERIMENTAUX

Une décomposition en ondelette de l'image LENA ("The lady with hat") est présentée figure 4 à différentes résolutions: $j=1$, $j=2$ et $j>2$. La disposition des images a été faite de la manière suivante:



La figure 5 est l'image LENA codée avec un taux $R_7=1$ bit/pixel, correspondant à un facteur de compression $C_7=8$. Le rapport signal à bruit (Peak SNR [2]) est égal à 29,80 dB environ.

La résolution $j=1$ est supprimée et les résolutions $j>2$ sont codées par un quantificateur scalaire avec un taux $R'_2=8$ bits/pixel.

Enfin, la résolution $j=2$ est codée par un quantificateur vectoriel. Trois codebooks (correspondant aux directions H,V et D Cf. Figure 3) sont utilisés par ce quantificateur. Ils ont été créés à partir de trois séquences d'apprentissage différentes (directions différentes) constituée chacune par les trois images: Lena, Cameraman et l'image du Bateau (à la résolution $j=2$). Chaque codebook se compose de 64 vecteurs bidimensionnels (2x2): l'index de ces vecteurs est codé sur 6 bits. Le nombre maximal de niveaux de l'écart-type est pris égal à 64 ($E=64$): 6 bits de codage sont aussi nécessaires pour l'écart-type. Les taux R_{d_2} (d correspondant à H,V et D) sont alors égaux à 3 bits/pixel, ce qui correspond à des compressions $C_{d_2}=2,7$.

5. CONCLUSION

La transformée en ondelette utilisée ici nous a permis de prendre en compte l'effet de masquage de l'oeil, ce qui nous a conduits à de premiers résultats très encourageants. En effet, la méthode proposée permet pour des taux de compression importants de conserver une bonne qualité visuelle. De plus amples détails concernant cette méthode font l'objet d'une publication [14].

6. REFERENCES

- [1] P.G.Lemarie, and Y.Meyer, "Ondelettes et bases hilbertiennes", *Revista Mathematica Ibero-America*, Vol.2, 1986
- [2] P.H.Westerink, D.E.Boeke, J. Biemond, J.W.Woods, "Subband Coding of Image Using Vector Quantization", *IEEE Trans.Comm.*, vol.36, pp.713-719, 1988.
- [3] A.K.Jain, "A Sinusoidal Family of Unitary Transforms", *IEEE Trans.Pattern analysis and machine intelligence*, vol.PAMI-1 1979
- [4] N.Ahmed, T.Natarajan and K.R. Rao, "Discrete cosine transform" *IEEE Trans.Comput.*,vol.C-23,pp.90-93,1974
- [5] P.Strobach, H.Hölzhammer, M.Buchner, "A Design Technique for Generalized Zonal Masks for DCT-Coefficients", *Digital Signal Processing*,pp.448-452 North-Holland 1987
- [6] E.H.Adelson, E.Simoncelli, R.Hingorani, "Orthogonal Pyramid Transforms for Image Coding", *SPIE Visual Commun. and Image Proc. II* (1987), vol.845 pp.50-58
- [7] B.V.K.Vijaya Kumar, C.P.Neuman, K.J.DeVos, "Discrete Wigner Synthesis", *Signal Processing 11*, pp.277-304 (1987)
- [8] A.Calderon, "Intermediate spaces and interpolation, the complex method", *Studia Math.*24 (1964) pp. 113-190
- [9] S.G.Mallat,"A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: the Wavelet Representation", *To appear in IEEE Trans.on Pattern Analysis and Machine Intelligence.*,Tech.Rep. MS-CIS-87-22 U.of Penn.,1987
- [10] L.Blanc-Féraud, M.Barlaud, P.Mathieu, "Amélioration de la restauration d'images floues par un filtrage de Kalman utilisant une image miroir", *Traitement du Signal* vol.5 (1988) pp.249-261
- [11] Y.Linde, A.Buzo, R.M.Gray, "An Algorithm for Vector Quantizer Design", *IEEE Trans.Comm.*, vol.COM-28,pp.84-95 Jan1980
- [12] W.K. Pratt, "Digital Image Processing", J.Wiley, New-York, 1978
- [13] R.M.Gray, "Vector Quantization", *IEEE ASSP Mag.*, pp.4-29, Apr.1984.
- [14] P.Mathieu, M.Barlaud, M.Antonini, "Compression d'images par transformée en ondelette et quantification vectorielle", *soumis à publication.*



Figure n° 4



Figure n° 5



Figure n° 6. LENA : original