



# Traitement, Synthèse, Technologie et Applications

BIARRITZ - Mai 1984 -

COMPRESSION D'IMAGES : METHODES DE LA DEUXIEME GENERATION

IMAGE COMPRESSION : SECOND GENERATION METHODS

M. Kunt, A. Ikonopoulos et M. Kocher

Laboratoire de Traitement des Signaux, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 16 Ch. de Bellerive, CH-1007

## RESUME

Tout système d'acquisition d'images, que ce soit un microdensitomètre à haute résolution ou une caméra de télévision, produit les données en échantillonnant dans l'espace et en quantifiant les luminances d'une scène originale. Une image numérique est ainsi une matrice  $N$  par  $N$  de points images, nécessitant  $N^2B$  bits pour sa représentation. Cette matrice est souvent appelée forme canonique d'une image numérique. Le but de la compression ou de codage d'image est de réduire le plus possible le nombre de bits nécessaire à représenter et à reconstituer une réplique fidèle de l'image originale. Les premiers efforts en codage d'images étaient basés sur la théorie de l'information utilisant la statistique de la source d'information. Un grand nombre de méthodes ont été développées dans ce cadre, les vingt dernières années. On peut les grouper dans trois catégories : prédictive, transformée et hybride. La compression que l'on peut atteindre, débutant à 1 au début des années soixantes, a atteint un niveau de saturation autour de 10 à 1 il y a quelques temps. Ceci ne veut certainement pas dire que la limite supérieure donnée par l'entropie de la source a été atteinte. D'abord cette entropie n'est pas connue et dépend très étroitement du modèle de la source que l'on utilise. Ensuite, la théorie de l'information ne tient pas compte de ce que l'être humain voit et comment il voit.

Les progrès récents dans l'étude du mécanisme de la vision ont ouvert de nouvelles possibilités en codage d'images. La sensibilité directionnelle des neurones dans le système visuel et le traitement séparé des contours et des textures conduisent à des méthodes de codage permettant des compressions allant jusqu'à 70 à 1. Ces nouvelles méthodes que nous appelons de la deuxième génération font l'objet de cet article. Deux groupes peuvent être formés dans cet ensemble : méthodes basées sur des opérateurs locaux et méthodes utilisant des descriptions de contour-texture. Deux méthodes du premier groupe sont brièvement résumées alors que deux autres méthodes du deuxième groupe sont décrites en détail. Elles ont été appliquées aux mêmes images pour permettre une comparaison équitable de qualité. Avec un peu plus d'efforts, une compression de 100 à 1 peut être atteinte prochainement.

## SUMMARY

Every image acquisition system, be it high resolution scanner or TV camera, produces pictorial data by sampling in space and quantizing in brightness analog pictures. A digital image is thus an  $N \times N$  array of integer numbers or picture elements (pels) requiring  $N^2B$  bits for its representation. This array is commonly referred to as the canonical form of digitized pictures. The goal of image coding is to reduce, as much as possible, the number of bits necessary to represent and reconstruct a faithful duplicate of the original picture. Early efforts in image coding were solely guided by the information theory relying on the statistics of the information source. Over the past two decades, a plethora of methods have been developed within this framework. They can be grouped into three categories : spatial predictive, transform and hybrid. The compression ratio, starting at 1 with the first digital picture in early sixties, have reached a saturation level around 10:1 a couple of years ago. This certainly does not mean that the upper bound given by the entropy of the source have also been reached. First, this entropy is not known and depends heavily on the model used for the source, i.e. the digital image. Second, the information theory does not take into account what the human eye sees and how it sees.

Recent progress in the study of the brain mechanism for vision opened new vistas in picture coding. Directional sensitivity of the neurones in the visual pathway combined with the separate processing of contours and textures have led to a new class of coding methods capable of achieving compression ratios as high as 70:1. This class of methods, that we call second generation, is the object of this paper. Two groups can be formed in this class: methods using local operators and combining their output in a suitable way and methods using contour-texture descriptions. Two methods in the first category are briefly referenced, whereas two other methods in the second category are described with detail. They are applied to the same set of original pictures to allow a fair comparison of the quality in the decoded pictures. If some more effort is devoted to this subject, a compression ratio of 100:1 is within reach.



## 1. INTRODUCTION

La version numérique d'une image nécessite toujours un grand nombre de bits pour sa représentation. L'ensemble des efforts développés pour réduire ce nombre est appelé codage ou compression d'images. Cette réduction est possible car les données provenant d'une image ne sont pas aléatoires. Les points image adjacents possèdent des niveaux de gris similaires montrant ainsi une corrélation spatiale importante. L'exploitation de cette corrélation a été étudiée par la théorie de l'information. Elle nécessite un modèle pour la source d'information et la connaissance a priori de sa statistique. La réduction est obtenue en choisissant des mots code courts pour les messages qui apparaissent souvent et des mots code plus longs pour des messages apparaissant moins fréquemment. D'après Shannon, l'efficacité de cette opération peut atteindre l'entropie, c'est-à-dire la quantité d'information moyenne de la source. Toutefois, il n'a pas dit comment le faire!

Depuis le début des années soixantes, plusieurs méthodes ont été développées dans ce contexte. Un très bon aperçu sur ces méthodes peut être trouvé dans les références [1] et [2]. La compression moyenne obtenue a atteint, vers la fin des années soixante dix un niveau de saturation autour de 10 à 1. C'est pourquoi nous les appelons méthodes de la première génération. Cette saturation ne correspond pas à l'entropie d'une image, car elle n'est pas connue et dépend du modèle utilisé. A notre connaissance, un modèle valable de source d'images n'existe pas encore. Alors, comment peut-on faire mieux ? Pour trouver une amorce de réponse, considérons une image naturelle telle qu'un portrait, un paysage ou un bâtiment, et posons la question suivante: peut-on trouver une représentation moins économique (en terme de bits) que la forme canonique? Probablement non.

D'après Descartes, une image vaut mille mots. Dans ce cas, on devrait être capable de la représenter avec une dizaine de bits! Malheureusement, comme Shannon, il n'a pas expliqué comment le faire! Ce qu'il faut incorporer dans le contexte classique du codage d'images ce sont les propriétés du destinataire, c'est-à-dire du système visuel humain. Celui-ci est certainement le système le plus parfait de traitement d'images, que grâce aux travaux des neurophysiologistes tels que Hubel et Wiesel, on commence à connaître, en tout cas à un niveau élémentaire. Ce qui ressort de ces travaux récents, est un moyen de représentation d'images comme beaucoup d'autres utilisés précédemment. L'avantage de cette représentation est de correspondre à celle qui est utilisée dans le système visuel. La nature ayant très bien fait les choses, cette représentation se révèle être plus efficace. Elle consiste à décrire une image en termes de contours et de textures, tout en étant capable de la reconstituer. Nous appelons méthodes de deuxième génération, l'ensemble des méthodes qui sortent du contexte classique et possèdent un potentiel de compression élevée. Nous décrivons dans cet article, après un bref résumé des techniques de la première génération, les propriétés du système visuel humain conduisant à un modèle plus performant. Ensuite, deux méthodes basées sur la représentation contour-texture sont présentées en détail précédées d'un bref aperçu sur deux autres méthodes du même type, mais utilisant des opérateurs locaux. Finalement, les résultats montrant des compressions élevées sont présentés.

## 2. BREF APERCU SUR LES METHODES DE LA PREMIERE GENERATION

Dans cette section une description synoptique des méthodes principales de codage d'images de la première génération est donnée. Il ne s'agit pas d'une analyse bibliographique, mais plutôt d'un effort pour mettre en évidence les caractéristiques principales de ces méthodes, et pour mieux justifier à travers leurs défauts, la voie choisie pour la deuxième génération.

La classification que nous suivrons pour ce bref survol, distingue trois groupes de méthodes: a) méthodes prédictives, b) méthodes transformées, et c) méthodes hybrides et autres.

### 2.1 Méthodes prédictives

Les méthodes prédictives sont basées sur le fait que les valeurs de points image appartenant au même voisinage sont plus ou moins corrélées. Dans un schéma de codage par prédiction, la valeur de chaque point est prédite à partir des valeurs d'un ensemble des points précédents (l'introduction conventionnelle de la direction du temps est indispensable et elle est faite par le balayage). Elle est ensuite soustraite de la valeur actuelle, pour former ainsi le signal dit d'erreur que l'on code après une quantification adéquate.

La méthode la plus intéressante dans ce contexte, est la prédiction linéaire dont la modulation par impulsions codées différentielle (MICD) est un cas particulier. La valeur de chaque pixel est considérée comme une combinaison linéaire des valeurs des points précédents. Pour qu'une solution basée sur la théorie de la prédiction linéaire soit possible, on doit considérer les valeurs des points comme des échantillons d'un processus stochastique dont on connaît les moments de premier et de second ordre. Cette hypothèse étant peu réaliste, les possibilités des techniques qui en découlent sont assez limitées. Il est en effet difficilement concevable qu'un processus stochastique stationnaire, puisse générer une image comportant des contours qui n'ont aucune dépendance statistique entre eux. Par conséquent, ni la fonction d'autocorrélation que l'on calcule pour une telle image, ni le prédicteur linéaire qui est basé sur cette fonction n'ont beaucoup de sens. Son point faible est la mauvaise prédiction en présence de contours. Des améliorations relativement importantes sont obtenues par la modification dynamique des coefficients du prédicteur en fonction de l'évolution du signal (prédiction adaptative). Néanmoins les taux de compression atteints par ces méthodes ne dépassent pas 4 à 1. En résumant on pourrait dire que les méthodes prédictives permettent un codage facile à mettre en oeuvre et conduisent à des taux de compression allant de 2 à 4. La cause principale de ces résultats médiocres réside en leur non adaptivité au traitement des contours.

### 2.2 Méthodes transformées

Le codage d'images par transformation est basé sur le fait que la distribution de l'énergie dans la version transformée d'une image, est plus adéquate pour le codage que sa représentation spatiale. En effet, pour la plupart des images, la transformée de Fourier, par exemple, comporte un nombre considérable de coefficients dont l'amplitude est relativement faible. Le codage grossier de ces coefficients ou encore leur élimination complète est à la base du codage par transformation.

Il y a deux techniques pour la sélection des coefficients à coder. La première, que l'on appelle



codage par zones, consiste à choisir l'ensemble des coefficients qui se trouve dans une zone géométriquement spécifiée. Chaque coefficient appartenant à cette zone est quantifié et codé. Le codeur et le décodeur doivent connaître la géométrie de la zone (positions des coefficients) et le code utilisé pour chaque coefficient.

Dans la deuxième technique, que l'on appelle codage par seuillage, on code seulement les coefficients dont l'amplitude dépasse un seuil fixé au préalable. Les amplitudes à coder sont quantifiées avec le même nombre de bits, et leurs positions sont codées avec la méthode de codage par pages.

Parmi les autres méthodes de codage par transformation que l'on trouve, on mentionnera ici le codage adaptatif, qui opère en séparant l'image en plusieurs blocs. Chaque bloc est classifié selon son contenu fréquentiel et codé avec le code particulier attribué à sa classe.

La critique que l'on formulera ici envers ce groupe de méthodes, est le fait que la prépondérance énergétique des coefficients, ne semble pas être suffisante pour obtenir une image de bonne qualité. L'information contour qui est dispersée dans les hautes fréquences, et dans des coefficients qui n'ont pas forcément de fortes amplitudes, est dégradée. On constate que c'est de nouveau le codage de l'information contour qui fournit les limites de ces méthodes, qui, quoique plus performantes que les méthodes prédictives, n'arrivent pas dépasser notablement les taux de compression atteints par ces dernières.

### 2.3 Méthodes hybrides et autres

Les avantages et les inconvénients des méthodes présentées dans les paragraphes précédents ne sont pas forcément de la même nature. Les systèmes MICD exploitent bien la corrélation spatiale, ils sont faciles à mettre en oeuvre et assez performants pour de petits taux de compression. En ce qui concerne les inconvénients, les dégradations sont fortement localisées aux endroits de contours et souvent propagées le long des lignes. D'autre part, les méthodes transformées conduisent à des taux de compression plus élevés, et elles distribuent les dégradations uniformément dans toute l'image. En revanche leur mise en oeuvre est compliquée.

La combinaison de ces deux approches a donné naissance aux méthodes dites hybrides. Pour en citer un exemple, on peut transformer les lignes de l'image et coder ensuite par MICD les colonnes issues de la transformation. Malgré certaines améliorations qui ont été introduites par les techniques de ce type, on ne pourrait pas dire qu'elles ont apporté quelque chose de nouveau.

D'autres méthodes, comme le codage par interpolation ou le codage de courbes des niveaux de gris, n'ayant pas donné des résultats intéressants, elles ont connu un développement très limité.

La méthode, qui à notre avis, a eu le meilleur fondement théorique, mais qui n'a pas connu le développement correspondant, c'est la méthode des luminances artificielles [4]. Il s'agit de décomposer l'image en une composante basse-fréquence que l'on code après quantification et une composante haute-fréquence qui sert à détecter les contours et coder seulement l'information qui leur est associée. La complexité de sa mise en oeuvre et la perte des textures semblent être à l'origine du découragement survenu avant même l'analyse de toutes les possibilités offertes par cette approche.

## 3. SYSTEME VISUEL HUMAIN

Le système visuel humain est une partie du système nerveux. Ce dernier est sans doute le réseau de communication le plus complexe. Il est géré par l'ordinateur le plus puissant qui puisse exister : le cerveau. Dans ce réseau, la communication se fait à l'aide de cellules élémentaires appelées neurones. Une façon globale de décrire le rôle du système visuel humain est de le considérer comme étant le siège de la transformation de l'information visuelle en une représentation symbolique interprétable par le cerveau. La description de ce système en termes de signaux et systèmes consiste à modéliser le chemin visuel du cristallin au cortex par une succession de blocs fonctionnels dont les propriétés sont étudiées séparément ci-dessous.

### 3.1 Oeil

Organe de la vision, l'oeil est le récepteur des signaux lumineux. Il les focalise pour en former l'image sur la couche photosensible : la rétine. L'image y est analysée et le message est transmis au cerveau au moyen du nerf optique et des voies intra-crâniennes. La figure 1 montre une coupe schématique de l'oeil. La pupille joue un rôle

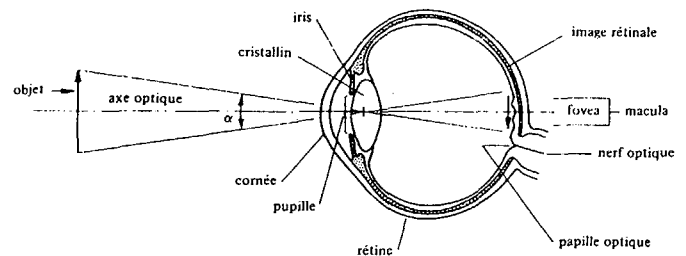


FIGURE 1

équivalent à celui du diaphragme d'un appareil photographique. Son fonctionnement peut être modélisé par un filtre bidimensionnel passe-bas dont la fréquence de coupure dépend du diamètre de la pupille. Le cristallin est la lentille qui focalise l'image sur la rétine. Malheureusement, le cristallin n'est pas parfait et ceci donne lieu à une aberration sphérique (figure 2). Le point focal

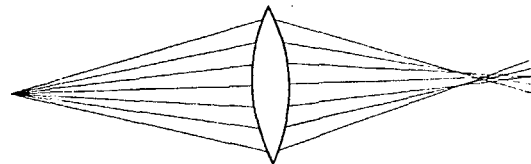


FIGURE 2

n'est pas ponctuel. Ainsi, l'image d'un point n'est pas un point mais un petit cercle flou. Ce phénomène peut également être modélisé par un filtre bidimensionnel passe-bas. Ainsi, l'optique de l'oeil est représentée par un filtre passe-bas.

### 3.2 Rétine

C'est la rétine qui transforme la lumière qu'elle reçoit en signaux électriques comme les photodiodes. Un examen détaillé de la rétine montre qu'elle est formée de cinq types de cellules différentes ordonnées régulièrement en couches (figure 3). La première couche est celle des photorécepteurs : les cônes et les bâtonnets. La



lumière incidente est, selon une loi non linéaire (proche du logarithme), transformée en un signal électrique. Par des liaisons séries, les photorécepteurs sont reliés aux cellules bipolaires. Celles-ci, à leur tour, sont connectées toujours en série, aux cellules ganglionnaires dont les

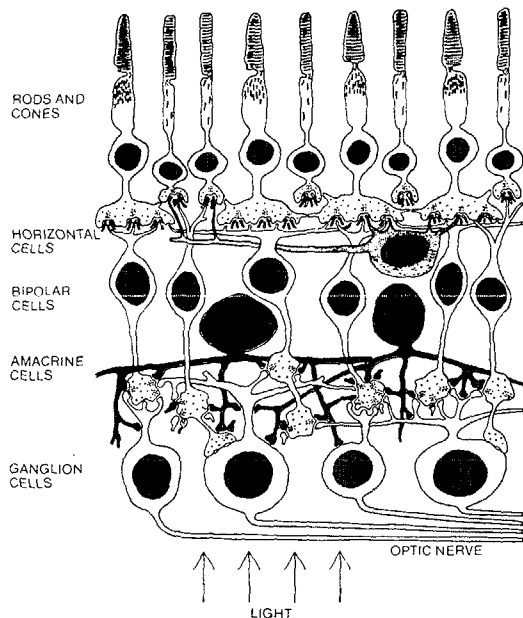


FIGURE 3

terminaisons (axones) forment le nerf optique. Ces liaisons en série indique la direction de propagation de l'information.

Par des liaisons en parallèle, les cellules horizontales reçoivent de l'information des cellules photoréceptrices et peuvent agir, par contre-réaction, sur les photorécepteurs et les cellules bipolaires. Similairement, les cellules amacrines reçoivent de l'information des cellules bipolaires et peuvent agir, par contre-réaction, sur les cellules bipolaires et les cellules ganglionnaires. Les liaisons parallèles sont à l'origine d'une réaction spatiale appelée inhibition latérale. Il s'agit du phénomène suivant. Si un photorécepteur est excité avec la lumière, il inhibe l'activité de ses proches voisins. Plus généralement, si une cellule ganglionnaire reçoit un signal électrique d'une cellule bipolaire, la cellule ganglionnaire inhibe l'activité des cellules ganglionnaires proches. Ainsi, l'activité d'une cellule ne dépend donc pas uniquement de l'information qu'elle reçoit mais également de celles recues par ses voisins. L'effet d'inhibition latérale peut être mis en évidence de plusieurs

manières. La plus simple consiste à observer une échelle de gris formée de petites surfaces de gris uniforme. Lorsqu'on parcourt cette échelle, des gris clairs vers les gris sombres, on a l'impression que le gris constant devient plus clair vers la frontière du gris plus sombre (phénomène de Mach). La réponse impulsionnelle spatiale associée à l'inhibition latérale est illustrée à la figure 4. La transformée de Fourier bidimensionnelle de cette fonction représente un filtre passe-haut. En résumant le traitement de la rétine, on obtient un filtre bidimensionnel passe-bande qui différencie jusqu'à une fréquence spatiale de 10 cycles/degré et qui intègre au delà. L'intégration provient d'un filtre passe-bas dont la fréquence de coupure est plus faible que les deux autres filtres passe-bas mentionnés précédemment : il s'agit du pouvoir de résolution de la rétine, c'est-à-dire du nombre limité de photorécepteurs par unité de surface.

### 3.3 Corps genouiller

Les corps genouillers latéraux sont deux stations de relais sur le chemin optique. Le câblage des cellules est fait de manière à ce que le corps genouiller latéral gauche traite uniquement l'information provenant du champs visuel droit et que le corps genouiller latéral droit traite uniquement l'information provenant du champs visuel gauche. En plus, comme dans la rétine, on observe dans chaque corps genouiller une structure en couche. Les cellules d'une couche donnée ne réagissent qu'à l'information venant d'un seul oeil. En traversant les couches successives, on observe l'alternance de la dominance oculaire.

### 3.4 Cortex

Le cortex visuel est une couche plissée de neurones d'environ 2mm d'épaisseur situé à l'arrière du cerveau. C'est dans le cortex que l'on trouve les premiers neurones sensibles à l'orientation du stimuli. L'analyse systématique cellule par cellule du cortex [3] révèle de nouveau une organisation par couche. Une première hiérarchie est liée à la complexité du traitement effectué par les neurones. Ceux-ci sont classés en simple, complexe, hypercomplexe et hypercomplexes d'ordre élevé. Les cellules simples sont sensibles à la position et à l'orientation du stimuli. Elles détectent des lignes ou des contours en un endroit donné. Les cellules complexes sont également sensibles à l'orientation. En revanche, elles ne sont pas sensibles à la position du stimuli. Elles signalent l'orientation en faisant abstraction de la position. Les cellules hypercomplexes sont sensibles non seulement à une orientation spécifique mais en plus à une discontinuité comme la fin d'une ligne, un angle ou un coin.

Une deuxième hiérarchie est liée à la dominance oculaire. En effet, comme dans le corps genouiller, en traversant le cortex dans le sens de son épaisseur, on rencontre des cellules qui ne sont sensibles qu'aux excitations provenant d'un seul oeil. Les cellules de la colonne voisine répondent aux excitations provenant de l'autre oeil. Une pénétration oblique révèle l'alternance de la dominance oculaire sur les cellules examinées.

Si la même expérience est répétée, cette fois-ci en cherchant non pas la dominance oculaire mais la réponse à une orientation spécifique de l'excitation, on retrouve la troisième hiérarchie : organisation en colonne des cellules directionnelles. Une pénétration perpendiculaire à la surface du cortex montre que toutes les cellules rencontrées réagissent à la même orientation. Dans la colonne voisine, elles réagissent à l'orientation voisine. Enfin, une

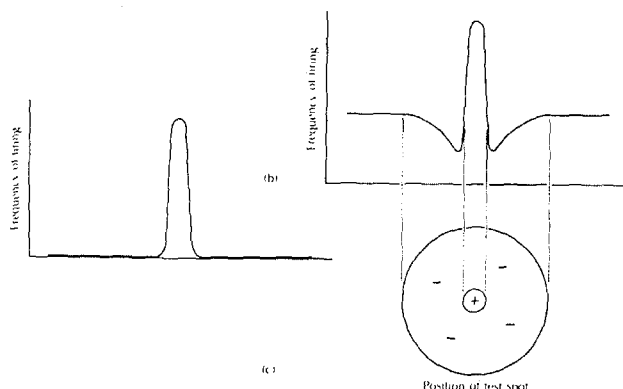


FIGURE 4

M. Kunt, A. Ikononopoulos et M. Kocher

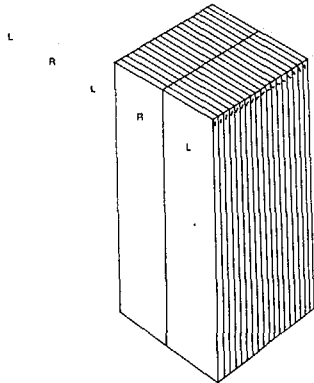


FIGURE 5

pénétration oblique montre que l'orientation préférentielle change progressivement pour couvrir d'une manière discrète 180°. Le nombre approximatif de directions quantifiées est de l'ordre de 10 à 20.

Le modèle résumant les deux dominances oculaire et angulaire est représenté à la figure 5. Selon ce modèle, une barre horizontale vue par le seul oeil gauche est représentée dans le cortex par un ensemble de cellules activées comme indiqué par des taches à la figure 6.

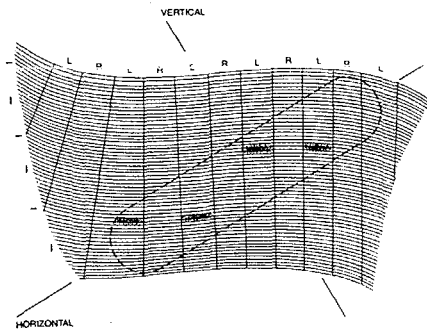


FIGURE 6

3.5 Modèle global

La représentation par des blocs fonctionnels de chaque traitement effectué par le système visuel humain conduit à un modèle global donné à la figure 7. Le premier bloc est un filtre passe-bas bidimensionnel isotropique qui tient compte de l'aberration sphérique du cristallin ainsi que du rôle de la pupille. Le second bloc représente la caractéristique non-linéaire des photorécepteurs. Le troisième bloc est un filtre passe-haut bidimensionnel avec une fréquence de coupure à environ 10 cycle/deg qui tient compte de l'inhibition latérale. Finalement on retrouve un banc de filtres directionnels qui rendent compte de la dominance angulaire des cellules du cortex. La barre dans chaque bloc indique la direction préférentielle.

La ligne de conduite générale dictée par ce modèle est la suivante. Pour obtenir une compression élevée, il faut représenter une image en termes de régions texturées entourées par des contours de manière à ce que chaque région soit la plus proche possible d'un objet de la scène originale. Il existe des codes efficaces pour coder les contours. A cause du peu d'information qu'elles contiennent, les textures peuvent être codées efficacement aussi.

Les contours sont définis usuellement comme les variations brusques des niveaux de gris [5],[6].

Selon l'importance de ces variations, on définit aussi des contours forts, moyens et faibles. La texture a été et est encore le centre d'intérêt en reconnaissance de formes. Même si un grand nombre de travaux ont été effectués sur des images de texture pure, une définition précise n'est pas disponible. Ceci est principalement dû à la relation qu'il y a entre la texture et sa perception qui introduit une composante subjective aussi. Dans notre contexte, la texture est définie comme tout ce qui n'est pas contours.

L'extraction de contours peut se faire de plusieurs manières. Elles définissent la structure de la méthode particulière de codage. Par exemple, on peut utiliser des opérateurs locaux ou un filtrage passe-haut pour les extraire. Dans ce cas on obtient des contours qui ne sont pas forcément fermés. En contraste, on peut utiliser une technique de croissance de régions qui garantit des contours fermés mais qui ne correspondent pas forcément aux vrais contours de l'image. Les méthodes qui sont présentées à la section suivante illustrent ces distinctions.

4. QUELQUES METHODES DE LA DEUXIEME GENERATION

La méthode la plus ancienne que l'on peut classer dans cette catégorie est sans doute celle des luminances artificielles mentionnée précédemment [4]. C'est la première méthode qui donne une importance aux contenus haute-fréquence d'une image, c'est à dire aux contours. N'étant pas tout à fait adaptée à la reconstruction des textures et des contours d'importance moyenne ou faible, elle n'a pas été très utilisée. Néanmoins, elle constitue à nos yeux le point de départ de la deuxième génération.

On peut classer les nouvelles méthodes en deux catégories. Dans la première, on trouve les méthodes qui utilisent des opérateurs locaux et qui combinent leurs sorties d'une manière appropriée. Deux méthodes de ce type sont décrites brièvement ci-dessous. Dans la deuxième catégorie, on décrit en détail deux autres méthodes utilisant la modélisation contour-texture directement.

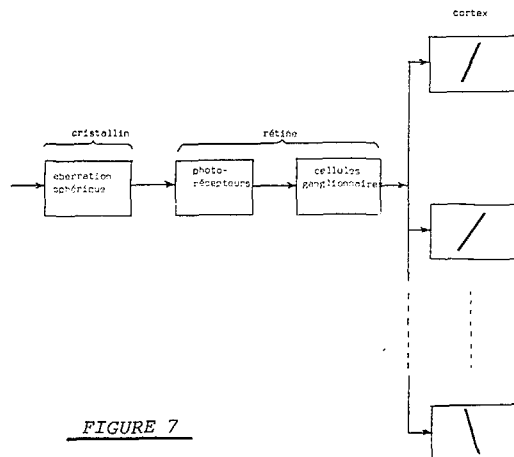


FIGURE 7

4.1 Codage d'images par prédiction anisotropique non stationnaire

Comme il a été analysé dans la section 2.1, l'utilisation d'un prédicteur linéaire pour le codage d'images s'avère peu adaptée aux structures particulières des images comme les contours. Knutsson, Wilson and Granlund [7] ont réussi à



élargir l'applicabilité de la prédiction dans le traitement d'images sur la base de l'estimation anisotropique non-stationnaire. La prise en compte des non-stationnarités d'une image a été basée sur les constatations suivantes. Les non-stationnarités dans une image sont les contours de toutes directions possibles. Au niveau local, cette caractéristique peut-être soit isotropique, lorsqu'il s'agit des points appartenant à un contour de courbure relativement faible, soit anisotropique dans le cas contraire. Un estimateur basé sur ces considérations est composé de trois termes : une composante stationnaire isotropique passe-bas (régions uniformes), une composante non-stationnaire anisotropique passe-haut (contours droits) et une composante non stationnaire isotropique passe-haut (contours courbés, micro-texture). La mise en oeuvre adéquate de ce prédicteur a permis de coder des images à de taux de compression élevés (30 à 1) et d'obtenir des images décodées de très bonne qualité.

#### 4.2 La pyramide Laplacienne

Si l'on considère que le mérite principal des méthodes ici présentées est l'attribution d'une grande importance à l'information contour, la méthode de Burt et Adelson [8] figure parmi les plus intéressantes. En combinant des idées de la prédiction et de la décomposition pyramidale, ils ont proposé un système dont la philosophie retombe indirectement sur le codage des luminances artificielles. L'image originale est décomposée en une pyramide d'images ayant des résolutions et des bandes passantes successivement réduites. L'image à chaque niveau de la pyramide est obtenue en filtrant passe-bas et sous échantillonnant l'image du niveau précédent. En soustrayant de l'image de chaque niveau, l'image reconstituée à partir de l'image du niveau inférieur, on obtient la pyramide Laplacienne dont le contenu correspond à l'information contour, décomposée à plusieurs bandes de fréquences. Le codage adéquat de cette pyramide permet d'obtenir des images de très bonne qualité à des taux de compression entre 5 à 1 et 10 à 1.

#### 4.3 Codage basé sur la croissance de régions [9] [10]

La croissance de régions offre l'avantage de conduire à des contours fermés. Le résultat de la croissance de régions est une image segmentée qui ressemble à un puzzle. Toutefois, si elle est mise en oeuvre avec un souci de simplicité les contours obtenus ne correspondent pas forcément à ceux des objets constituant l'image. Un traitement complémentaire est nécessaire pour éliminer le plus possible les faux contours.

La croissance de régions se fait de la manière suivante. Il faut tout d'abord caractériser les régions qu'on vise par une propriété. Celle-ci peut être par exemple le niveau de gris. Si c'est le cas, l'évolution du niveau de gris ou le contenu énergétique dans une certaine bande de fréquence. Le choix de cette propriété joue un rôle important dans la complexité de la méthode et l'exactitude des contours obtenus après segmentation. Ensuite, en commençant par un point quelconque de l'image, on examine ses voisins pour vérifier s'ils partagent la même propriété que le point de départ. Si c'est le cas, le point correspondant est inclus dans la région et la procédure continue en examinant les voisins du nouveau point, et ainsi de suite. Lorsqu'il n'y a plus de point connexe à la région qui possède la même propriété, la croissance s'arrête et on examine les autres points pour définir les autres régions. La segmentation est achevée quand tous les points de l'image sont attribués à une région.

La propriété choisie dans cette méthode est très simple. C'est un intervalle de niveau de gris. Cet

intervalle est centré autour de la valeur du point de départ. La région est définie par tous les points dont le niveau de gris tombe dans cet intervalle. Pour inclure dans la région le plus de points possibles, l'intervalle peut se déplacer sur les niveaux de gris, à condition de ne pas perdre un point précédemment inclus dans la région.

Les images originales contiennent des contours et des textures. Dans les parties texturées, il y a beaucoup de faibles variations du niveau de gris. L'application directe de la croissance de région, avec comme propriété l'intervalle de niveau de gris, conduit à un grand nombre de régions avec beaucoup de faux contours. C'est pourquoi, l'image subit d'abord un prétraitement qui cherche à atténuer le plus possible les faibles variations tout en maintenant intacts les contours. Ce traitement est réalisé avec le filtre gradient inverse, filtre dont les coefficients sont inversement proportionnels au gradient local de l'image originale. Le résultat obtenu avec ce filtre pour un signal unidimensionnel est montré à la figure 8.

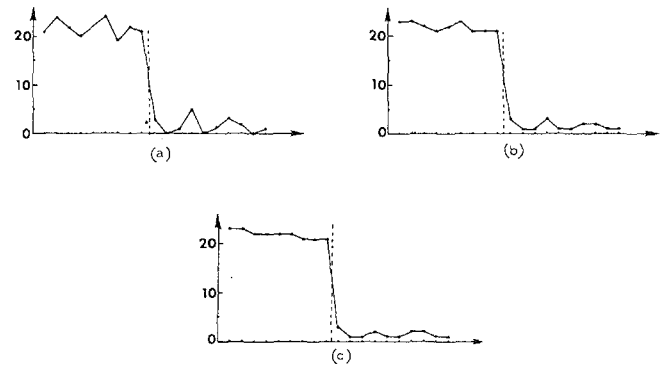


FIGURE 8

Après ce prétraitement, on peut appliquer la croissance de région qui produit, en même temps que les régions, deux types d'artefacts: des contours qui ne séparent pas complètement deux régions et des contours d'épaisseur double. Ces artefacts sont illustrés à la figure 9. Un traitement subséquent est alors appliqué pour les éliminer.

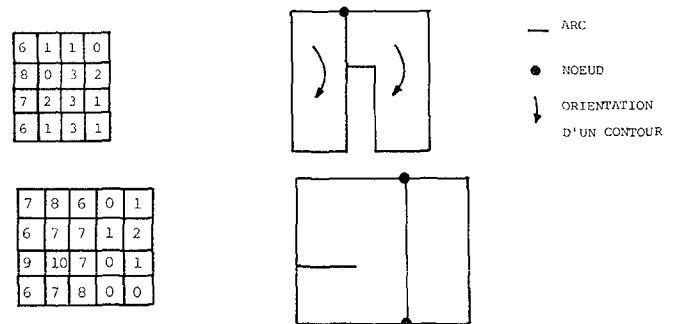


FIGURE 9

A ce niveau, on obtient une image segmentée avec des contours fermés d'épaisseur unité. C'est l'image équivalente à un puzzle. Les résultats obtenus sur des images naturelles contiennent toutefois beaucoup de régions de petite taille ou de régions avec des faux contours. En décidant d'introduire une certaine distorsion dans l'image décodée qu'on maintiendra à un niveau acceptable, on peut éliminer les régions ne contenant pas plus d'une dizaine de points. Pour éliminer les faux contours entre deux régions adjacentes, il faut calculer le gradient moyen dans l'image originale le long d'un tel contour. Si



l'amplitude de ce gradient moyen est plus faible qu'un seuil, on réunit les deux régions. Ces deux opérations sont illustrées à la figure 10. Elles complètent la procédure de segmentation. Chaque région ainsi obtenue est représentée par un niveau de gris constant qui est la valeur moyenne de la luminance dans cette région. A ce niveau, on dispose d'une image qui ressemble aux dessins peints par des numéros.

#### 4.3.1 Codage des contours

Les frontières des régions obtenues après segmentation sont les contours cherchés. Elles doivent être codées efficacement. Toutefois, la frontière séparant deux régions adjacentes apparaît comme deux contours, un pour chaque région. Avant le

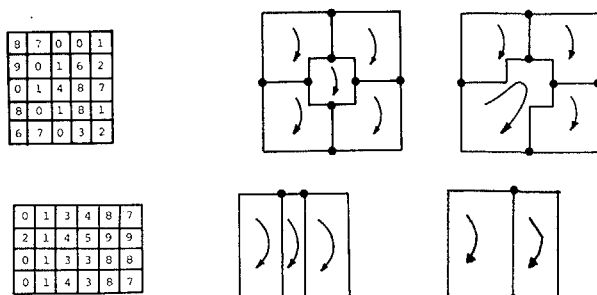


FIGURE 10

codage, il faut donc réduire encore cette redondance. Les contours des objets naturels sont des courbes à variation plutôt lente. C'est pourquoi, le codage des contours est fait en trois modes:

- approximation par segments de droite
- approximation par arcs de cercle
- sans approximation

Selon le coût en bits de chaque mode, on choisit celui qui est le plus économique. Les approximations introduisent une certaine distorsion que l'on maintient à l'intérieur d'une bande centrée sur le contour. La largeur de cette bande détermine la qualité de l'approximation. Elle est en principe maintenue à un intervalle d'échantillonnage. Des travaux sont en cours pour améliorer d'avantage l'efficacité de ce codage.

#### 4.3.2 Codage de la texture

La différence entre l'image originale et l'image obtenue après la segmentation est considérée comme une image de texture. Celle-ci possède deux composantes : une composante déterministe qui fournit une description concise de l'évolution globale du niveau de gris et une composante aléatoire qui tient compte de la granularité texturale des régions. Ces deux composantes sont traitées et codées séparément.

La composante déterministe est représentée par un ensemble de fonctions polynomiales d'ordre  $n$  à deux variables spatiales. Ce choix se justifie par la segmentation utilisée qui ne laisse pas de discontinuités marquées à l'intérieur des régions et par l'évolution lente et continue de ces fonctions qui s'adaptent bien au problème posé. En limitant le degré des polynômes à  $n=2$ , on cherche pour chaque région le polynôme qui approxime le mieux le niveau de gris de la région. Selon le critère de l'erreur quadratique moyenne, cette procédure permet de choisir des polynômes d'ordre 0,1 ou 2. La figure 11 montre les niveaux de gris d'une région et ses trois approximations possibles.

La composante aléatoire de la texture représente la granularité de chaque région. Elle est obtenue par la différence entre l'image originale et l'image filtrée par le filtre gradient inverse. A l'intérieur de chaque région, cette composante est modélisée par une réalisation d'un processus aléatoire de puissance fixée. Il suffit aussi d'un seul paramètre (puissance) pour la décrire entièrement. Le signal utilisé ici est un signal aléatoire de densité de probabilité gaussienne à valeur moyenne nulle.

#### 4.4 Codage basé sur la décomposition en images directionnelles [11],[12]

L'idée de base de cette méthode est la suivante. La contribution d'un contour dans le spectre d'une image s'étend dans un secteur de directions autour d'une direction principale qui est orthogonale à celle du contour. Le long de cette direction se trouve la contribution de plus haute fréquence. Si nous voulons détecter les contours d'une certaine direction à partir de leur présence dans le spectre, nous devons chercher dans les hautes fréquences appartenant au secteur dont la direction principale est orthogonale à celle des contours.

##### 4.4.1 Filtres directionnels

On appelle filtre directionnel, un filtre qui possède la propriété de détecter des contours de même direction. Par direction nous entendons ici, toutes les directions qui appartiennent au même secteur de la partition de l'intervalle  $(0, \pi)$ . La réponse fréquentielle d'un filtre directionnel doit couvrir les hautes fréquences d'une direction. Dans la figure 12a nous illustrons la projection d'un tel filtre sur le plan des fréquences. La partie hachurée représente le secteur délimité par le filtre et  $u$  et  $v$  les fréquences spatiales. En employant des filtres de ce type on peut couvrir tout le domaine des fréquences. Ceci est illustré à la figure 12b où le domaine des fréquences est couvert par huit filtres directionnels et un filtre passe-bas.

Si  $(u,v)$  représente les fréquences spatiales,  $n$  le nombre total de filtres et  $r$  la fréquence de

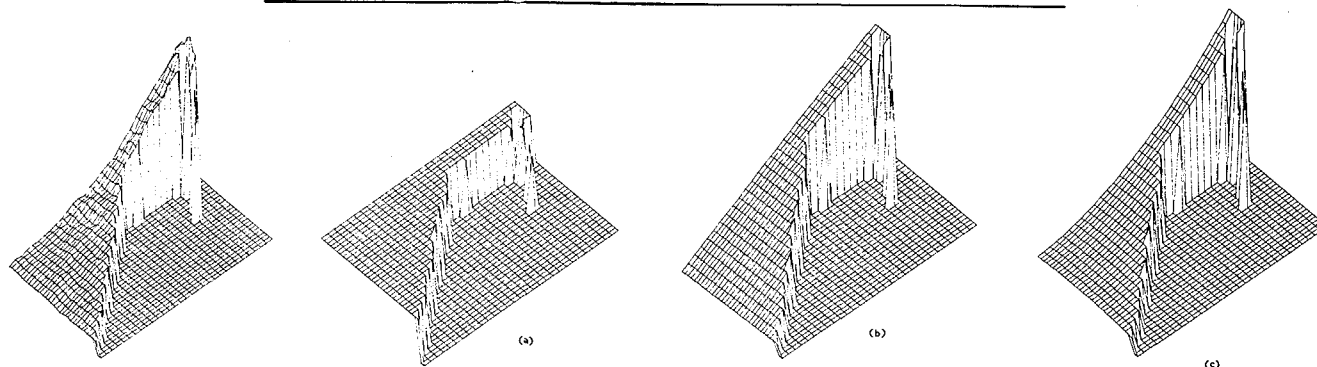


FIGURE 11

coupure, la réponse fréquentielle idéale du  $i$ -ème filtre est donnée par l'équation suivante :

$$G_{Ii}(u,v) = \begin{cases} 1 & \text{si } (\theta_i < \tan^{-1}(v/u) < \theta_{i+1}) \wedge (u^2+v^2) > r_c^2 \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}$$

$$\theta_i = (i-1)\pi/2n \quad (1)$$

$$\theta_{i+1} = (i+1)\pi/2n$$

$$|u|, |v| < 0,5$$

La réponse fréquentielle idéale du filtre passe-bas est la suivante :

$$G_{Ilp} = \begin{cases} 1 & \text{si } (u^2 + v^2) < r_c^2 \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (2)$$

Le signal filtré par un filtre directionnel comporte de passages par zéro dont l'amplitude est proportionnel aux transitions respectives. Ces passages par zéro sont précédés et suivis d'autres, ayant des amplitudes inférieures. Ce phénomène, connu sous le nom de phénomène de Gibbs, ne permet pas une détection des contours sur la base des amplitudes des passages par zéro. Une telle détection doit faire intervenir le seuillage des amplitudes, avec le risque, soit de supprimer de vrais contours, soit de confondre des échos provenant de contours de forte amplitude avec des contours de faible amplitude.

La modification adéquate des réponses fréquentielles des filtres à l'aide de fenêtres spectrales, peut conduire à l'atténuation considérable du phénomène de Gibbs. Le développement de filtres directionnels doit satisfaire simultanément deux exigences antagonistes, à savoir, la détection précise des contours et la sélection directionnelle optimale. Si  $w(k,l)$  et  $W(u,v)$  sont respectivement la fonction fenêtre et sa transformée de Fourier, les réponses fréquentielles des filtres directionnels et du filtre passe-bas sont données par les équations suivantes :

$$G_i(u,v) = G_{Ii}(u,v) \otimes w(u,v) \quad (3)$$

$$G_{lp}(u,v) = G_{Ilp}(u,v) \otimes w(u,v)$$

#### 4.4.2 Images directionnelles

Le filtrage d'une image avec un ensemble de filtres définis par l'équation 3, donne un ensemble de  $n$  images haute-fréquence que nous appelons images directionnelles, et une image basse-fréquence. Si  $f$  représente l'intensité de l'image,  $F$  sa transformée de Fourier,  $(k,l)$  les coordonnées spatiales,  $f$  les images directionnelles et  $f$  l'image basse fréquence, on a :

$$\begin{aligned} f_i(k,l) &= \mathbf{F}^{-1} \{F(u,v) G_i(u,v)\} \\ f_{lp}(k,l) &= \mathbf{F}^{-1} \{F(u,v) G_{lp}(u,v)\} \end{aligned} \quad (4)$$

En utilisant les équations 1 et 2 il vient :

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n f_i(k,l) + f_{lp}(k,l) &= \mathbf{F}^{-1} \{F(u,v) [\sum_{i=1}^n G_i(u,v) \otimes w(u,v) \\ &+ G_{lp}(u,v) \otimes w(u,v)]\} \\ &= \mathbf{F}^{-1} \{F(u,v) [w(u,v) \otimes \{ \sum_{i=1}^n G_i(u,v) + G_{lp}(u,v) \}]\} \quad (5) \\ &= \mathbf{F}^{-1} \{F(u,v) [w(u,v) \otimes 1]\} = \mathbf{F}^{-1} \{F(u,v) c\} = cf(k,l) \end{aligned}$$

En superposant toutes les images directionnelles et l'image basse fréquence nous pouvons donc retrouver l'image originale. Par conséquent le filtrage directionnel tel qu'il a été défini, est équivalent à une décomposition sans perte d'information que nous avons appelé décomposition directionnelle. Dans cette décomposition, on peut modifier les valeurs des points qui sont superposés, à condition que leur somme reste la même. Une modification qui va dans le sens d'une meilleure sélectivité directionnelle, est basée sur le fait que les points d'une image directionnelle qui ne sont pas dans le voisinage d'un contour doivent être à zéro. Une possibilité, est de comparer les valeurs des points de toutes les images directionnelles qui ont les mêmes coordonnées (figure 13) et attribuer leur somme à celui qui a la valeur maximal en mettant tous les autres à zéro (équation 6).

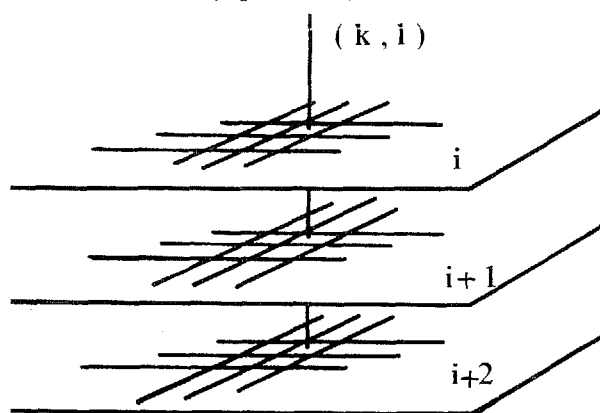


FIGURE 13

$$\begin{aligned} f_i(k,l) &= \begin{cases} s(k,l) & \text{si } f_i(k,l) = m(k,l) \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \\ m(k,l) &= \max\{f_i(k,l)\} \quad s(k,l) = \sum_{i=1}^n f_i(k,l) \quad (6) \end{aligned}$$

#### 4.4.3 Normalisation

La détection de contours dans les images directionnelles nécessite la recherche des passages par zéro dans les directions principales respectives. Une méthode de normalisation des images directionnelles a été développée afin de simplifier les balayages directionnels qui sont impliqués dans la recherche des passages par zéro et dans d'autres procédures d'optimisation que l'on devra faire après reconstitution.

La procédure de normalisation consiste à tourner

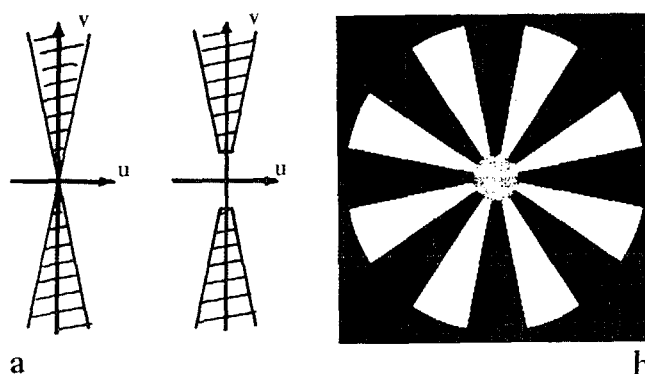


FIGURE 12



M. Kunt, A. Ikonomopoulos et M. Kocher

toutes les images directionnelles dans la position horizontale. Les algorithmes qui effectuent cette opération sont illustrés par les figures 14 et 15. Dans une première étape, toute image dont la direction n'est pas entre 0 et 45 degrés, est tournée dans cet intervalle à l'aide de transformations homothétiques. La rotation à 0 degré s'effectue ensuite en juxtaposant chaque image à elle-même dans le sens vertical, et en calculant par interpolation les valeurs correspondantes dans le maillage directionnel respectif (figure 15). L'image ainsi constituée est ensuite projetée à la position horizontale.

A. TRANSFORMATIONS DIRECTES :  $\theta \rightarrow (0^\circ, 45^\circ)$

- a.  $\theta \in [90^\circ, 135^\circ) \Rightarrow f'(i,j) = f(N-j, i)$
- b.  $\theta \in [135^\circ, 180^\circ) \Rightarrow f'(i,j) = f(i, N-j)$
- c.  $\theta \in [0^\circ, 45^\circ) \Rightarrow f'(i,j) = f(i,j)$
- d.  $\theta \in [45^\circ, 90^\circ) \Rightarrow f'(i,j) = f(N-j, N-i)$

B. TRANSFORMATIONS INVERSES :  $(0^\circ, 45^\circ) \rightarrow 0^\circ$

- a.  $f(i,j) = f'(j, N-i)$
- b.  $f(i,j) = f'(i, N-j)$
- c.  $f(i,j) = f'(i,j)$
- d.  $f(i,j) = f'(N-j, N-i)$

f : image directionnelle (NxN points)

FIGURE 14

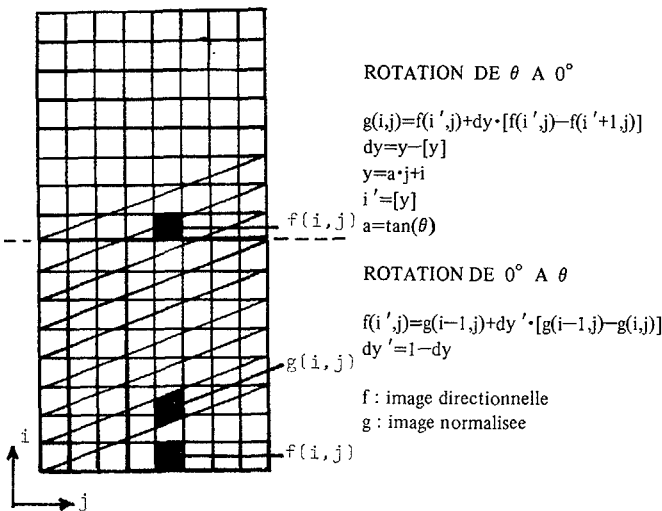


FIGURE 15

Pour remettre une image à sa position initiale, il suffit de suivre la procédure inverse, à savoir, juxtaposer l'image horizontale à elle même, calculer l'image directionnelle par interpolation, et remettre cette image à sa position initiale.

4.4.4 codage et reconstitution

La possibilité de détecter les contours d'une manière compacte et de les coder en exploitant leur corrélation directionnelle constitue l'avantage du codage des images directionnelles. Le caractère particulier de la composante basse fréquence, permet son codage par une méthode de transformation qui dans ce cas là est la méthode adéquate par excellence.

Après la normalisation de toutes les directions principales dans la direction horizontale, les contours de toutes les images appartiennent au

secteur qui correspond à cette direction principale (figure 16).

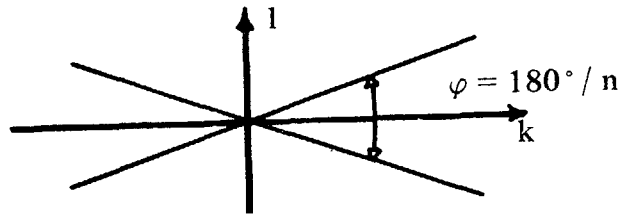


FIGURE 16

La détection des passages par zéro le long de l'axe k, permet de détecter les contours dans toutes les images. On peut effectuer cette recherche en utilisant les deux paramètres suivants :

$$p_1 = f_i(k, 1) \cdot f_i(k+1, 1)$$

$$p_2 = f_i(k, 1) \cdot f_i(k+2, 1)$$

(7)

f représente la i-ème image directionnelle et (k,1) les coordonnées spatiales. On décide qu'un passage par zéro existe au point (k,1), si ( $p_1 < 0$ ) ou ( $p_1 = 0$  et  $p_2 < 0$ ). Un troisième paramètre qui doit intervenir à ce stade, est l'amplitude des passages par zéro défini par la relation suivante :

$$p_3 = |f_i(k, 1) - f_i(k+k', 1)|$$

(8)

où k' est égale à 1 ou 2 selon la relation qui a été employée pour la détection.

En acceptant seulement les passages par zéro dont l'amplitude est supérieure à un certain seuil, on peut éliminer les oscillations qui sont près des passages par zéro de forte amplitude. La valeur de ce seuil doit être très petite si l'on veut éliminer seulement les échos des passages par zéro. En augmentant son niveau on réduit le nombre des contours que l'on détecte, en se limitant aux contours les plus forts.

Le filtrage passe-bas inclus dans le filtrage directionnel permet le sous-échantillonnage des images normalisées le long de l'axe k. Le taux de sous-échantillonnage découle de la réduction de la bande passante le long de la direction orthogonale. Cette réduction est égale à  $1/(\tan(180/n))$ , où n est le nombre de filtres. Chaque passage par zéro est codé par sa position et son amplitude. Etant donné le petit nombre des points à coder et la corrélation de ses positions le long des lignes des images, la technique de codage par plages a été choisie. On appelle plage une série de points successifs qui ont la même valeur. En balayant l'image directionnelle ligne par ligne, on détecte et on code les longueurs et les valeurs des plages. Le code de Huffman est utilisé pour attribuer des mots code de longueur variable aux longueurs des plages. On arrive ainsi à coder les positions des passages par zéro avec 4 à 5 bits en moyenne. Pour le codage des amplitudes l'utilisation de 3 bits s'est avéré suffisante.

La reconstitution des images directionnelles sous-échantillonnées est basée sur la reconstitution des colonnes de ces images, à partir de l'information liée aux passages par zéro qui a été codée. La synthèse des signaux qui correspondent aux passages par zéro sert de base pour cette reconstitution. La seule information réelle étant l'amplitude de chaque passage, le signal a été synthétisé avec une fonction



prototype. Celle qui paraît être bien adaptée à cette synthèse est la première dérivée d'une courbe gaussienne. Cette fonction permet de modifier l'amortissement de part et d'autre de chaque passage par zéro en fonction de son amplitude. Elle permet aussi d'éviter l'apparition des discontinuités lors de la superposition avec la composante basse fréquence. L'expression analytique de la fonction que l'on a choisie est la suivante :

$$g(x) = (x/\sigma) \cdot \exp(-x^2/\sigma) \quad (9)$$

Les formes que prend cette fonction pour différentes valeurs de  $\sigma$  sont illustrées dans la figure [17]

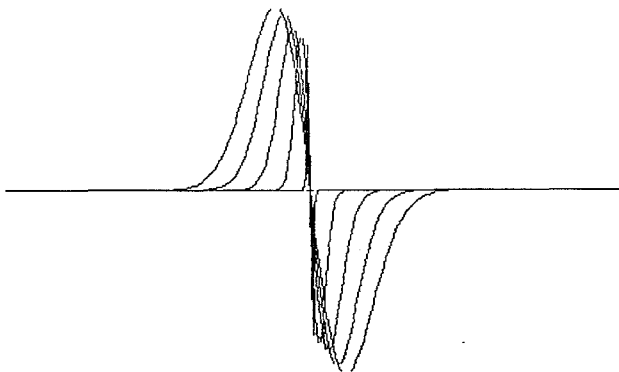


FIGURE 17

L'interpolation entre les passages par zéro synthétisés le long des lignes, permet la reconstitution des images directionnelles. Cette interpolation doit tenir compte du fait que les directions des contours au sein de chaque image normalisée varient de  $+180/2n$  degrés par rapport à l'horizontale. Par conséquent, la recherche des éléments de contour voisins doit s'effectuer non seulement sur la même ligne mais aussi sur la ligne précédente et la ligne suivante.

La composante basse fréquence de la décomposition est, par sa nature, bien adaptée au codage par transformation. L'importance de tous les coefficients de Fourier de cette composante et la connaissance de leurs positions par la caractéristique du filtre, conduisent au codage par zones. Les amplitudes et les phases de ces coefficients sont quantifiées linéairement et sont respectivement codées par des mots de longueur variable (code de Huffman) et de longueur fixe.

La reconstitution de l'image originale passe par la reconstitution et la superposition successive de toutes les composantes de la décomposition. La reconstitution de chaque composante directionnelle doit être suivie par sa rotation à sa position initiale. La superposition de toutes ces images donne la composante haute fréquence. La superposition des composantes basse-fréquence et haute fréquence donne la reconstitution de l'image originale. Le choix des paramètres liés au codage, à savoir, le seuil pour la détection de passages par zéro et le nombre de bits pour le codage de la phase, définit le taux de compression et la qualité de la reconstitution.

## 5. RESULTATS DE LA SIMULATION

Les deux méthodes décrites en détail aux paragraphes 4.3 et 4.4 ont été simulées sur un ordinateur VAX 11/782. Les images originales sont représentées par des matrices de  $256 \times 256$  points

images et chaque point est quantifié à 256 niveaux. La figure 18 montre les 3 images originales.

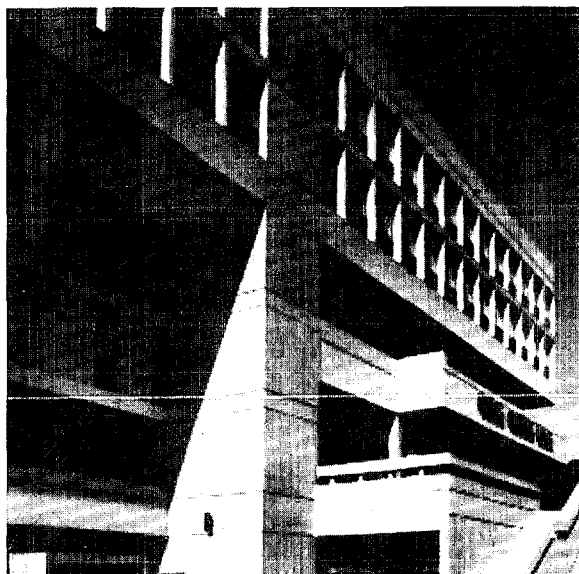


FIGURE 18

IMAGE COMPRESSION : SECOND GENERATION METHODS  
 COMPRESSION D'IMAGES : METHODES DE LA DEUXIEME GENERATION

M. Kunt, A. Ikononopoulos et M. Kocher

La méthode basée sur la croissance de région est une méthode paramétrique dans le sens que le nombre de régions et la précision de leurs descriptions (contour et texture) peuvent être modifiés par des paramètres. Ainsi, il est possible de modifier le rapport de compression et la qualité de l'image décodée. Les figures 19 et 20 montrent deux résultats de codage contenant respectivement 201 et 82 régions. Les rapports de compressions sont 20 à 1 et 51 à 1. Les résultats obtenus avec l'image du bâtiment sont représentés aux figures 21 et 22 avec 255 et 91 régions respectivement. Les rapports de compression sont de 18 à 1 et 49 à 1. Les figures 19 à 22 montrent que la qualité des images se dégrade rapidement pour une compression d'environ 10 à 1 mais qu'elle reste pratiquement inchangée lorsque la compression augmente au delà de 10 à 1. Ceci provient du fait que l'élimination des petites régions augmente considérablement la compression sans détériorer d'avantage la qualité.



FIGURE 19



FIGURE 20

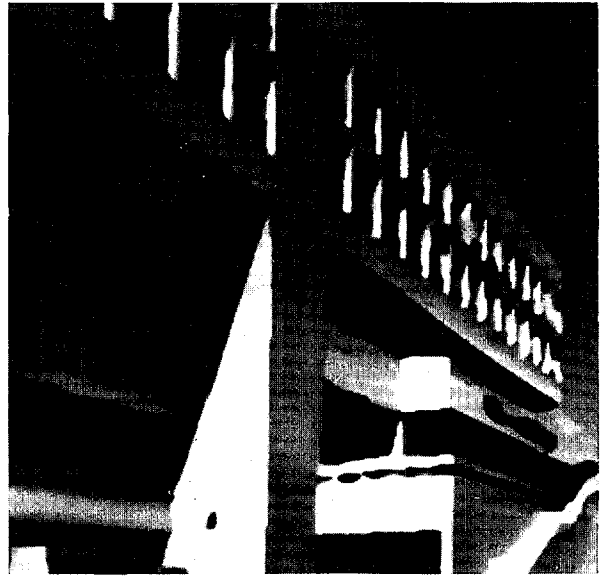


FIGURE 21

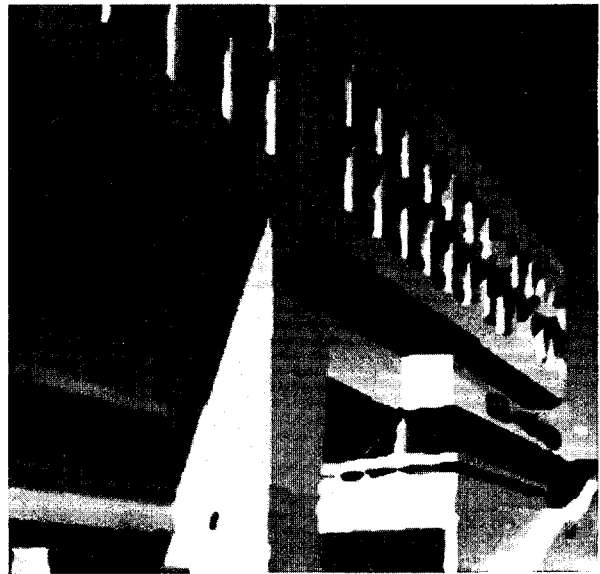
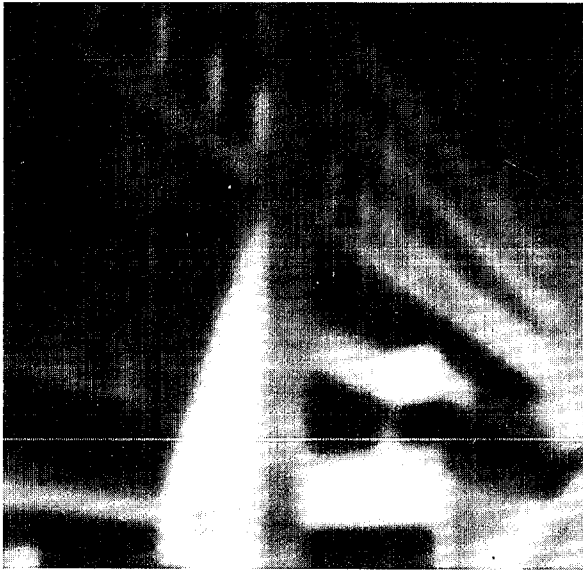


FIGURE 22

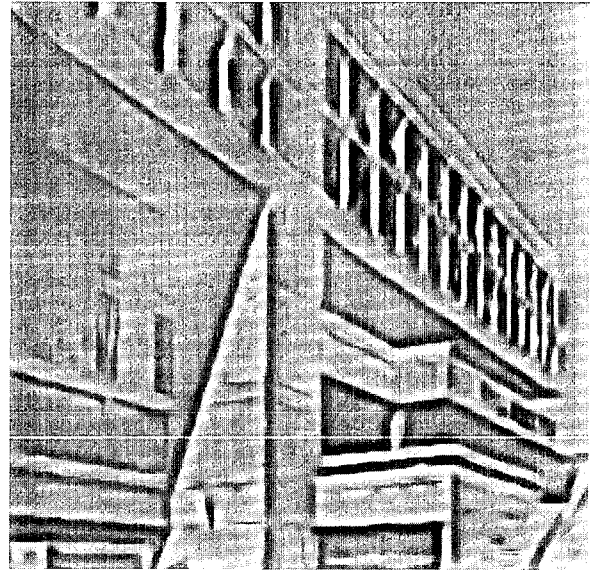
Les figures 23 à 26 donnent des exemples de codage basé sur la décomposition directionnelle. Dans la figure 23 nous avons séparément les composantes basse et haute fréquence de l'image du bâtiment après reconstitution. Leur superposition donne l'image finale. Un ensemble de 8 filtres directionnels a été utilisé dans ce cas. La fréquence de coupure de ces filtres est 0.12 dans une échelle normalisée entre 0 et 0.5. Le taux de sous-échantillonnage est 4:1 et le seuil pour la détection des passages par zéro a été fixé à 25. Les résultats de l'application de ces algorithmes sur les images du couple et du photographe avec les mêmes paramètres, sont montrés dans les figures 24 et 25.

6. CONCLUSIONS

Dans cet article nous avons présenté quelques méthodes de codage d'images qui permettent d'obtenir des rapports de compression élevés. Comme leur conception sort du cadre du codage d'image classique,



a



b



c

(a) COMPOSANTE BASSE-FREQUENCE

nombre de coefficients codés : 578  
 nombre de bits/coef pour module : 4.45  
 nombre de bits/coef pour phase : 5  
 nombre total de bits : 5459

(b) COMPOSANTE HAUTE-FREQUENCE

nombre de passages par zéro : 1427  
 nombre de bits/coef pour position: 4.43  
 nombre de bits/coef pour ampl.: 3  
 nombre total de bits : 10603

(c) IMAGE DECODEE

taux de compression : 32.72

FIGURE 23



nombre de passages par zéro : 1070  
 nombre de bits/coef pour position : 4.51  
 nombre de bits/coef pour ampl. : 3  
 nombre total de bits : 8040  
 taux de compression : 40.16

FIGURE 24



nombre de passages par zéro : 619  
 nombre de bits/coef pour position : 4.7  
 nombre de bits/coef pour ampl. : 3  
 nombre total de bits : 4769  
 taux de compression : 51.26

FIGURE 25

nous pensons qu'elles forment les premières tentatives de la deuxième génération. Ce qui a permis de percer le plafond de la saturation atteint par les méthodes de la première génération, c'est l'introduction des concepts issus de l'étude systématique du système visuel humain. Nous pensons que la description d'une image en termes de contours et de textures offre et offrira beaucoup d'avantages, non seulement en codage, mais également en restauration et en synthèse d'images. Toutefois, comme les résultats montrent, beaucoup d'efforts sont nécessaires pour remédier aux maladies de jeunesse de la nouvelle génération.

REFERENCES

- [1] Netravali A., Limb J., "Picture coding: a review", Proc. of IEEE, Vol 63, No3, March 1980
- [2] Jain A., "Image data compression: a review", Proc. of IEEE, Vol 69, No3, March 1981
- [3] Hubel D.H., Wiesel T., "Brain mechanisms of vision", Scien. American, Sept. 1979
- [4] Scriber W.F., Knapp C.F., Kay N.D., "Synthetic highs, an experimental TV bandwidth reduction system", J. Soc. Motion Pict. and TV Eng., Vol 68, pp. 525-537, Aug. 1959
- [5] Levialdi S., "Edge detection", dans "Computer vision fundamentals", O.D. Faugeras (ed), Cambridge Univ. Press 1983
- [6] M.Kunt, "Edge detection : A tutorial review", Proceed. ICASSP-82, Paris 3-5 May 1982, pp. 1172-1176
- [7] H.E. Knutsson, R.Wilson, G.H.Granlund, "Anisotropic nonstationary image estimation and its application", IEEE on Com., Vol. COM-31, No 3, March 1983
- [8] Burt P.J., Adelson E.H., "The Laplacian pyramid as a compact image code", IEEE Trans. on Com., Vol.COM-31, No4, April 1983, pp. 532-541
- [9] Kocher M., "Codage d'images à haute compression basé sur un modèle contour-texture", Thèse de doctorat ès sciences techniques, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 1983
- [10] Kocher M., Kunt M., "Image data compression by contour-texture modelling", Proc. of 1983 SPIE Conf., Geneve 1983
- [11] Ikonomopoulos A., Kunt M., "Directional filtering, zero crossing edge detection and image coding", Proc. of 2nd EUSIPCO, Erlangren, September 12-15, 1983
- [12] Ikonomopoulos A., Kunt M., "High compression image coding via directional filtering", à paraître dans "Signal Processing"