LA COMPRESSION DES DONNÉES

Club Photoshop de Nantes
Conférence du 14 octobre 1999
Résumé et compléments

Sylvain Renard

PROLOGUE

Claude Shanon, le fondateur de la théorie de l'information avait l'habitude de faire jouer à un petit jeu de société quand il était invité quelque part. Il prenait un livre au hasard, l'ouvrait au hasard, commençait à lire un paragraphe et s'arrêtait. Il demandait ensuite à l'assistance de deviner une à une les lettres suivantes. L'assistance se débrouillait bien et trouvait la lettre dans environ 75 % des cas. Shannon en déduisait que la langue anglaise possède un taux de redondance de 75 %.

Quand nous manipulons du texte, les caractères que nous utilisons n'ont pas la même probalité d'apparition. De plus il a une structure interne forte (la grammaire). Quand le mot arbre est au pluriel on peut aisément prédire la lettre qui suit le « e » final.

Quand nous travaillons avec de la musique, la distribution des probabilités d'apparition des sons n'est pas uniforme non plus.

Quand nous manipulons des images, elles possèdent également des régularités, elles ne sont pas « aléatoires ».

Bref, la majorité des données que nous traitons ont un ordre interne, même s'il n'est pas apparent, c'est à dire une distribution non uniforme de certains symboles ou séquences de symboles.

C'est cette caractéristiques qui incite à compresser les données et c'est elle qui permet, souvent, de réussir.

INTRODUCTION

La compression des données est un vaste sujet qui a fait l'objet de nombreux ouvrages et articles; elle donne lieu aujourd'hui à de nombreuses recherches en raison des enjeux économiques sous-jacents. Elle est utile en PAO mais elle est une des conditions d'existence du multimédia.
Les domaines mathématiques et informatiques dont la connaissance est nécessaire pour comprendre ces problèmes sont nombreux et complexes : calcul intégral, algèbre linéaire, géométrie fractale, théorie de l'information, théorie des ondelettes, théorie des probabilités,… On comprendra facilement également que la compression des données a quelque chose à voir avec le fonctionnement de notre système visuel et avec la construction des algorithmes.
On se contentera donc dans ce bref exposé, d'ouvrir un champ de réflexion en indiquant souvent sommairement quelles sont les méthodes utilisées aujourd'hui pour compresser les données et quelles sont celles qui ont des chances de s'imposer demain.

Ce petit exposé est composé de deux parties :
• **Les méthodes réversibles (sans perte).**
Je traiterai d'abord un exemple très simple mais qui peut être entièrement expliqué et appliqué ici. J'aborderai ensuite les méthodes de codage statistique (algorithmes de Huffman et de Shanon-Fano) pour terminer par les méthodes dites « à dictionnaire » (algorithme LZW)
• **Les méthodes irréversibles (avec pertes).**
J'exposerai relativement précisément la compression JPEG en raison de son importance dans nos métiers et je donnerai quelques vues sur l'utilisation des fractales et des ondelettes dans la compression de données.

Avant d'aller plus loin définissons d'abord la compression. Nous dirons que nous avons compressé un fichier si nous parvenons à réduire le nombre de digits binaires nécessaires pour l'enregistrer.

On mesure l'efficacité de la compression par le taux de compression :

$$\sigma = \frac{\text{Nombre de digits binaires utilisés par l'image originale}}{\text{Nombre de digits binaires utilisés pour l'image compressée}}$$

σ est toujours plus grand que 1 et nous souhaitons qu'il soit le plus grand possible.

Il est plus difficile de mesurer la qualité de la compression.

Essayons. Supposons que nous compressions un fichier composé des données n_1, n_2, n_3… Quans on décompresse le fichier on récupère des données $\tilde{n}_1$, $\tilde{n}_2$, $\tilde{n}_3$,…
Si $\tilde{n}_1 = n_1$, $\tilde{n}_2 = n_2$, $\tilde{n}_3 = n_3$… la compression est sans pertes. Si certaines valeurs ont été modifiées, il y a perte et il faut essayer de mesurer l'écart entre l'image originale et celle que l'on récupère après compression.
Pour chaque valeur on va faire la différence $\tilde{n}_i$ - n_i qui peur être positive ou négative. Pour que les différences ne s'annulent pas, on va prendre le carré de chaque différence et on

va en faire la moyenne pour l'ensemble des données, par exemple pour tous les pixels d'une image. Nous venons de définir l'erreur quadratique moyenne (EQM).
(pour les matheux, on a :

$$EQM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{i=N} (\tilde{n}_i - n_i)^2$$

pour une suite de N données)

L'inconvénient de cette méthode de calcul et d'ailleurs de toutes les méthodes « simples » d'évaluation de la qualité d'une compression, c'est qu'elles ne tiennent pas compte de la manière dont nous percevons une image, en particulier elle ne tiennent pas compte de la répartition spatiale de l'erreur (zones plus ou moins importantes de l'image).

LES METHODES DE COMPRESSION SANS PERTE

Un exemple simple.

Étudions d'abord un exemple très simple.
Supposons que nous devions essayer de compresser la série d'octets suivante :

0001 0100 0011 1111 0101 0101 0101 0101 0101 0101
0101 0101 1110 1111 0000 1111 1111 1111 1111 1111
1111 1111 1111 1111 1111 1111 0110 0111 0111 0000
0111 0000 1010 1111 0000 0000 0001 1111 0001 1111
0001 1111

Elle compte 21 octets. (Vous pouvez l'interpréter comme une suite de caractères ou comme les niveaux de gris d'une suite de pixels, cela n'a pas d'importance pour ce qui nous préoccupe ici).

Nous allons coder cette chaîne en utilisant les répétitions d'octets pour gagner de la place.

Commençons par écrire un octet de signalisation, pour le repérer, nous l'écrirons en gras.

0000 0010

Convenons que le premier bit indique si l'octet de donnée qui suit se répète, si c'est le cas le bit sera mis à 1 (ce n'est pas le cas ici), si ce n'est pas le cas il sera mis à 0. Les 7 bits qui suivent indiqueront le nombre de répétitions dans le premier cas ou le nombre d'octets sans répétition qui suivent (ici on a écrit 0000 0010 car on va faire suivre l'octet de signalisation par deux octets différents qui ne se répètent pas).
Notons qu'avec ces 7 bits, nous pouvons coder 127 répétitions. On voit l'économie réalisée si beaucoup d'octets sont identiques (un masque dans Photoshop…).

Notre chaîne codée commence donc par :
0000 0010 0001 0100 0011 1111

Ça commence mal ! Nous avons utilisé 3 octets pour en coder 2, mais ça va s'améliorer.
Continuons. Les 4 octets qui suivent sont identiques, ce que nous indiquons par l'octet de signalisation :

1000 0100

Le premier bit à 1 annonce une répétition, la valeur 0000100 (4 en binaire) indique le nombre de répétitions.
Nous pouvons compléter notre chaîne codée :

0000 0010 0001 0100 0011 1111 **1000 0100** 0101 0101

Vous vérifierez qu'en continuant nous obtenons la chaîne suivante qui code l'ensemble du message :

0000 0010 0001 0100 0011 1111 **1000 0100** 0101 0101
0000 0010 1110 1111 0000 1111 **1000 0101** 1111 1111

0000 0001 0110 0111 **1000 0010** 0111 0000 **0000 0010**
1010 1111 0000 0000 **1000 0011** 0001 1111

Cette chaîne fait 19 octets soit 2 de moins que la chaîne initiale, nous avons un taux de compression de 21/19 = 1,1

Le décodage ne pose aucun problème à condition que le décodeur soit informé de la méthode utilisée, il interprètera dans ce cas le premier octet comme un octet de signalisation et tout ira bien…

Cette méthode est séduisante parce qu'elle est facile à comprendre mais elle est malheureusement peu efficace. Elle n'est plus utilisée seule mais seulement comme méthode complémentaire.

Les méthodes statistiques.

L'idée est la suivante : nous avons l'habitude de coder toutes les valeurs que nous avons à stocker avec le même nombre de bits, généralement un ou plusieurs octets. Nous utilisons un octet par caractère quand nous travaillons avec du texte, un ou deux octets par pixel et par couche quand nous travaillons avec des images. Est-ce la meilleure solution ? La théorie nous apprend que non.

Il est en effet plus efficace d'utiliser des codes plus courts pour des valeurs fréquentes et de réserver des codes plus longs pour les valeurs moins fréquentes. L'intérêt de cette méthode dépendra bien entendu de la distribution des valeurs à coder telle qu'on peut l'étudier en construisant l'histogramme des valeurs à coder. Pour une image, Photoshop sait faire ça très bien comme vous le savez.

En fait l'examen des histogrammes de quelques images comme celles que nous utilisons journellement est assez encourageant : il y a toujours dans les images naturelles des variations de fréquence significatives.

On va donc s'intéresser aux VLC (Variable Length Code), on dit aussi au codage entropique.

Nous voyons bien l'intérêt de la méthode mais la mise en oeuvre est un peu plus délicate. Prenons un petit exemple.

Supposons que nous ayons à traiter un message qui ne contient que 4 caractères que nous nommerons A, B, C et D. et que les fréquence de ces caractères dans notre message soient les suivantes :
A : 60 %
B : 30 %
C : 5 %
D : 5 %
On peut imaginer le code suivant :
A : 0 B : 00 C : 01 D : 10

Il nous permettra assurément de gagner de la place mais si nous recevons le message suivant : 00001, comment l'interpréter ?

4 A ? 2 B ? 2 A et 1 B? 1 B et 2 A ? Ça ne marche pas ! Nous venons de découvrir le problème de la synchronisation.

Comment le résoudre ?
Utiliser des caractères séparateurs ? c'est contradictoire avec l'objectif de compression.

La solution c'est le **VLC préfixé**.

Un code est préfixé s'il n'est le début d'aucun autre. Le VLC que nous avions tenté d'utiliser tout à l'heure n'était pas préfixé.

Revenons à notre exemple et essayons de corriger.
A : 0 B : 10 C : 110 D : 111 Ça marche ! Est-ce la solution optimale ? Comme nous l'avons optenue par tatonnement, on n'en sait rien mais rassurez-vous la théorie permet d'affirmer que oui.
Nous allons maintenant prendre un exemple un peu plus complexe et présenter une méthode permettant de déterminer un VLC efficace (même s'il n'est pas toujours optimal).

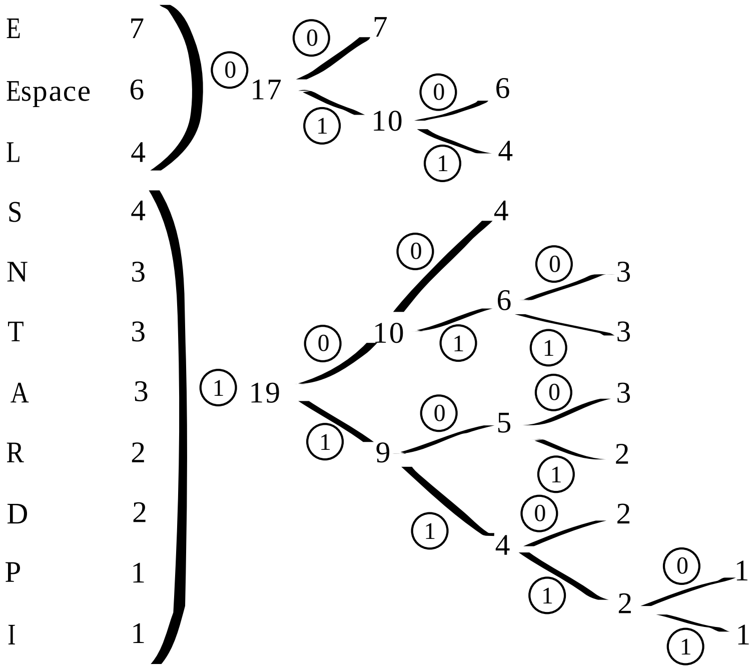
Supposons que nous voulions transmettre le message suivant :

LE PRESIDENT EST ENTRE DANS LA SALLE

Il compte 36 caractères et occupe dans un logiciel comme XPress ou WordPerfect 36 octets.
Nous allons compter les occurences des différents caractères de l'alphabet utilisés et les classer par fréquences décroissantes, nous obtenons la liste suivante :

E : 7
Espace : 6
L : 4
S : 4
N : 3
T : 3
A : 3
R : 2
D : 2
P : 1
I : 1

Nous allons maintenant regrouper les caractères en deux groupes dont les fréquences d'apparition sont aussi proches que possibles puis diviser chacun de ces groupes de la même façon jusqu'à parvenir à chacune des fréquences de départ (il est équivalent de travailler avec le nombre d'occurences ou les fréquences). Voici le développement du calcul sous forme de schéma :



E	7	00
Espace	6	010
L	4	011
S	4	100
N	3	1010
T	3	1011
A	3	1100
R	2	1101
D	2	1110
P	1	11110
I	1	11111

On numérote les branches de l'arborescence en binaire et on parcourt chaque branche pour déterminer les codes qui figurent dans la colonne de droite.
On peut vérifier que l'on obtient bien un VLC préfixé.
Mesurons son efficacité.
Nous sommes parti d'un message de 36 caractères soit 36 x 8 = 288 bits
si l'on avait codé chaque caractère sur 4 bits (c'était suffisant), on utilisait 144 bits.
En utilisant le codage que nous venons de réaliser nous utiliserons :
(2 x 7) + (3 x 6) + (3 x 4)+ (3 x 4) + (4 x 3) + (4 x 3) +(4 x 3) + (4 x 2) + (4 x 2) + (5 x 1) + (5 x 1) = 14 + 18 +12 + 12 + 12 + 12 + 12 + 8 + 8 + 5 + 5 = 118 bits

Le taux de compression par rapport à la représentation sur 4 bits est σ = 144/118 = 1,22.

L'algorithme que nous venons d'utiliser pour déterminer un VLC préfixé est appelé du nom de ses auteurs, l'algorithme de Shanon-Fano.

On lui préfère souvent un algorithme voisin qui est un peu plus complexe mais qui parvient au même résultat, celui de Huffman.

Ces méthodes sont utilisées directement dans les télécopieurs et elles interviennent en PAO comme méthode complémentaires. Il y a par exemple un codage de Huffman dans la méthode de compression JPEG.

Les algorithmes de type dictionnaire

Les méthodes statistiques, en particulier l'algorithme de Huffman, ont été très employées jusqu'en 78. C'est alors que sont apparues les méthodes de type dictionnaire .

Nous avons commencé, tout à l'heure, à compresser en tenant compte des répétitions d'octets mais dans les images que nous manipulons ce sont souvent des séquences d'octets, des motifs qui se répètent. Pourquoi ne pas utiliser ces répétitions pour compresser les données ?

Prenons un petit exemple pour faire comprendre l'intérêt de la méthode.

Combien la langue française comporte-t-elle de mots de 10 lettres ? environ 10 000. Combien peut-on faire de mots différents de 10 lettres aves les 26 lettres de l'alphabet ? 26^{10} soit $1,4.10^{14}$ ce qui fait tout de même 140 000 milliards de mots. Autrement dit, les mots de 10 lettres qui ont un sens représentent 1 quatorze milliardième de l'ensemble des mots de 10 lettres.

Il est donc très judicieux si l'on veut coder efficacement ces mots, d'en dresser une liste et de les numéroter, on dit plutôt de les indexer.

Les algorithmes LZ**

C'est en 1977 que Jacob Ziv et Abraham Lempel ont publié un article qui est à la base de tous les algorithmes à dictionnaire que nous utilisons actuellement.

En 1984, l'américain Terry Welch améliore l'algorithme précédent et dépose un brevet. C'est la naissance de l'algoritme LZW. Il est plus performant que les méthodes statistiques. IL sert de base à la norme V42bis du CCITT que nous utilisons dans nos modems.

Le principe de l'algorithme LZW, c'est d'utiliser un dictionnaire dynamique qui contient des motifs du fichier traité.

L'inconvénient des algorithmes à dictionnaire, c'est qu'il est à priori nécessaire de transmettre le dictionnaire avec les données, ce n'est pas le cas avec LZW. Le dictionnnaire est construit à la compression et reconstruit à la décompression.

Ce qui est également intéressant, c'est qu'il est inutile de lire et d'étudier le fichier avant de le compresser. La compression s'effectue au fur et à mesure de la lecture, le compresseur détectant au fur et à mesure les séquences qui se répètent.

Nous n'expliciterons pas cet algorithme mais nous retiendrons deux points :

• d'une part, il s'agit d'un algorithme sophistiqué et « pilotable ». Il est possible par exemple de remettre à zéro le dictionnaire ou de modifier sa taille.

• d'autre part, on peut combiner LZW et algorithme de codage statistique. C'est ce que font des programmes comme ARJ ou PKZIP qui utilisent LZW puis Shanon-Fano.

LES METHODES DE COMPRESSION AVEC PERTES

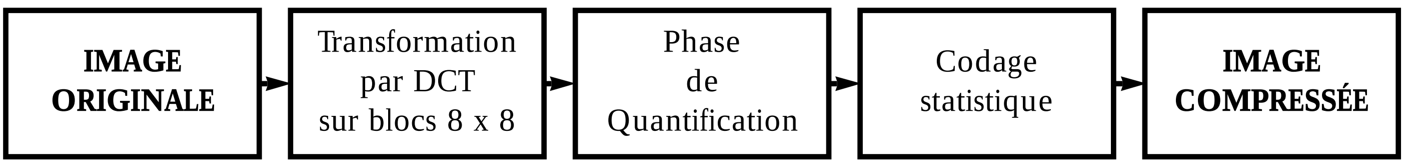
Le principe est clair : nous acceptons une dégradation de l'image décompressée - indicernable à l'oeil ou suffisamment faible pour être acceptable - en contrepartie d'un taux de compression beaucoup plus intéressant.

Il existe différentes approches de la compression avec perte. L'une d'entre elle, représentée par l'algorithme JPEG, a occupé le devant de la scène depuis quelques années en raison de ses performances et de la facilité de son implémentation sur micro. Cette situation est trompeuse et d'autres méthodes déjà connues (ondelettes et fractales en particulier) vont s'imposer dans les années qui viennent. Il est difficile de prédire ce qui interviendra ensuite mais d'autres voies de recherche sont explorées (utilisation des réseaux neuromimétiques par exemple).

L'algorithme JPEG

Nous donnerons d'abord une idée relativement précice de l'algorithme JPEG.
Ce nom (Joint Photographic Expert Group) provient du groupe d'experts internationaux qui a établi, en 1991, la norme que nous utilisons actuellement. En fait, la DCT (Discret Cosin Transform) qui est au coeur de la méthode a été proposée en 1974 par le professeur Rao de l'université du Texas en 1974.
La norme JPEG de 91 décrit le format des données compressées et le schéma de codage et de décodage. Les algorithmes de compression sont proposés mais n'ont pas de valeur normative.

Voyons d'abord le schéma de principe :



Nous allons maintenant suivre ce qu'il advient d'un bloc de 64 pixels qui a été extrait d'une image, j'emprunte cet exemple à Xavier Marsault (ouvrage cité en bibliographie). Prenons le bloc suivant :

100	155	131	116	151	135	131	211
120	135	127	88	155	131	155	179
120	135	151	100	179	116	155	167
120	155	151	108	191	112	155	179
135	151	135	120	167	112	179	179
120	151	155	151	151	116	179	179
135	151	167	167	151	151	167	171
120	151	179	151	151	131	155	167

Nous allons maintenant soustraire 128 de chaque valeur et appliquer la transformation DCT. Le résultat est le suivant :

145	-84	34	-69	4	-66	-35	72
-45	-28	28	19	10	-54	5	15
0	-2	-8	-15	-9	0	30	-41
9	-14	15	-11	5	8	-12	-32
1	1	3	-11	7	-23	-4	0
18	4	-17	-10	4	-10	7	-10
-5	1	-7	-20	1	-1	-3	5
3	1	1	9	2	7	2	-2

Notons qu'à cette étape, aucune information n'a été perdue. Le bloc original peut être reconstitué sans aucune perte en utilisant la DCT inverse et en ajoutant 128 à chaque terme.
Quel est l'intérêt de cette transformation ?
On observe que les coefficients de forte valeur absolue sont situés en haut et à gauche, l'importance des coefficients pour la reconstitution de l'image diminue quand on se déplace en diagonale du haut à gauche vers le bas à droite.

Nous allons passer à l'étape suivante, celle de la quantification. De quoi s'agit-il ? De

transmettre des valeurs approximatives de la matrice précédente en se donnant un pas de quantification. Prenons un exemple.
Supposons qu'une variable puisse prendre les valeurs 1, 2, 3, 4, 5,.... Si l'on prend un pas de quantification de 3 on ne gardera que le quotient de la division euclidienne de la valeur par 3. C'est très simple !
On va remplacer :
0, 1 et 2 par 0
3, 4 et 5 par 1
6, 7 et 8 par 2
9, 10 et 11 par 3 et ainsi de suite.

C'est à cette étape que nous allons perdre de l'information et nous allons la perdre d'une manière « astucieuse » parce que le pas de quantification dont dépend la précision de l'image restituée va dépendre de la position de la valeur dans la matrice.
Nous allons prendre un pas relativement petit pour les valeurs importantes (en haut à gauche) et prendre un pas de plus en plus grand au fur et à mesure qu'on descend vers le bas et la droite de la matrice.

L'ensemble des pas qui vont être utilisés constituent ce que l'on appelle une matrice de quantification.
Certaines ont été construites en fonction de critères psycho-visuels, pour ce soir nous allons en fabriquer une avec une petite formule :

$Q(i,j) = 1 + (1 + i + j) \times Fq$

(pour les matheux, on indiquera une formule un peu plus complexe, permettant d'obtenir un grand nombre de matrice différentes : $Q(i,j) = 1 + (1 + \mu (i^n + j^n)) \times Fq$. Par souci de simplification, on a pris ici $\mu = n = 1$ et $Fq = 5$. On peut bien entendu compliquer…)

Nous prendrons $Fq = 5$. Il s'agit d'un facteur de qualité, c'est celui que vous modifiez quand vous choisissez la qualité de la restitution dans un logiciel comme Photoshop.
Voici la matrice de quantification que nous obtenons :

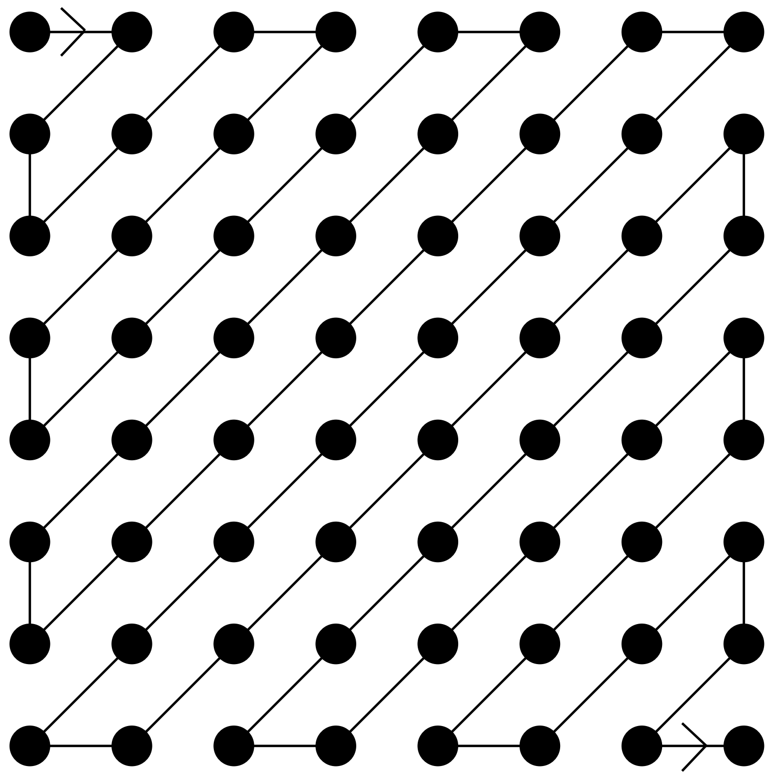
6	11	16	21	26	31	36	41
11	16	21	26	31	36	41	46
16	21	26	31	36	41	46	51
21	26	31	36	41	46	51	56
26	31	36	41	46	51	56	61
31	36	41	46	51	56	61	66
36	41	46	51	56	61	66	71
41	46	51	56	61	66	71	76

Nous allons maintenant diviser les valeurs de la matrice de données par les valeurs de la matrice de quantification. On obtient cette matrice :

24	-7	2	-3	0	-2	0	1
-4	-1	1	0	0	-1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

Ce qui frappe c'est d'une part le nombre de zéros et d'autre part la position des coefficients non nuls.

Nous allons pouvoir passer à la troisième étape qui consiste à compresser, cette fois-ci sans perte, la matrice dont nous disposons.
Les experts du groupe JPEG ont choisi de traiter les 0 d'une manière particulière en raison de leur nombre.
On va d'abord utiliser un balayage particulier pour obtenir des suites de 0 les plus grandes possibles :

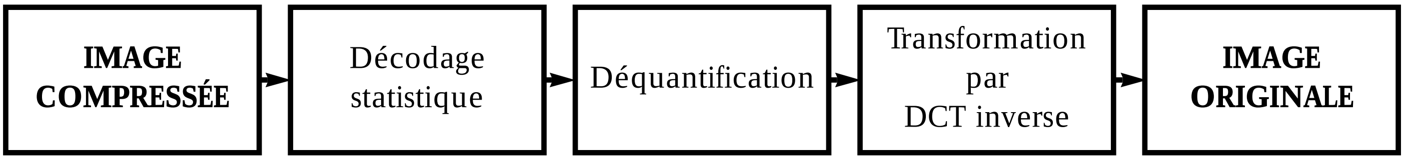


On utilise une méthode de compression sans perte qui peut être celle de Huffman, c'est le cas habituel ou bien encore un algorithme de compression arithmétique qui est brévété pat IBM.

Nous avons terminé, restera à indiquer au décodeur quelle matrice de quantification a été utilisée.

Nous allons suivre la décompression du bloc que nous venons de compresser.

Voici le schéma général



Après le décodage statistique nous retrouvons la matrice :

24	-7	2	-3	0	-2	0	1
-4	-1	1	0	0	-1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

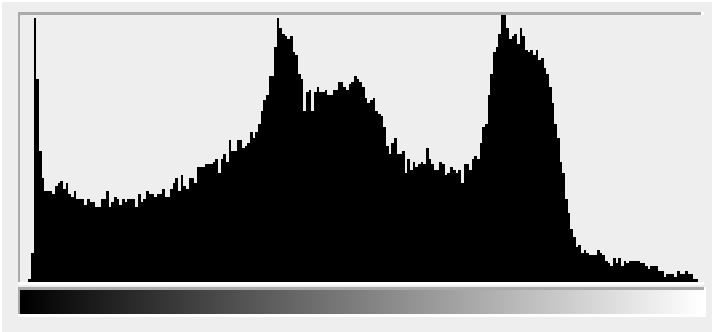
Nous allons la déquantifier en multipliant chaque terme par le coefficient de la matrice de quantification correspondant. On obtient :

144	-77	32	-63	0	-62	0	41
-44	-16	21	0	0	-36	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

Nous allons maintenant appliquer la DCT inverse et ajouter 128 à chaque terme, ce qui permet d'obtenir le bloc décompressé :

112	145	137	107	149	130	139	124
114	145	139	110	149	131	141	183
117	145	143	116	151	133	144	181
121	145	148	124	152	135	148	179
126	145	153	132	154	137	152	177
130	145	158	139	155	139	156	175
133	145	162	145	157	141	159	173
135	146	164	148	157	142	161	172

Nous pouvons également faire une approche plus pratique de la compression JPEG. Prenons une image réelle avec un histogramme tel que nous avons l'habitude d'en voir :



Enregistrons cette image en JPEG avec trois réglages différents dans la fenêtre que nous obtenons en faisant « enregistrer sous » :

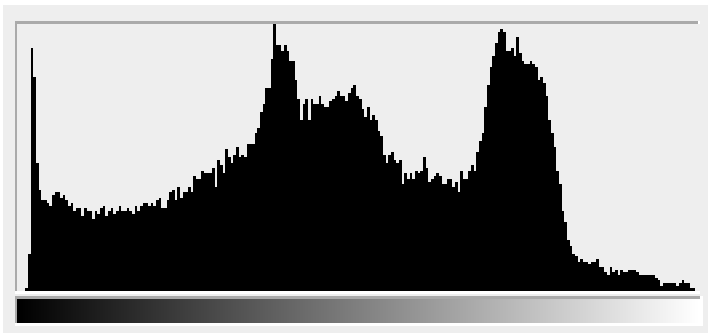
- Qualité maximale (réglage 10)
- Qualité moyenne (réglage 6)
- Qualité basse (réglage 0)

Les taux de compression obtenus sont :
$\sigma_{10} = 1,8$
$\sigma_{6} = 8,2$
$\sigma_{0} = 23$

L'examen des 3 images décompressées à l'écran permet d'abord d'observer leur très bonne qualité.

En observant l'image de plus basse qualité à un fort grossisement, on voit apparaître très nettement l'effet de mosaïque, typique du JPEG. Encore faut-il noter qu'il sera beaucoup moins accentué si nous imprimons l'image, les pixels étant convertis en points de trame au moment du flashage. Le choix du facteur de qualité lors du calcul de la résolution d'acquisition est dans ce domaine déterminant.

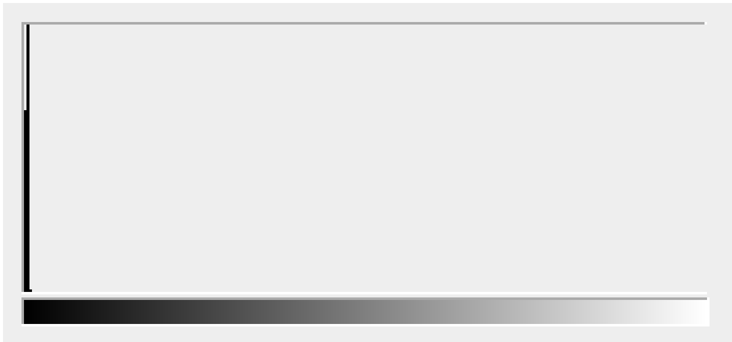
L'examen de l'histogramme de l'image décompressée en qualité maximale :



permet de constater que les modifications, modestes, concernent tous les niveaux de gris.

On peut essayer d'étudier statistiquement l'erreur résultant de la compression avec Photoshop.

Fabriquons d'abord une image à deux calques. Le calque de fond correspond à l'image originale, le calque placé au-dessus correspond à notre image décompressée après une compression de qualité maximale.
En utilisant le mode « différence », nous pouvons créer une image qui apparaît complètement noire à l'écran. Les niveaux de ses pixels correspondent à la valeur absolue de la différence entre les deux calques. Examinons son histogramme :



On peut mesurer ici combien les modifications introduites par la compression sont faibles : la moyenne, dans notre exemple, est à 0,6, la médiane à 1. Aucun écart n'est supérieur à 2, 13 seulement sont égaux à 2.
La même opération répétée avec l'image compressée au plus fort taux donne l'histogramme suivant :

Malgré l'importance de la compression, la moyenne et la médiane sont à 4. On notera que la méthode employée ici, intéressante parce que « graphique », ne permet pas de calculer l'EQM.
Ajoutons que l'application d'un seuillage ou d'une courbe adaptée permet de visualiser la répartition spatiale de l'erreur.

La compression fractale

Vous connaissez tous les images fractales. ce sont des images caractérisées par leur auto-similitude. Elles sont générées à partir d'une équation et de quelques paramètres. On peut bien entendu construire de très nombreuses images fractales.

Si l’on veut compresser une telle image, la méthode semble s’imposer : transmettre la formule qui l’a générée.

Ce raisonnement mène tout naturellement à se poser une question plus difficile mais aussi plus intéressante. Étant donné une image quelconque, est-il possible de trouver une formule ou quelques formules qui permettent de reconstruire cette image ?

On démontre que oui. Chaque image possède une formule qui permet de la reconstruire. C’est un théorème d’existence mais nous n’avons aucune méthode qui nous permette de déterminer cette formule.

C’est seulement en 1986 qu’un chercheur de l’Institut d’Atlanta, Michael Barnsley, a proposé une méthode qui permet d’approcher cette formule d’une manière utile à la compression.

En pratique, pour des taux inférieurs à 50, la compression fractale donne des résultats plutôt inférieurs au JPEG. Pour des taux plus importants, c’est l’inverse. La compression JPEG donne des images peu ou pas reconnaissables tandis que les images résultant de la compression fractales restent lisibles.

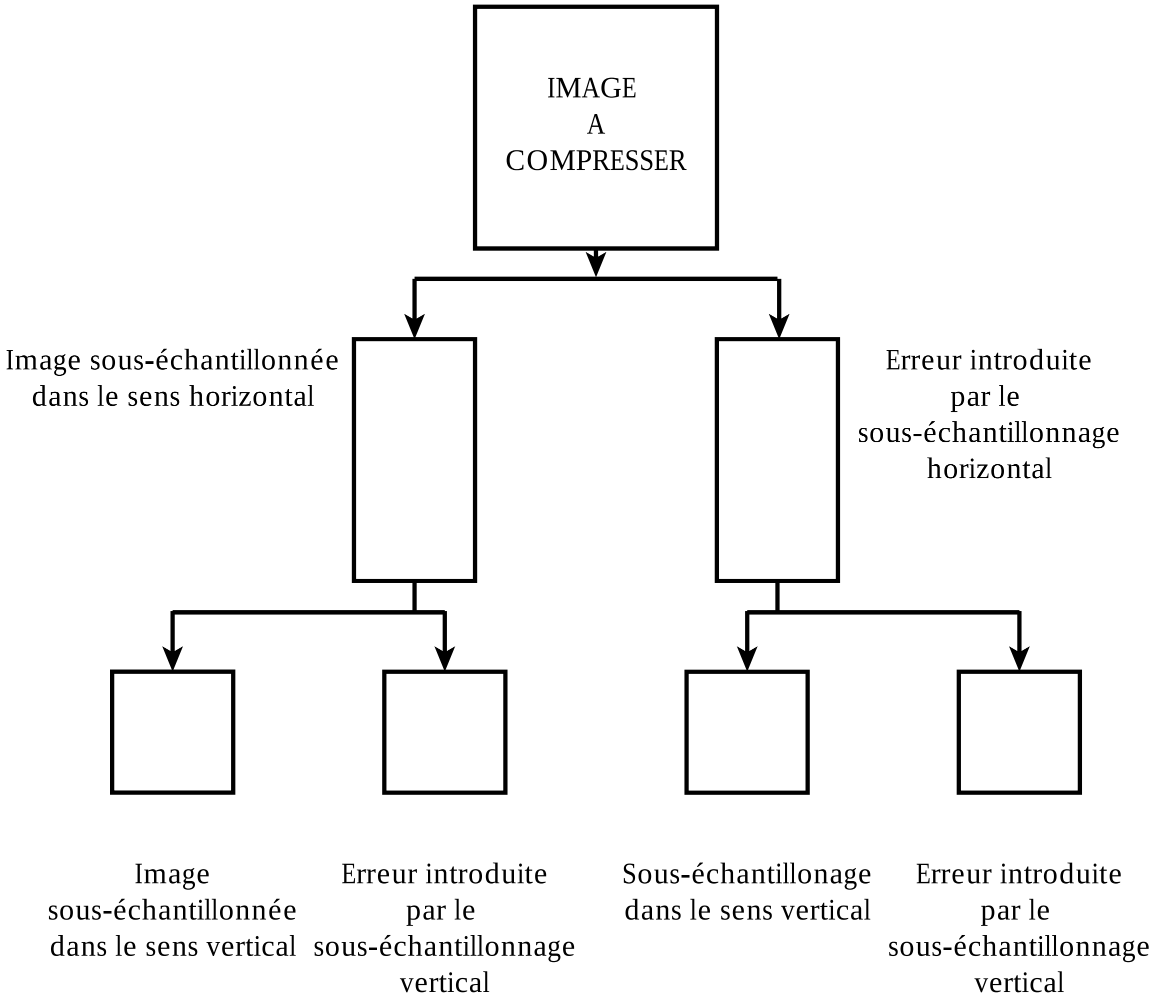
Comment ça fonctionne ?
On découpe l’image en blocs-parents carrés de 16 pixels de côté et on les découpe à leur tour en 4 blocs-fils de 8 pixels de côté.
pour chaque blocs, on va calculer son attracteur de manière approximative, c’est à dire un couple de fonctions qui appliqué itérativement à un bloc quelconque permet de converger vers le bloc…
Pour améliorer la méthode on compare l’attracteur de chaque bloc-fils avec les attracteurs des blocs-parents. Si ça marche, on codera la référence du bloc correspondant et non plus l’attracteur ce qui prend moins de place.
C’est pour cela que l’on dit parfois que la compression fractale permet de coder une image par elle-même.

En conclusion, on peut dire que cette méthode fait encore l’objet de recherches actives, elle permet un taux de compression intéressant mais elle reste malheureusement très lente dans la phase de compression.

La compression par ondelettes

Les ondelettes c’est d’abord une théorie mathématique récente d’analyse du signal, développée dans les annnées 80. On peut considérer qu’il s’agit d’une extension de l’analyse de Fourier.
On a un signal continu et on le décompose en une série de nombres qui décrivent des courbes qui d’additionnent pour reconstruire le signal. Lintérêt de cette théorie est au départ l’analyse des signaux et elle a déja de nombreuses applications.
La différence entre l’analyse de Fourier et les ondelettes, c’est que l’analyse de Fourier utilise uniquement des sinusoïdes alors que dans la décomposition en ondelettes on utilise des fonctions plus complexes que l’on déforme. C’est un outil plus souple mais plus complexe.

Nous allons maintenant donner une idée de la méthode de compression qui utilise les ondelettes. Elle est résumé par ce schéma :



- On fait un sous-échantillonnage de l'image dans le sens horizontal.

- On calcule l'erreur entre l'image originale et l'image sous-échantillonnée dans le sens horizontal.

- Pour chacune des 2 images obtenues, on fait un sous-échantillonnage dans le sens vertical.

- Pour chacune des 2 images obtenues, on calcule l'erreur dans le sens vertical.

On obtient une image dont la résolution est divisée par 2 et 3 images qui codent les erreurs entre l'image originale et l'image sous-échantillonnée.

On répète cette transformation un certain nombre de fois puis on effectue une quantification. On abandonne les détails inférieurs à un certain niveau et on code les valeurs restantes.

En conclusion on retiendra les points suivants :
- Cette méthode permet de prévoir le taux de compression contrairement au JPEG.
- Elle n'entraine pas d'effet de mosaïque.
- L'algorithme est plus simple et plus souple que JPEG et donc plus rapide.
- Il est possible d'avoir des images très compactes (de l'ordre du ko !).

• Une image compressée par les ondelettes peut être décompressée de deux manières différentes : sa résolution est fixe mais sa taille augmente progressivement, sa taille est fixe mais sa résolution augmente progressivement.

Peut-être ceux qui connaissent la théorie des ondelettes ne perçoivent-ils pas le rapport entre l'algorithme qui vient d'être sommairement exposé et la théorie. En fait ce que nous venons d'expliquer est une application de la transformation en ondelettes rapide. Le rapport n'est pas si évident puisque cette manière de traiter les images avait été découverte indépendamment de la théorie des ondelettes (algorithmes pyramidaux de Burt et Adelson).

CONCLUSION

La compression des données est appelée à prendre un rôle encore plus important en raison du développement des réseaux et du multimédia. Son importance est surtout due au décalage qui existe entre les possiblités matérielles des dispositifs que nous utilisons (débits sur Internet, sur Numéris et sur les divers cables, capacité des mémoires de masse,...) et les besoins qu'expriment les utilisateurs (visiophonie, vidéo plein écran, transfert de quantités d'information toujours plus importantes dans des délais toujours plus brefs). Quand ce décalge n'existe pas, ce qui est rare, la compression permet de toutes façons des économies.

Les méthodes déjà utilisées couramment sont efficaces et sophistiquées (Huffman, LZW, JPEG) et utilisent des théories assez complexes, les méthodes émergentes sont prometteuses (fractales, ondelettes) mais nous sommes loin d'avoir épuisé toutes les pistes de recherche. Les méthodes du futur sauront sans doute s'adapter à la nature des données à compresser et utiliseront l'intelligence artificielle. Pour en terminer on citera les principales caractéristiques envisagées pour la norme JPEG-2000. Si les chercheurs réussissent dans leur entreprise, la nouvelle norme :

- concernera les images à 2 niveaux, les images en niveaux de gris et les images en couleurs,
- aura de meilleures performances que le JPEG actuel,
- pourrra traiter de très grandes images,
- utilisera un algorithme unique pour toutes les images,
- sera compatible avec des transmissions imparfaites et efficace pour les images de synthèse,
- sera efficace avec des images qui comporte des zones de nature différente,
- permettra une transmission progressive pour une reconstitution à résolution croissante,
- sera compatibe avec des canaux à faible largeur de bande et des périphériques disposant de peu de mémoire,
- permettra l'incorporation de filigrane numérique et le cryptage,
- et sera compatible avec MPEG 4.

BIBLIOGRAPHIE

BURKE HUBBARD Barbara. ***Ondes et ondelettes. La saga d'un outil mathématique.*** Pour la science. Diffusion Belin. Collection «Sciences d'avenir». *Un excellent petit ouvrage sur un sujet nouveau et difficile, qui a obtenu le prix d'Alembert 1996. L'auteur fait un réel effort de vulgarisation pour faire comprendre une théorie mathématique pleine de promesses dans le domaine de la compression des données en particulier. Permettant plusieurs niveaux de lecture, cet ouvrage s'adresse à un large public.*

GUILLOIS Jean-Paul. ***Techniques de compression des images.*** Collection informatique. Hermes, Paris, 1996. *Excellent ouvrage (niveau mathématique requis bac + 2) qui décrit dans le détail les méthodes actuelles de compression des données. On pourra compléter son information avec l'ouvrage de Xavier Marsault que nous citons par ailleurs.*

MARSAULT Xavier. ***Compression et cryptage des données multimédias.*** Deuxième édition revue et augmentée. Collection «Traité des Nouvelles Technologies. Série Informatique». Hermes, Paris, 1995. *Ouvrage très intéressant pour ceux que ne veulent pas s'en tenir à des généralités sur le sujet (niveau mathématique requis bac+2). Il traite de l'analyse quantitative et qualitative de l'information, des algorithmes de compression statistiques et dictionnaire, des normes JBIG, JPEG et MPEG, de la compression fractale, de la cryptographie à clés secrètes et révélées, de la crypto-compression et de la compression de l'information génétique. (fichiers sources en C)*

NELSON Mark. ***La compression de données. Textes. Images. Sons.*** Collection Science informatique. Traduction de Hervé Soubara. Dunod Tech, Paris, 1993. *Ouvrage classique sur le domaine (codage de Shannon-Fano et de Huffman, méthodes à base de dictionnaire, compression destructive, JPEG,…). Manquent les développements les plus récents (ondelettes, fractales,…).*

Sylvain Renard
01 64 96 02 31
srenard@ruses.com
www.ruses.com