

Information, Calcul et Communication

Module 2 : Information et Communication

Information, Calcul et Communication

Leçon 2.4 : Compression de données (2ème partie)

O. Lévêque

Plan

La semaine dernière :

- ▶ notion d'entropie
- ▶ compression sans perte
- ▶ algorithme de Shannon-Fano

Aujourd'hui :

- ▶ algorithme de Shannon-Fano (bis) : cas général
- ▶ analyse de performance – théorème de Shannon
- ▶ compression optimale : code de Huffman
- ▶ compression avec pertes

Compression sans pertes : rappel

- ▶ L'**entropie** du choix d'une lettre dans une séquence :

$$H(X) = p_1 \log_2 \left(\frac{1}{p_1} \right) + \dots + p_n \log_2 \left(\frac{1}{p_n} \right)$$

mesure le *désordre* / l'« *information* » contenue dans cette séquence :

- ▶ n = taille de l'alphabet
 - ▶ p_j = probabilité d'apparition d'une lettre
 - ▶ $\log_2 \left(\frac{1}{p_j} \right)$ = « nombre de questions binaires nécessaires pour deviner la j^{e} lettre »
 - ▶ L'**algorithme de Shannon-Fano** :
 - ▶ **Règle n° 1** : le nombre de bits attribués à chaque lettre est égal au nombre de questions nécessaires pour la deviner.
 - ▶ **Règle n° 2** : les bits 0 ou 1 sont attribués en fonction des réponses obtenues aux questions.
- ☞ sur un cas particulier : a permis de représenter une séquence de lettres à l'aide de $H(X)$ bits par lettre en moyenne

Algorithme de Shannon-Fano (bis)

Remarque : La séquence prise en exemple la semaine dernière (IL FAIT BEAU A IBIZA) est particulière, car la probabilité d'apparition p de chaque lettre est une puissance inverse de 2 (c'est-à-dire $1/4$, $1/8$ ou $1/16$).

Donc pour chaque lettre, $\log_2\left(\frac{1}{p}\right)$ est un nombre entier, qui correspond exactement au nombre de questions nécessaires pour la deviner.

En pratique, ce n'est bien sûr pas toujours le cas...

Algorithme de Shannon-Fano (bis)

Considérons par exemple cette autre séquence (12 lettres au total, sans les espaces) :

JE PARS A PARIS

Comment procéder pour représenter cette séquence avec un nombre minimum de bits par lettre ?

A nouveau, reprenons notre jeu des questions et construisons le même tableau qu'avant, en classant les lettres par ordre décroissant du nombre d'apparitions :

lettre	A	P	R	S	J	E	I
nb d'apparitions	3	2	2	2	1	1	1

On remarque ici qu'il n'est pas possible de diviser l'ensemble des lettres en deux parties telles que le nombre d'apparitions à gauche égale le nombre d'apparitions à droite.

Algorithme de Shannon-Fano (bis)

lettre	A	P	R	S	J	E	I
nb d'apparitions	3	2	2	2	1	1	1

Cependant, on peut faire en sorte de *minimiser la différence* entre le nombre d'apparitions à gauche et à droite.

Dans l'exemple ci-dessus, on a en fait deux possibilités pour la première question :

soit « est-ce que la lettre est un A ou un P ? »

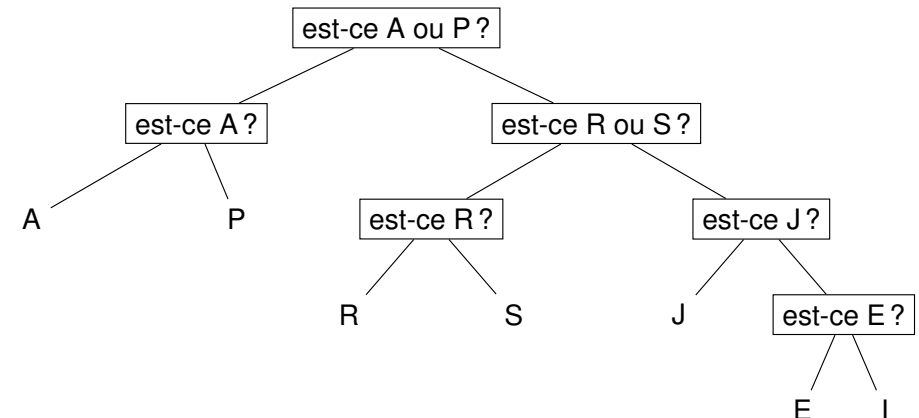
soit « est-ce que la lettre est un A, un P ou un R ? »

Supposons qu'on choisisse la première possibilité ; le jeu continue comme précédemment, avec cette nouvelle règle un peu plus souple...

Algorithme de Shannon-Fano (bis)

Faisons-le ensemble :

lettre	A	P	R	S	J	E	I
nb d'apparitions	3	2	2	2	1	1	1



Algorithme de Shannon-Fano (bis)

Ce qui nous amène (par exemple !) au tableau suivant :

lettre	A	P	R	S	J	E	I
nb d'apparitions	3	2	2	2	1	1	1
nb de questions	2	2	3	3	3	4	4

Donc le nombre moyen de questions à poser pour deviner une lettre est :

$$\frac{5}{12} \times 2 + \frac{5}{12} \times 3 + \frac{2}{12} \times 4 = \frac{10+15+8}{12} = \frac{33}{12} = \frac{11}{4} = 2.75$$

La règle d'attribution des mots de code à chaque lettre est exactement la même qu'avant :

- ▶ **Règle n° 1** : le nombre de bits attribués à chaque lettre est égal au nombre de questions nécessaires pour la deviner.
- ▶ **Règle n° 2** : les bits 0 ou 1 sont attribués en fonction des réponses obtenues aux questions. Plus précisément, le bit n° j est égal à 1 ou 0 selon que la réponse à la j^e question était oui ou non.

Algorithme de Shannon-Fano (bis)

Ce qui donne le dictionnaire suivant :

lettre	A	P	R	S	J	E	I
nb d'apparitions	3	2	2	2	1	1	1
nb de questions	2	2	3	3	3	4	4
mot de code	11	10	011	010	001	0001	0000

(remarquer à nouveau qu'aucun mot de code n'est le préfixe d'un autre, par construction)

Un calcul en tout point identique au précédent montre que le nombre de bits utilisés pour représenter la séquence

JE PARS A PARIS

au moyen du code ci-dessus est égal à 33 (et le nombre moyen de bits par lettre est donc égal à $\frac{33}{12} = 2.75$)

Algorithme de Shannon-Fano (bis)

Pour finir, calculons l'entropie de la séquence :

lettre	A	P	R	S	J	E	I
nb d'apparitions	3	2	2	2	1	1	1
probabilité p	1/4	1/6	1/6	1/6	1/12	1/12	1/12

(remarquer que $\log_2\left(\frac{1}{p}\right)$ n'est pas nécessairement un nombre entier)

Le calcul de l'entropie donne :

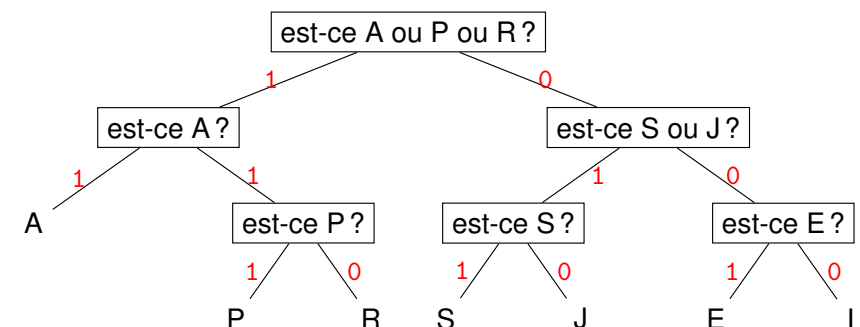
$$H(X) = \frac{1}{4} \log_2(4) + \frac{3}{6} \log_2(6) + \frac{3}{12} \log_2(12) \simeq 2.69 \text{ bit}$$

qui est un peu plus petite que la valeur 2.75 trouvée précédemment.

Algorithme de Shannon-Fano (bis)

Et si au départ on avait choisit l'autre question ?

lettre	A	P	R	S	J	E	I
nb d'apparitions	3	2	2	2	1	1	1



Longueur moyenne : $\frac{3}{12} \times 2 + \frac{9}{12} \times 3 = \frac{33}{12} = 2.75$

Quelques définitions

- ▶ Un *code binaire* est un ensemble C dont les éléments c_1, \dots, c_n (également appelés *mots de code*) sont des suites de 0 et de 1 de longueur finie.

Exemple : { 11, 10, 011, 010, 001, 0001, 0000 }

- ▶ On note ℓ_j la longueur d'un mot de code c_j .

Exemple : $\ell_5 = 3$

- ▶ Un code binaire C est dit *sans préfixe* si aucun mot de code n'est le préfixe d'un autre. Ceci garantit :

- ▶ que tous les mots de code sont différents ;
- ▶ que tout message formé de ces mots de code peut être décodé au fur et à mesure de la lecture.

Exemple : avec le code ci-dessus, 1101010011 se lit 11, 010, 10, 011

Quelques définitions (suite)

- ▶ Le code $C = \{c_1, \dots, c_n\}$ peut être utilisé pour représenter une séquence X formée avec des lettres tirées d'un alphabet

$A = \{a_1, \dots, a_n\}$:

chaque lettre a_j est représentée par le mot de code c_j de longueur ℓ_j

Exemple :

lettre	A	P	R	S	J	E	I
mot de code	11	10	011	010	001	0001	0000

- ▶ Si les lettres a_1, \dots, a_n apparaissent avec des probabilités p_1, \dots, p_n dans la séquence X , alors la **longueur moyenne du code** (c.-à-d. le nombre moyen de bits utilisés par lettre) est donnée par

$$L(C) = p_1 \ell_1 + \dots + p_n \ell_n$$

Analyse de performance



Théorème de Shannon : *Quel que soit* le code binaire C *sans préfixe* (et sans perte) utilisé pour représenter une séquence X donnée, l'inégalité suivante est toujours vérifiée :

$$L(C) \geq H(X)$$

On voit donc également ici apparaître un **seuil** (cf. aussi théorème d'échantillonnage) : en dessous de ce seuil, il n'est pas possible de compresser des données (de façon non ambiguë) sans faire de perte.

Inégalité de Kraft

Pour démontrer le théorème précédent, nous avons besoin de l'inégalité suivante :

Inégalité de Kraft : Soit $C = \{c_1, \dots, c_n\}$ un code binaire *sans préfixe*. Alors

$$2^{-\ell_1} + \dots + 2^{-\ell_n} \leq 1$$

(rappelons que ℓ_j est la longueur du mot de code c_j).

(pour information)

Démonstration de l'inégalité de Kraft :

Soit ℓ_{\max} la longueur du mot de code le plus long dans C .

On peut représenter chaque mot du code C par un nœud dans un arbre binaire de profondeur ℓ_{\max} .

On appelle « descendants » d'un mot de code donné les mots de code situés en dessous de celui-ci dans l'arbre.

Observations :

- ▶ Au niveau ℓ_{\max} , il y a $2^{\ell_{\max}}$ nœuds en tout.
- ▶ Le mot de code c_j a $2^{\ell_{\max}-\ell_j}$ descendants au niveau ℓ_{\max} .
- ▶ A cause de l'hypothèse (code sans préfixe), les descendants de mots de code distincts sont tous distincts également.

Donc

$$2^{\ell_{\max}-\ell_1} + \dots + 2^{\ell_{\max}-\ell_n} \leq 2^{\ell_{\max}}$$

En divisant de chaque côté par $2^{\ell_{\max}}$, on obtient l'inégalité de Kraft.

Démonstration du théorème de Shannon (1/2)

Par définition :

$$\begin{aligned} H(X) - L(C) &= \left(p_1 \log_2 \left(\frac{1}{p_1} \right) + \dots + p_n \log_2 \left(\frac{1}{p_n} \right) \right) - (p_1 \ell_1 + \dots + p_n \ell_n) \\ &= p_1 \left(\log_2 \left(\frac{1}{p_1} \right) - \ell_1 \right) + \dots + p_n \left(\log_2 \left(\frac{1}{p_n} \right) - \ell_n \right) \end{aligned}$$

Remarquer que $-\ell_j = \log_2(2^{-\ell_j})$, donc

$$\log_2 \left(\frac{1}{p_j} \right) - \ell_j = \log_2 \left(\frac{1}{p_j} \right) + \log_2(2^{-\ell_j}) = \log_2 \left(\frac{2^{-\ell_j}}{p_j} \right)$$

d'où

$$H(X) - L(C) = p_1 \log_2 \left(\frac{2^{-\ell_1}}{p_1} \right) + \dots + p_n \log_2 \left(\frac{2^{-\ell_n}}{p_n} \right)$$

Démonstration du théorème de Shannon (2/2)

En utilisant à nouveau le fait que $f(x) = \log_2(x)$ est concave, on obtient :

$$\begin{aligned} H(X) - L(C) &= p_1 \log_2 \left(\frac{2^{-\ell_1}}{p_1} \right) + \dots + p_n \log_2 \left(\frac{2^{-\ell_n}}{p_n} \right) \\ &\leq \log_2 \left(p_1 \frac{2^{-\ell_1}}{p_1} + \dots + p_n \frac{2^{-\ell_n}}{p_n} \right) = \log_2(2^{-\ell_1} + \dots + 2^{-\ell_n}) \end{aligned}$$

Par l'inégalité de Kraft :

$$2^{-\ell_1} + \dots + 2^{-\ell_n} \leq 1$$

et le fait que $f(x) = \log_2(x)$ est croissante, on conclut que

$$H(X) - L(C) \leq \log_2(1) = 0$$

donc $L(C) \geq H(X)$, ce qui prouve le théorème de Shannon.

Analyse de performance

On peut montrer également qu'avec l'algorithme de Shannon-Fano,

$$L(\text{Shannon-Fano}) < H(X) + 1$$

et donc que la performance de celui-ci est proche de la meilleure performance qu'on puisse espérer.

Remarques :

- ▶ L'inégalité ci-dessus est en général pessimiste. On a vu dans les exemples précédents que $L(\text{Shannon-Fano})$ peut être proche et même égale à $H(X)$.
- ▶ La démonstration de cette inégalité est un peu technique, donc nous ne la ferons pas ici.
- ▶ On voit bien ici l'aspect approximatif de la définition initiale intuitive de l'entropie puisque $L(\text{Shannon-Fano})$ est bien « le nombre moyen de questions » et que l'on a donc


$$L(\text{Shannon-Fano}) - 1 < H(X) \leq L(\text{Shannon-Fano})$$

Codes de Huffman

- ▶ Du point de vue du taux de compression, l'algorithme de Shannon-Fano *n'est pas garanti* être *optimal*, mais il offre cependant une très bonne performance dans la majorité des cas.
- ▶ Du point de vue du temps de calcul, il n'est pas optimal non plus.
- ▶ Ce n'est donc pas cet algorithme qui est implémenté en pratique, mais une version similaire : l'**algorithme de Huffman**.

- ▶ David Albert Huffman (1925 - 1999)
- ▶ ingénieur électricien, pionnier de l'informatique,
- ▶ spécialiste d'origami...



- ▶  Les codes de Huffman sont **optimaux** : pour une compression *sans perte*, on ne peut pas faire plus court!

Codes de Huffman

L'idée est vraiment très simple : **affecter les codes les plus long aux lettres les moins fréquentes**

c.-à-d. mettre les lettres les moins fréquentes les plus en bas de l'arbre de codage.

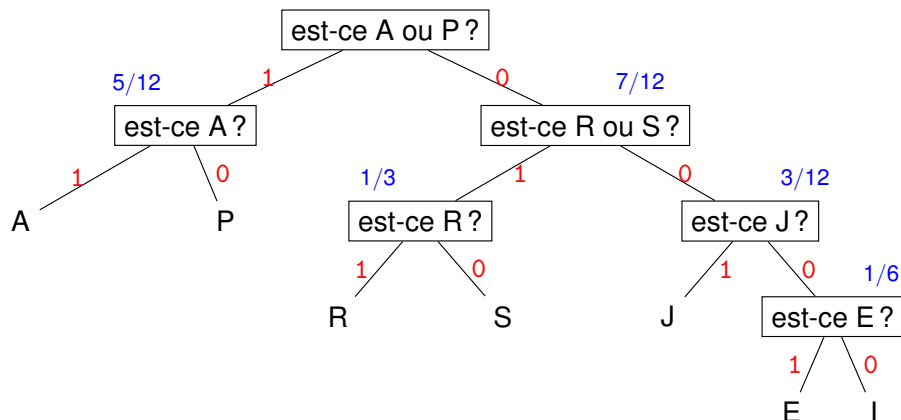
Comme pour l'algorithme de Shannon-Fano, on part du tableau des lettres et de leur nombre d'apparition (ou probabilité).

L'algorithme procède alors itérativement comme suit :

1. Trouver les 2 « lettres » les **moins** fréquentes et les regrouper sous une « question » qui les distingue.
En cas d'égalité, en choisir 2 au hasard (ça ne change pas la longueur moyenne du code).
2. Dans le tableau des nombres d'apparitions des lettres, supprimer les 2 dernières lettres considérées et les regrouper comme une seule nouvelle « lettre », avec comme nombre d'apparitions la somme des deux nombres.
3. Recommencer en 1 tant qu'il y a des « lettres ».

Code de Huffman : exemple

lettre	A	P	R	S	J	E	I
nb d'apparitions	3	2	2	2	1	1	1
probabilité p	1/4	1/6	1/6	1/6	1/12	1/12	1/12



Code de Huffman : exemple

Ce qui donne le dictionnaire suivant :

lettre	A	P	R	S	J	E	I
nb d'apparitions	3	2	2	2	1	1	1
mot de code	11	10	011	010	001	0001	0000

Remarques :

- ▶ Un code de Huffman est sans préfixe par construction (arbre).
- ▶ Dans le *cas particulier* de l'exemple, on retrouve un code de Shannon-Fano : ce n'est pas forcément le cas en général.
- ▶ Notez qu'il faut bien commencer par les deux **moins fréquents en premier** et surtout pas par les deux plus fréquents !
↳ construction de **bas en haut**

Résumé



Pour un code non ambigu *sans* perte :

- ▶ L'entropie est la borne inférieure à la longueur moyenne de codage :

$$\forall X \quad \forall C(X) \in \text{PF} \quad H(X) \leq L(C(X))$$

(PF : ensemble des codes sans perte et sans préfixe)

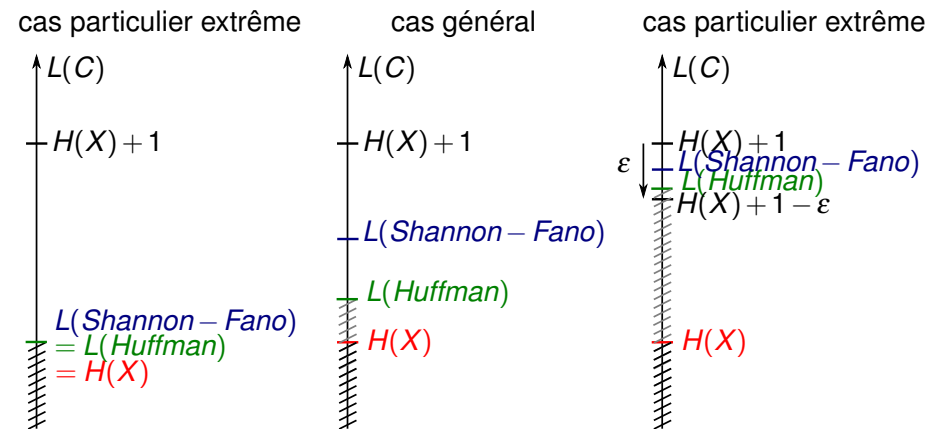
- ▶ Il existe au moins deux codes (Shannon-Fano et Huffman) dont la longueur moyenne de codage est inférieure à l'entropie plus un bit :

$$\begin{aligned} \forall X \quad L(\text{Shannon-Fano}(X)) &< H(X) + 1 \\ \forall X \quad L(\text{Huffman}(X)) &< H(X) + 1 \end{aligned}$$

- ▶ Le code optimal (on ne peut pas faire plus court) est le code de Huffman :

$$\forall X \quad \forall C(X) \in \text{PF} \quad L(\text{Huffman}(X)) \leq L(C(X))$$

Résumé



Exemple Shannon-Fano \neq Huffman

HOURRA HOURRA HOURRRRA

lettre	R	A	H	O	U
nb d'apparitions	8	3	3	3	3
Shannon-Fano	00	01	10	110	111
Huffman	0	100	101	110	111

20

$$L(\text{Shannon-Fano}) = 2.3 \text{ bit}$$

$$L(\text{Huffman}) = 2.2 \text{ bit}$$

$$H(X) = 2.17 \text{ bit}$$

Plan

La semaine dernière :

- ▶ notion d'entropie
- ▶ compression sans perte
- ▶ algorithme de Shannon-Fano

Aujourd'hui :

- ▶ algorithme de Shannon-Fano (bis) : cas général
- ▶ analyse de performance – théorème de Shannon
- ▶ compression optimale : code de Huffman
- ▶ **compression avec pertes**

Compression avec pertes

- ▶ Pour compresser des données sans perte et avec un code non ambigu, on ne peut donc pas descendre en-dessous de la borne de Shannon (= entropie).
- ▶ Si on essaye de descendre en-dessous de cette borne en utilisant un code ambigu, on court à la catastrophe !
- ▶ **Exemple** avec le message :

JE PARS A PARIS

- ▶ Essayons d'utiliser le code suivant :

lettre	A	P	R	S	J	E	I
mot de code	1	0	11	10	01	00	111

- ▶ Avec un tel code, on n'utilise que 18 bits au total, et pas 33, mais la représentation binaire du message donne : 0100...
- ▶ Le destinataire ne peut donc pas savoir si le message commence par « JE », « JPP », « PAE », « PAPP » ou encore « PSP »...

Compression avec pertes

On garde donc l'hypothèse de non ambiguïté.

Cependant, on est parfois *obligé* de compresser en faisant des pertes :

- ▶ lorsqu'on désire représenter un nombre réel avec un nombre fixé de bits (l'information comprise dans un nombre réel est « infinie ») ;
- ▶ lorsqu'on désire échantillonner un signal dont la plus grande fréquence est « infinie » ;
- ▶ lorsqu'on désire télécharger sur un site web l'intégralité de ses photos de vacances (quelques Gigaoctets pour une centaine de photos avec la plus haute résolution).

Comment procéder dans ce dernier cas ?

D'abord filtrer les hautes fréquences !

Compression avec pertes : images

De la même manière que l'oreille humaine n'est pas capable de percevoir des sons au-delà de ~ 20 kHz, l'œil humain a un pouvoir de résolution d'environ **une minute d'arc** = $1/60 \sim 0.017$ degré, ce qui veut dire qu'il ne distingue pas :

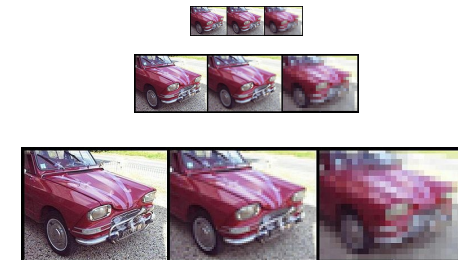
- ▶ des cratères sur la lune d'un diamètre inférieur à 100km ;
- ▶ des objets de taille inférieure à 1mm situés à 3m de distance ;
- ▶ des pixels de taille inférieure à 0.2×0.2 mm sur un écran d'ordinateur (à 50cm de distance).

Comment filtrer les hautes fréquences (spatiales) dans une image ?

Une façon simple de faire : moyenner les couleurs sur des zones de plus ou moins grande taille.

☞ c'est un filtre à moyenne mobile !

Compression avec pertes : images



Compression avec pertes : images

On voit apparaître un *compromis* :

- ▶ plus on utilise des pixels de grande taille, moins on a besoin d'espace mémoire pour stocker l'image...
- ▶ mais plus le signal d'origine est déformé : on parle de **distorsion**.

Il existe bien sûr des algorithmes sophistiqués pour comprimer une image avec pertes :

- ▶ format JPEG :
 - ▶ analyse les fréquences spatiales présentes dans l'image ;
 - ▶ n'en retient que les plus basses ;
 - ▶ utilise un algorithme de compression sans pertes par-dessus le tout.
- ▶ format JPEG 2000 : la même chose, mais avec des *ondelettes*.

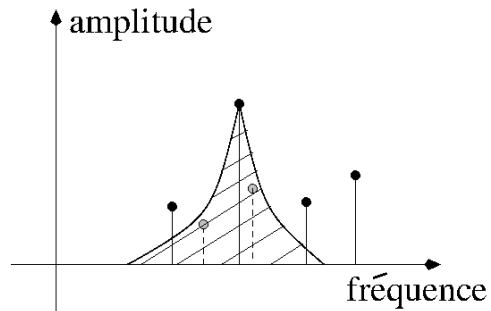
Compression avec pertes : son

Et pour le son, comment procéder ?

- ▶ Pour rappel, le son enregistré sur un CD est échantillonné à 44.1 kHz, et chaque échantillon est encodé sur 2×16 bits (2 canaux pour la stéréo).
- ▶ Pour une seconde, il faut donc $44100 \times 16 \times 2 \simeq 1.4$ Mib (mégabit).
- ▶ Le format MP3 permet d'encoder cette information sur 128 Kib seulement, ce qui correspond-on à une réduction de 90% de la taille d'un fichier ! (sans déformation *sensiblement audible* du son)
- ▶ Quel est le « truc » ?

Compression avec pertes : son

C'est (en partie) grâce à *l'effet de masque* : lorsqu'une sinusoïde avec une certaine fréquence est présente avec grande amplitude dans un son, elle cache à l'oreille humaine les autres sinusoïdes de fréquences proches et de moindre amplitude (c'est un effet *psychoacoustique*).



En conséquence, il n'y a pas besoin d'encoder une partie du signal, car on ne l'entend de toutes façons pas !

La même chose est vraie pour des sons rapprochés dans le temps.

Conclusion

Dans ce module, nous avons vu :

- ▶ Un aperçu de la théorie de l'*échantillonnage des signaux*.
- ▶ Un aperçu de la théorie de la *compression de données*.
- ▶ Ces deux théories sont deux facettes d'un seul et même sujet... (représenter numériquement de façon optimale et sans perte les informations du monde physique)
- ▶ ...avec deux résultats centraux de même nature !
- ▶ Si vous ne *deviez* retenir qu'une seule chose de ce module :

Il est toujours possible de stocker numériquement un signal ou des données en économisant de l'espace mémoire !

Il y a cependant des seuils à ne pas dépasser si on ne veut pas faire de pertes...

Les mesures de ces seuils sont respectivement (2 fois) la **bande passante** et l'**entropie**

Attention à l'utilisation du nom « Shannon »

Claude Shannon a fait beaucoup de choses et son nom est utilisé à plusieurs endroits **différents**.

Ne les confondez pas !

Utilisez les bons noms pour les bonnes choses.

Dans ce module, nous avons vu :

- ▶ le théorème de Nyquist-**Shannon** : théorème d'échantillonnage ;
- ▶ l'algorithme de codage de **Shannon**-Fano ;
- ▶ le « premier théorème » de **Shannon** :
entropie = limite à la taille moyenne de codes compresseurs ;
appelé aussi « théorème de codage de source ».

(et il y en a encore d'autres que l'on n'a pas vus.)