

# IMN-359

Méthodes mathématiques du traitement d'images

-

Conclusion

# IMN-359

- ⦿ Cours de math (théorèmes, preuves, questions théoriques sur le TPs et les examens)
- ⦿ Cours d'informatique (programmation Python, algorithmique, analyse de complexité)
- ⦿ Cours d'imagerie (applications sur des signaux réels)
  - ⦿ signal 1D
  - ⦿ images 2D

# IMN-359

- ➊ Si vous faites vos TPs, les comprenez, vous aurez un A et plus assuré
- ➋ Retour sur TP3 et TP4 crucial pour l'examen final

# Temps vs Fréquences

- ➊ Si  $n$  points de temps,  $d$  la distance entre les points,  $d$  et  $n$  doivent apparaître dans la définition des fréquences  $[-t/N, t/N]$
- ➋ La fonction `fftfreq` fait ça pour vous (`fftshift centre`)

## numpy.fft.freq

`fft.freq(n, d=1.0, device=None)`

[\[source\]](#)

Return the Discrete Fourier Transform sample frequencies.

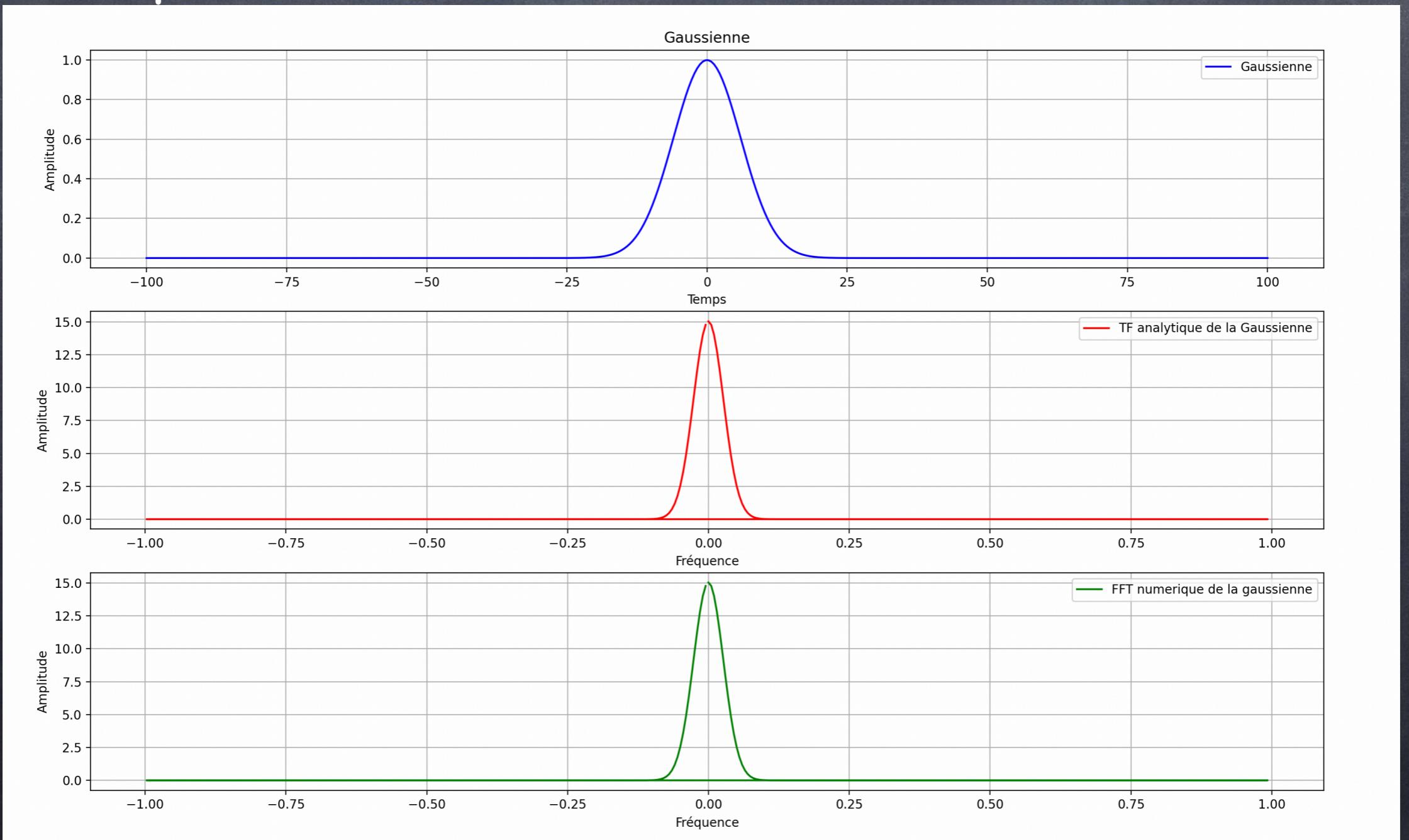
The returned float array  $f$  contains the frequency bin centers in cycles per unit of the sample spacing (with zero at the start). For instance, if the sample spacing is in seconds, then the frequency unit is cycles/second.

Given a window length  $n$  and a sample spacing  $d$ :

```
f = [0, 1, ..., n/2-1, -n/2, ..., -1] / (d*n)    if n is even
f = [0, 1, ..., (n-1)/2, -(n-1)/2, ..., -1] / (d*n)  if n is odd
```

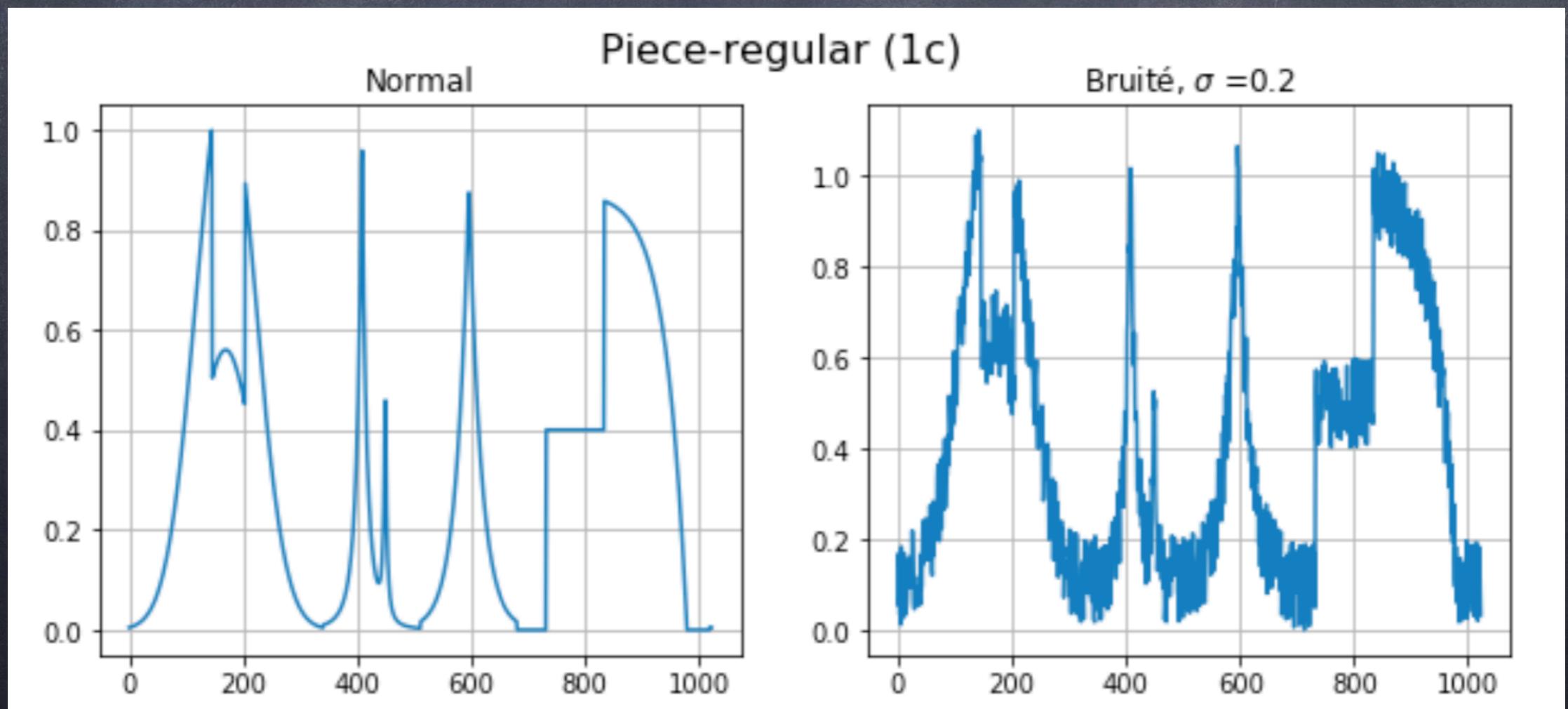
# Temps vs Fréquences

Le centre de la transformée de Fourier est la somme de tous le signal. Voir les solutions et bien les comprendre.



# Retour sur le TP3

- On peut bruité un signal en ajoutant un petit random sur le signal



En convoluant avec une Gaussienne on peut débruiter le signal.

`convolve(Gaussienne, piece-regular)`

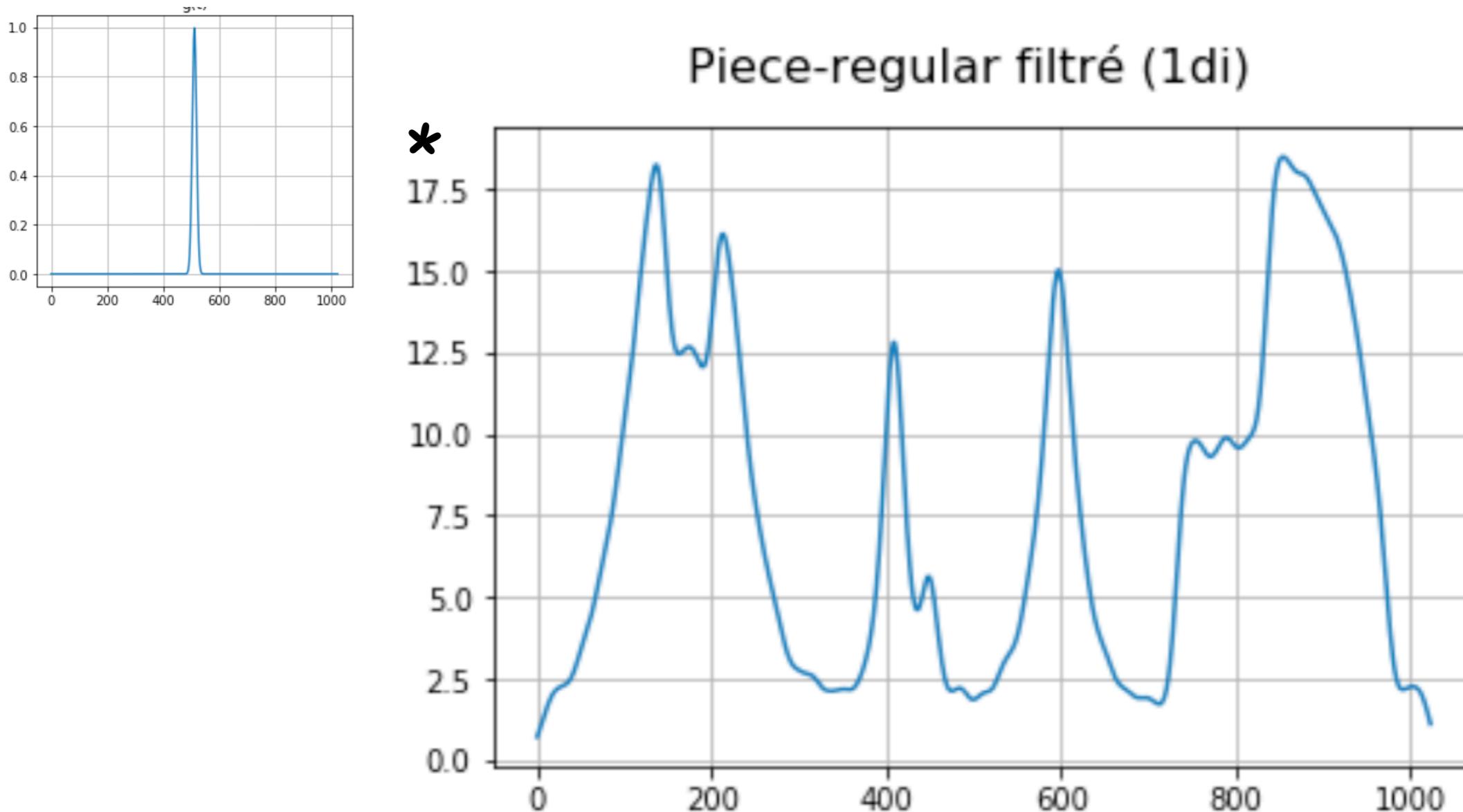
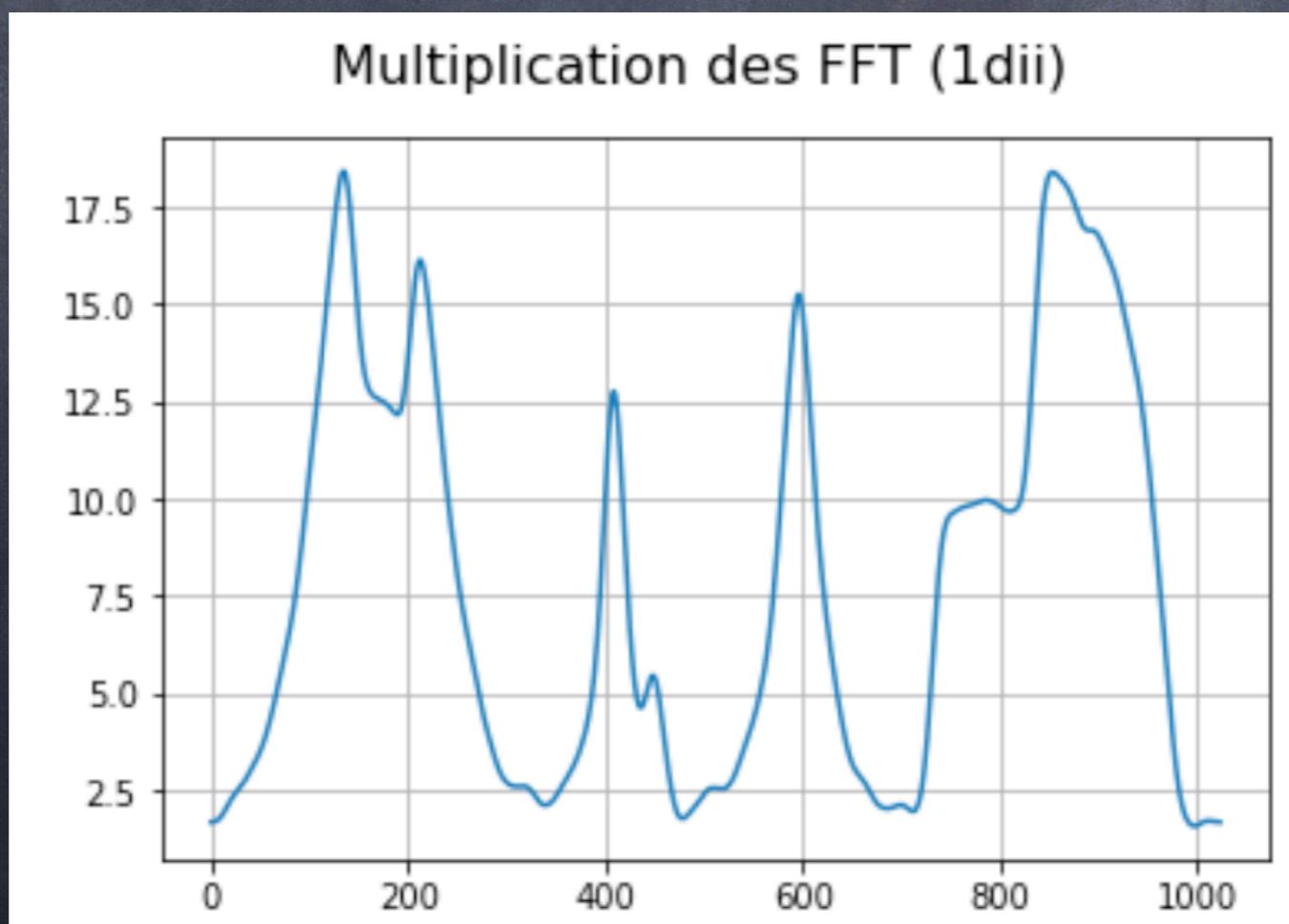


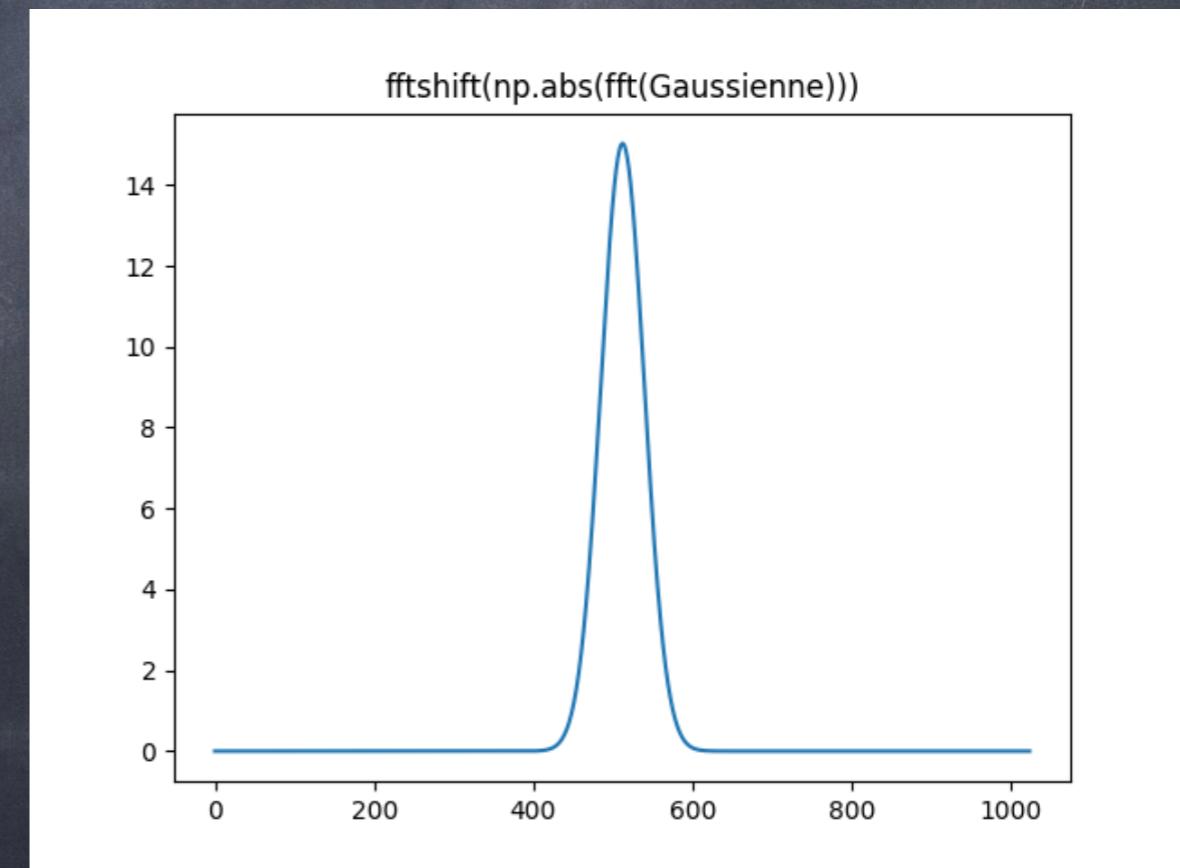
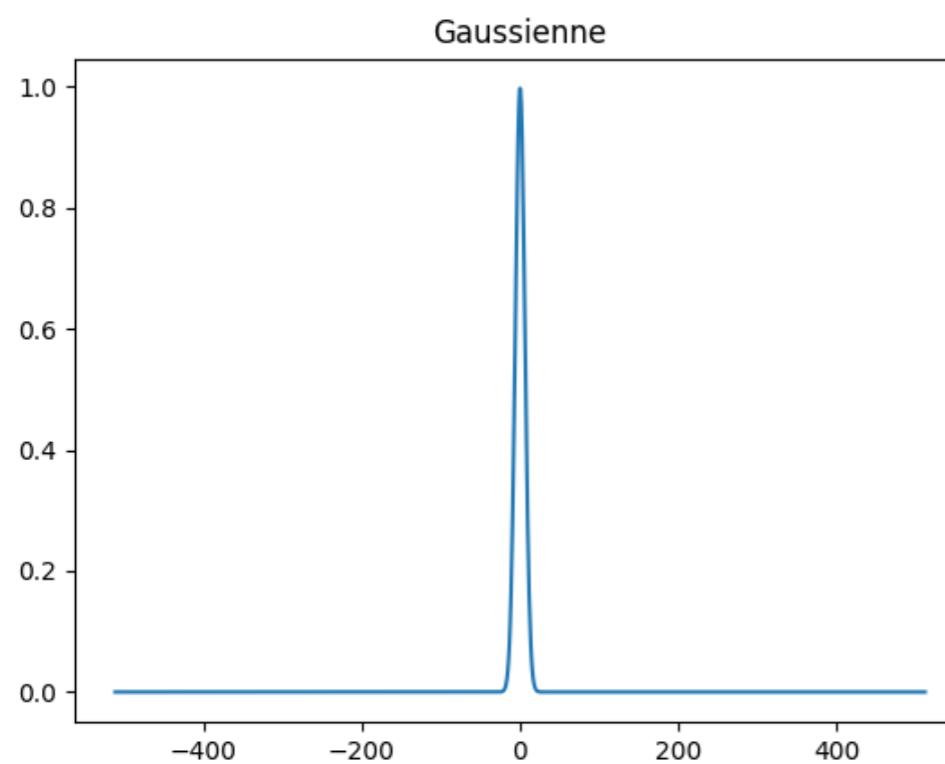
FIGURE 4 – Convolution du signal 'piece-regular' bruité et du filtre Gaussien

# Retour sur le TP3

- Le théorème de la convolution dit qu'une convolution dans le monde temporel est équivalent à une multiplication dans le monde de Fourier.
- $\text{ifft( fft(Gaussienne) . fft(piece-regular) )} = \text{convolve(Gaussienne, piece-regular)}$



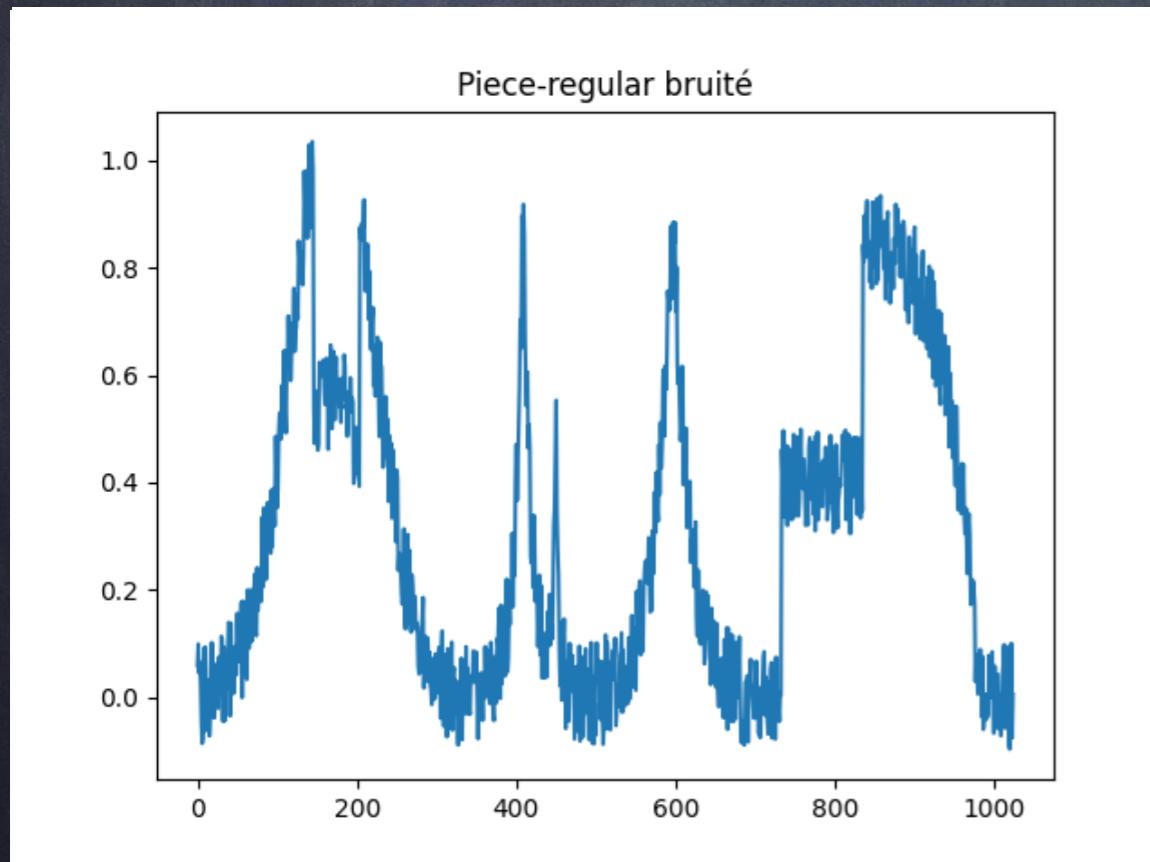
- ➊ Donc, notre convolution qui débruite le piece-regular est, en fait, un filtrage passe-bas dans le monde des fréquences
- ➋ La TF de la Gaussienne est une Gaussienne qui multiplie les fréquences de la TF du piece-regular et qui laisse passer que les basses fréquences



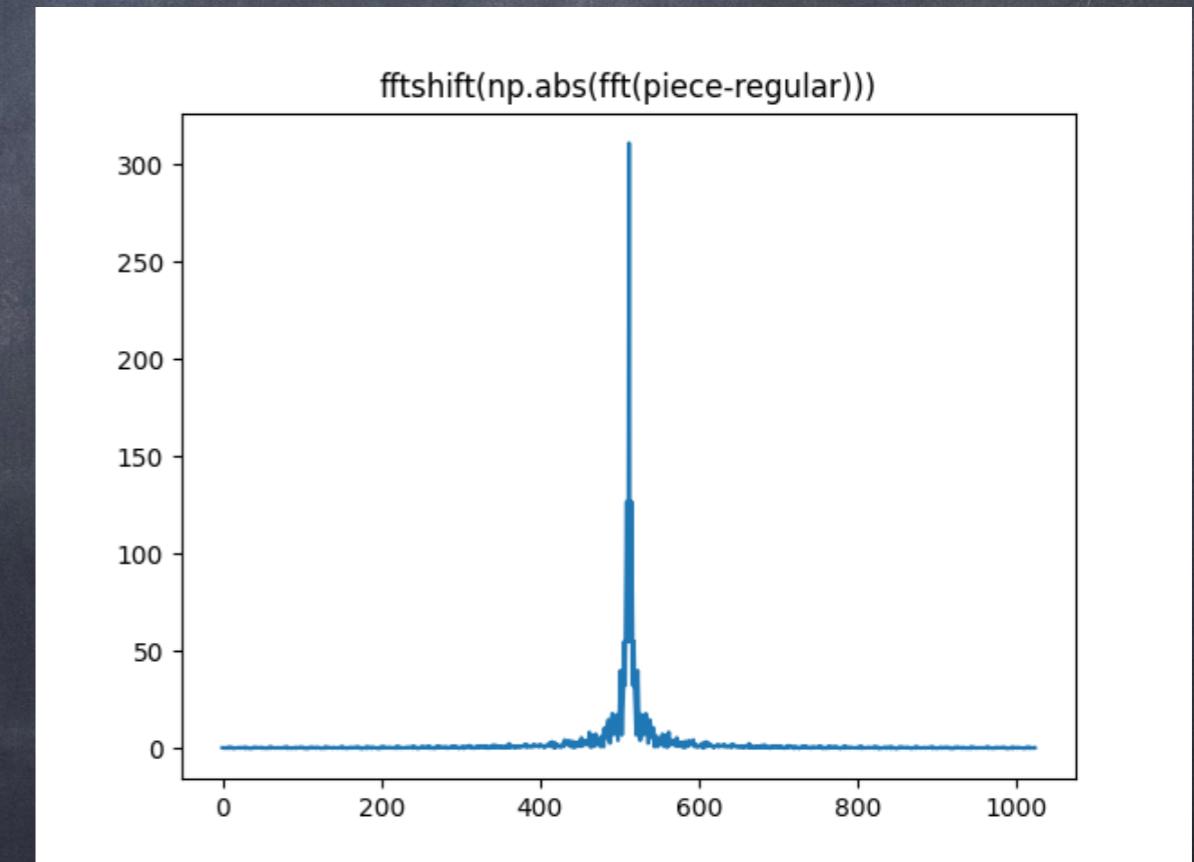
Temps

Fréquences

- ➊ Donc, notre convolution qui débruite le piece-regular est, en fait, un filtrage passe-bas dans le monde des fréquences
- ➋ La TF de la Gaussienne est une Gaussienne qui multiplie les fréquences de la TF du piece-regular et qui laisse passer que les basses fréquences



Temps



Fréquences

# Thm de la convolution

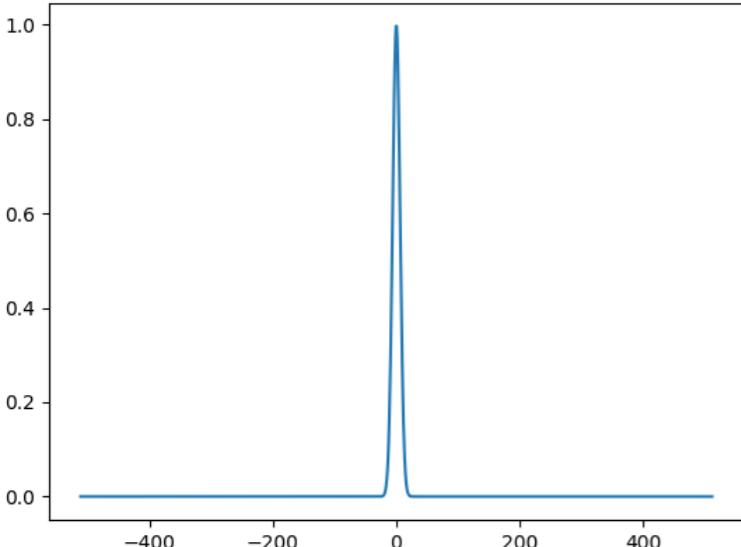
# Thm de la convolution

Temps

Fréquences

Temps

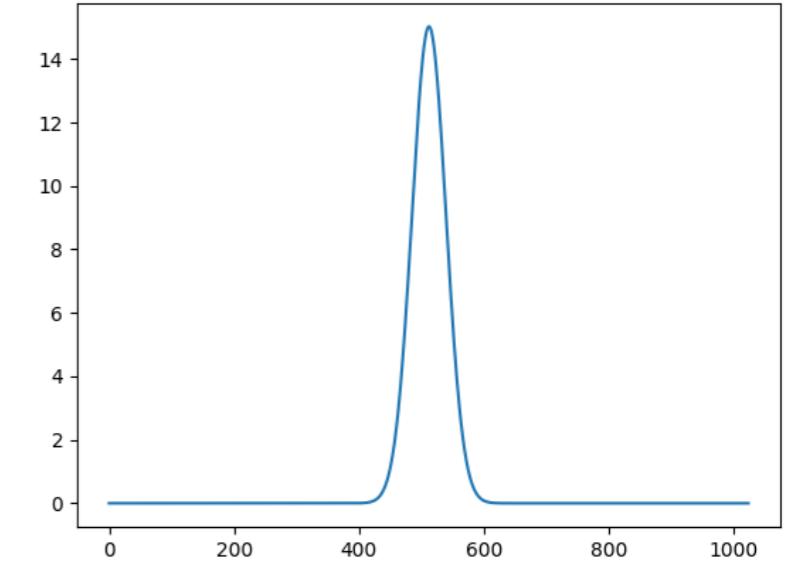
Gaussienne



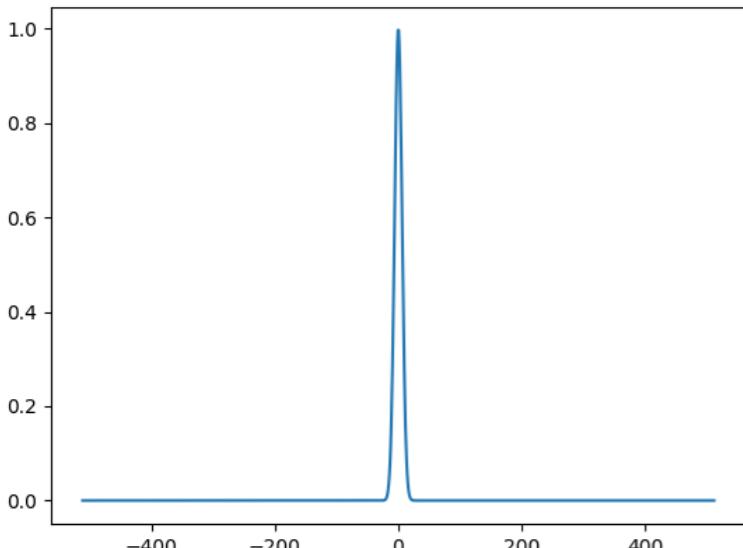
# Thm de la convolution

Fréquences

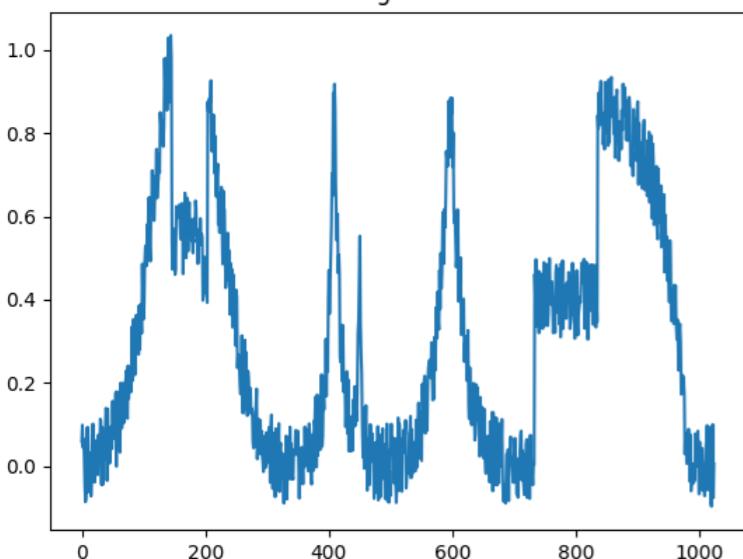
fftshift(np.abs(fft(Gaussienne)))



Gaussienne



Piece-regular bruité

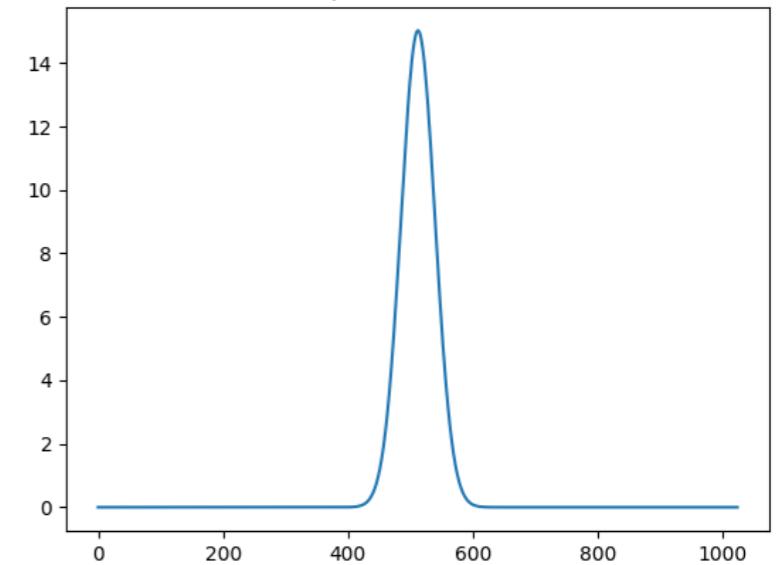


# Thm de la convolution

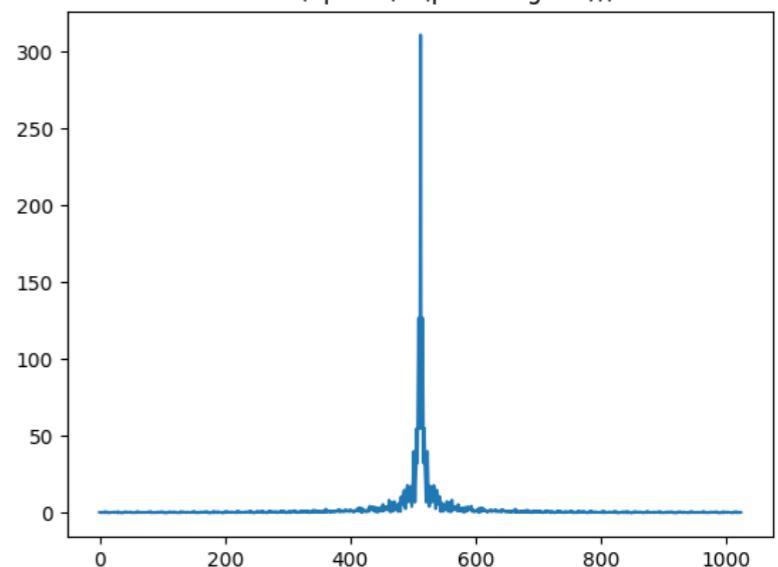
Temps

Fréquences

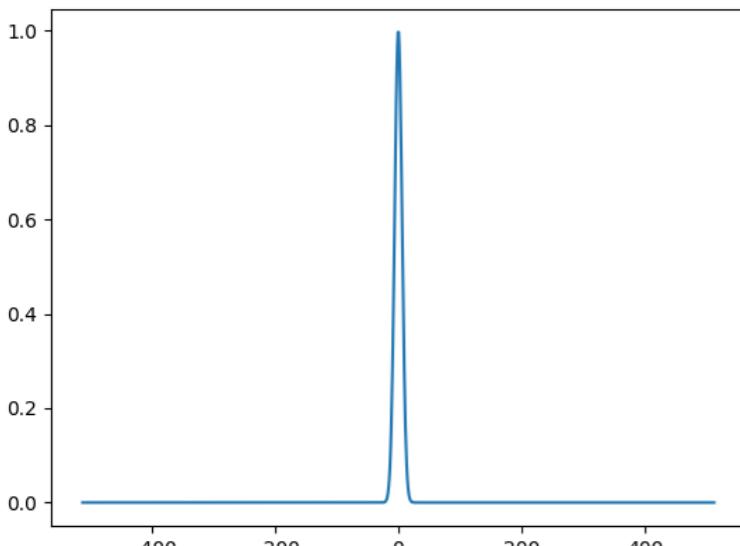
fftshift(np.abs(fft(Gaussienne)))



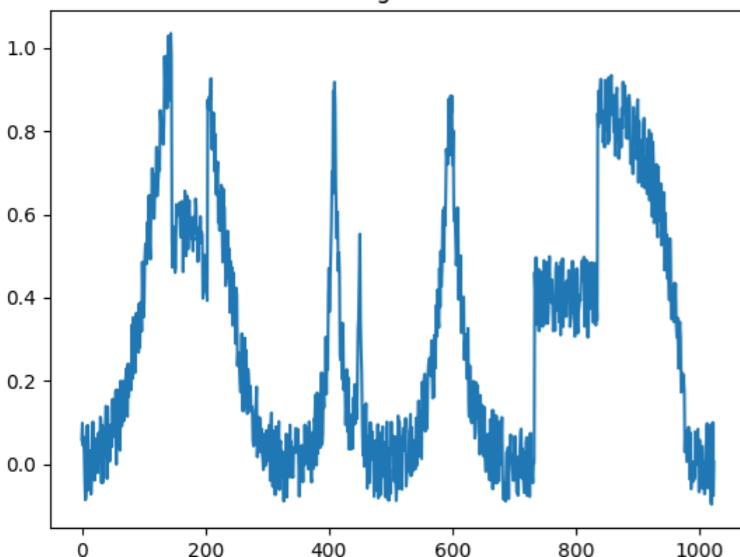
fftshift(np.abs(fft(piece-regular)))



Gaussienne

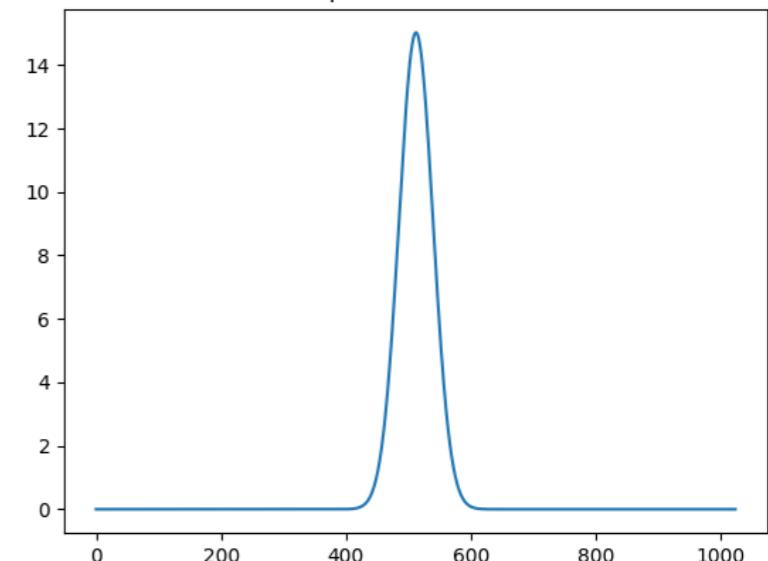


Piece-regular bruité

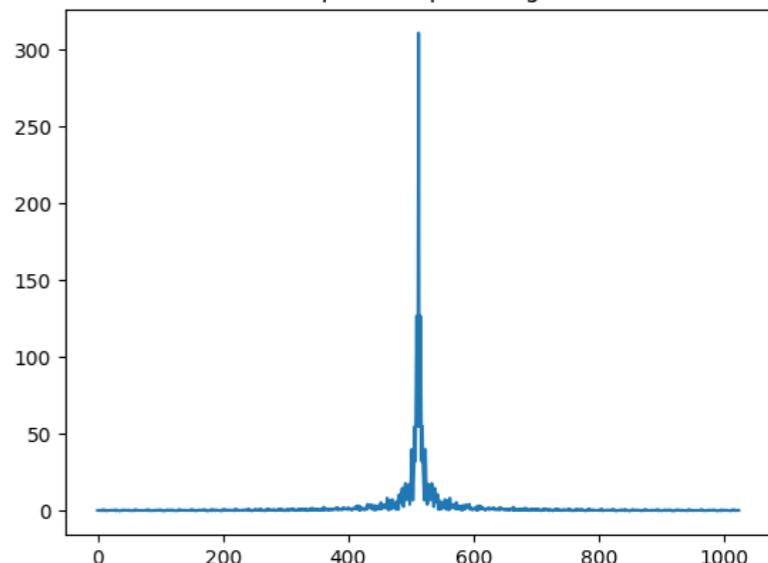


# Thm de la convolution

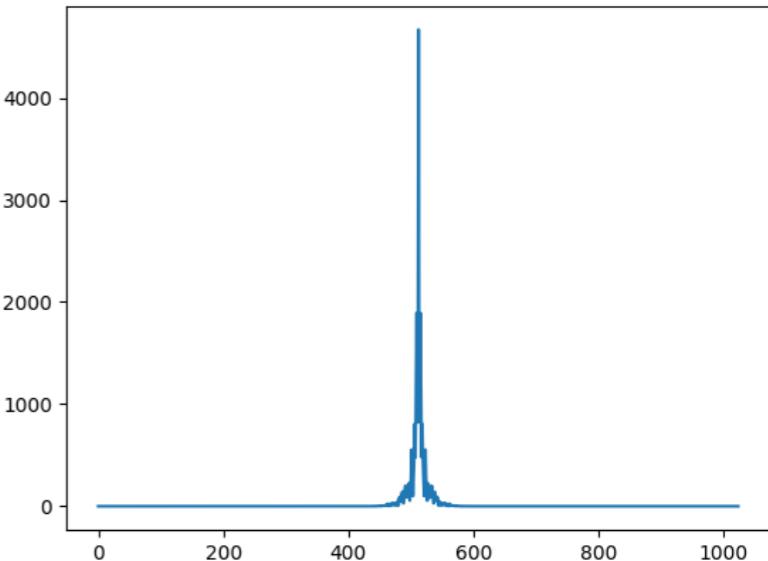
fftshift(np.abs(fft(Gaussienne)))



fftshift(np.abs(fft(piece-regular)))



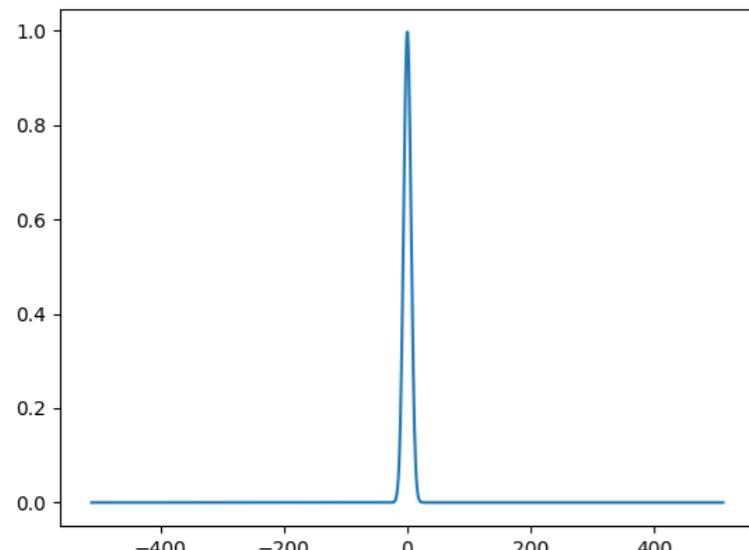
fftshift(np.abs(fft(Gaussienne)\*fft(piece-regular)))



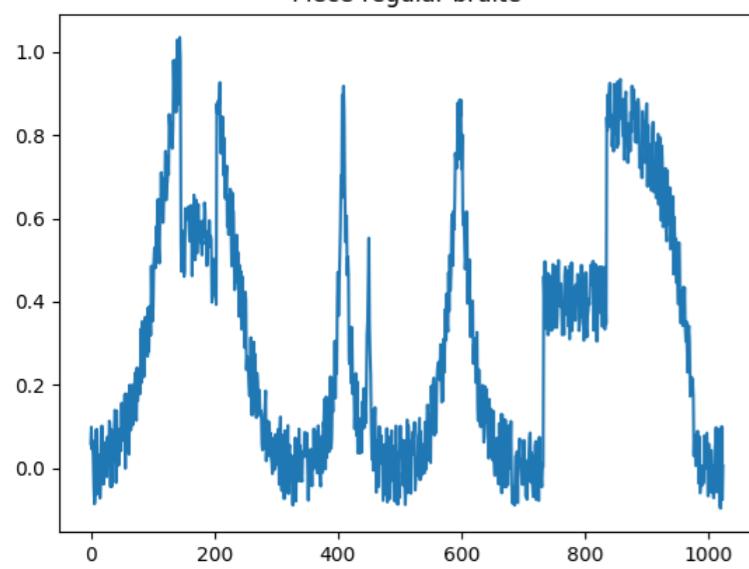
Temps

Fréquences

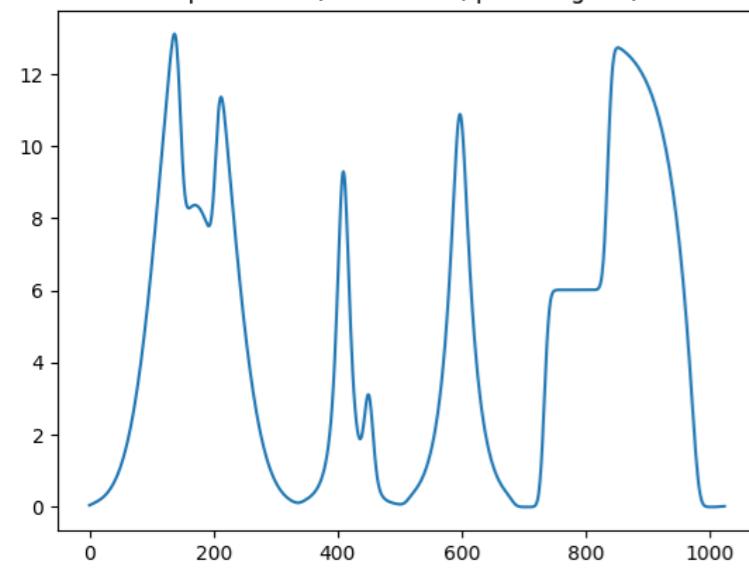
Gaussienne



Piece-regular bruité

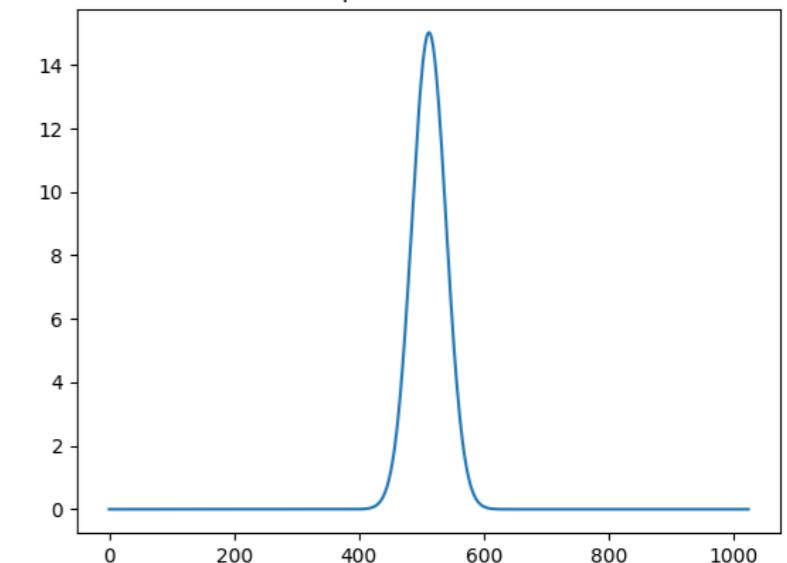


np.convolve(Gaussienne, piece-regular)

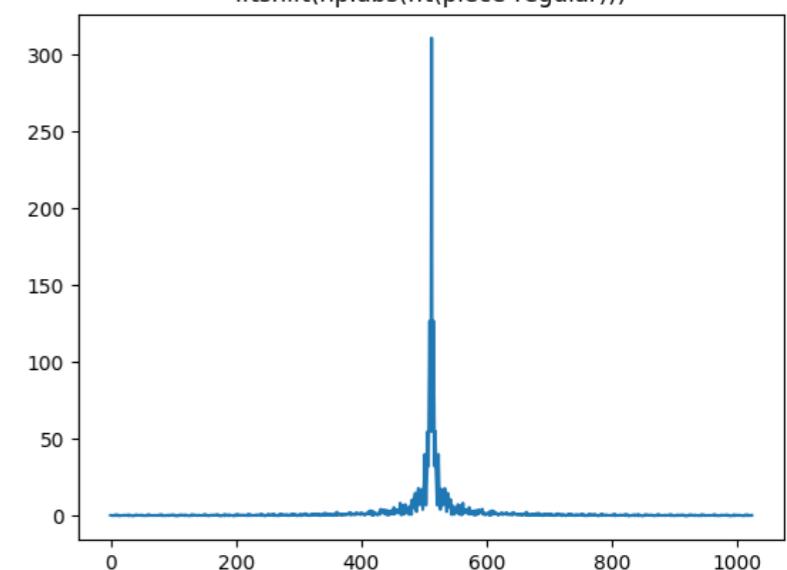


# Thm de la convolution

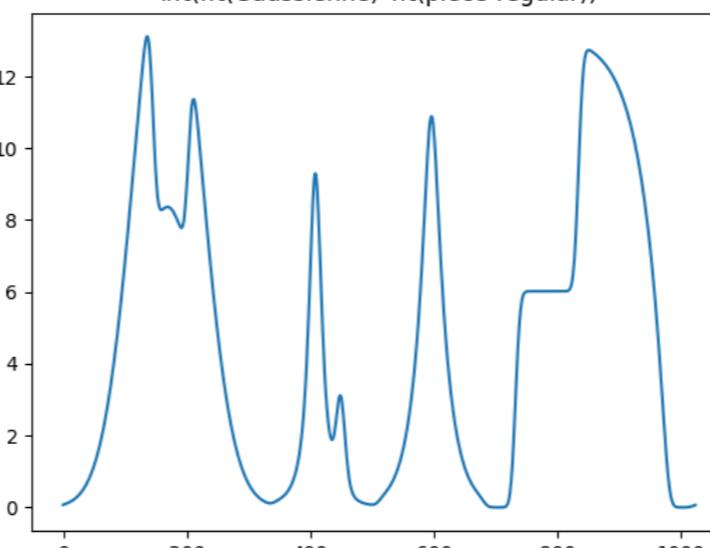
fftshift(np.abs(fft(Gaussienne)))



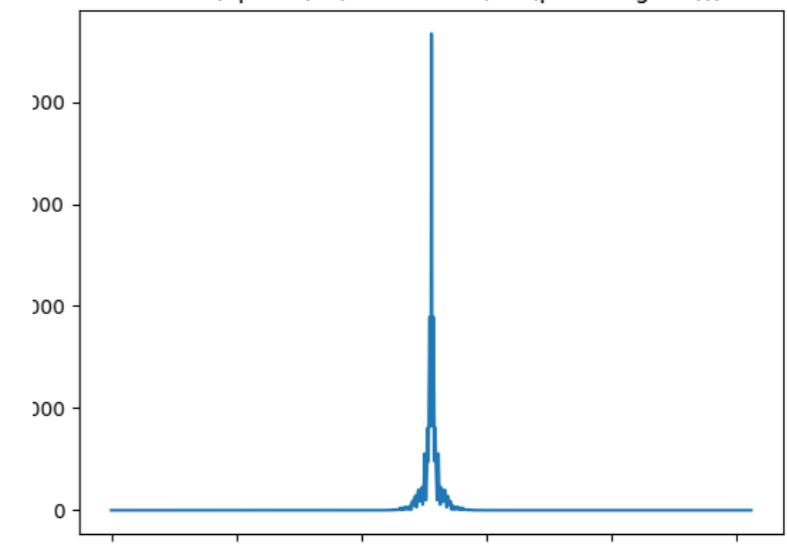
fftshift(np.abs(fft(piece-regular)))



ifft(fft(Gaussienne)\*fft(piece-regular))



fftshift(np.abs(fft(Gaussienne)\*fft(piece-regular)))



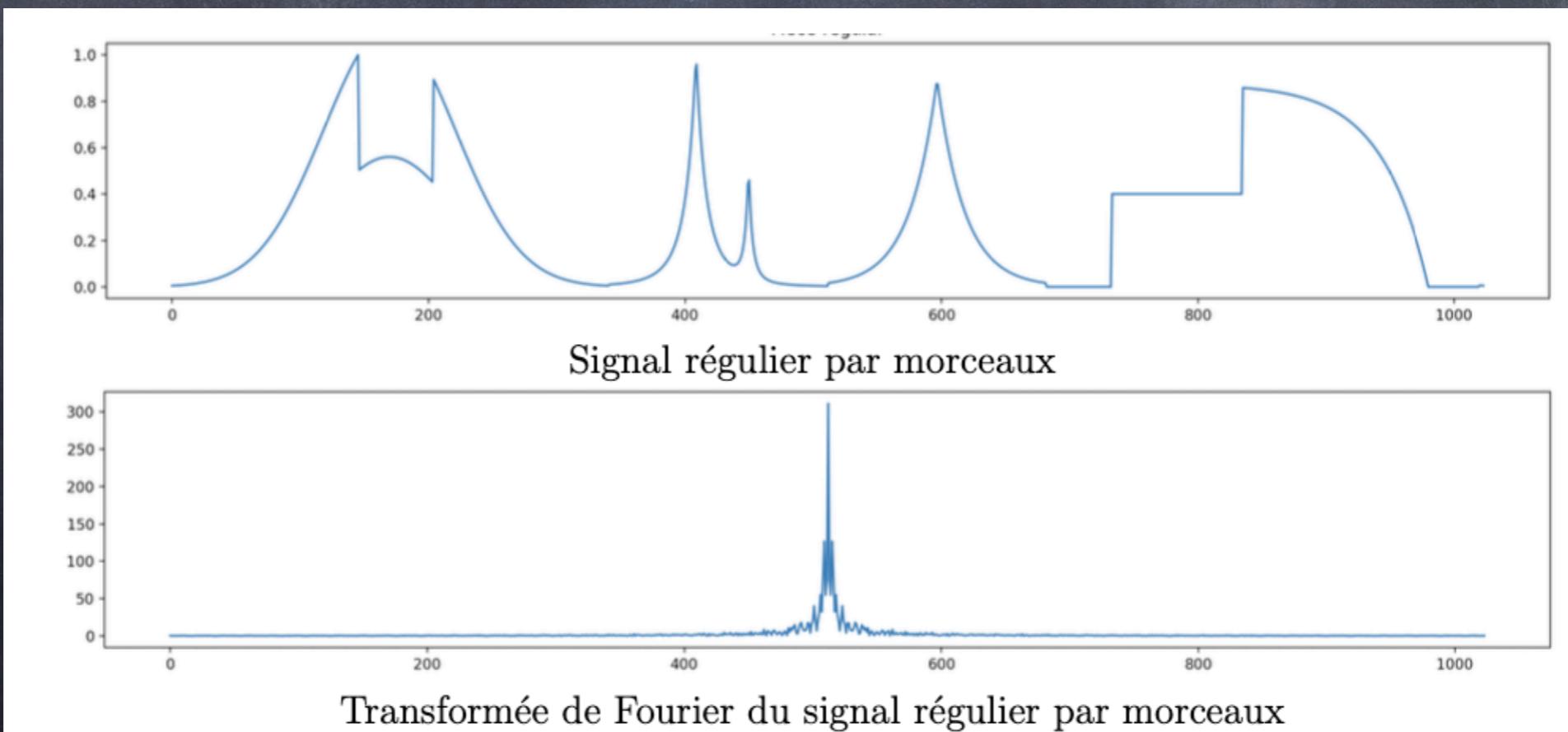
Temps

&lt;= ifft

Fréquences

# Retour sur le TP3

- L'énergie est conservée entre le monde temporel et les fréquences. La somme des intensités au carré du piece-regular sont égales à la somme des fréquences au carré divisé pour N (nombre de pts dans le piece-regular)
- $\text{np.sum(piece-regular}^{**2}) = \frac{1}{N} * \text{np.sum(np.abs(fft(piece-regular}))}^{**2}$



# IMN-359

- ⦿ Comprenez le théorème d'échantillonnage!
- ⦿ Diapos, demo07
- ⦿ TP3\_1a
- ⦿ TP3 question 3

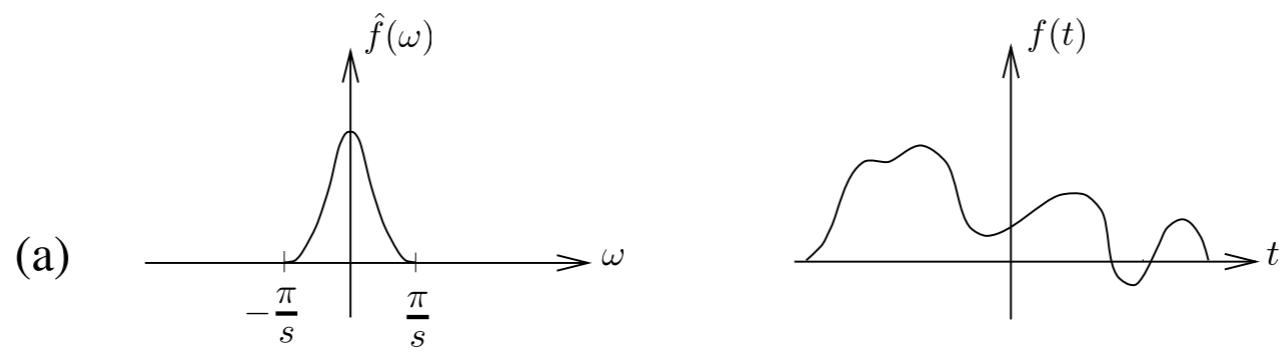
## • C'est quoi échantillonné?

- Multiplié par un peigne de Dirac dans l'espace à chaque temps  $t_s$  et de largeur  $X$ . La TF de ce peigne de Dirac est un peigne de Dirac de largeur  $2/t_s$  avec  $X$  fréquences espacées à chaque  $1/X$  (fftfreq)
- Donc, dans Fourier prendre des copies de la TF du signal à chaque bande de fréquences
- Ensuite, multiplié par une fonction porte sur la bande de fréquences  
(ce qui équivaut une convolution dans l'espace par un sinus cardinal – sinc)

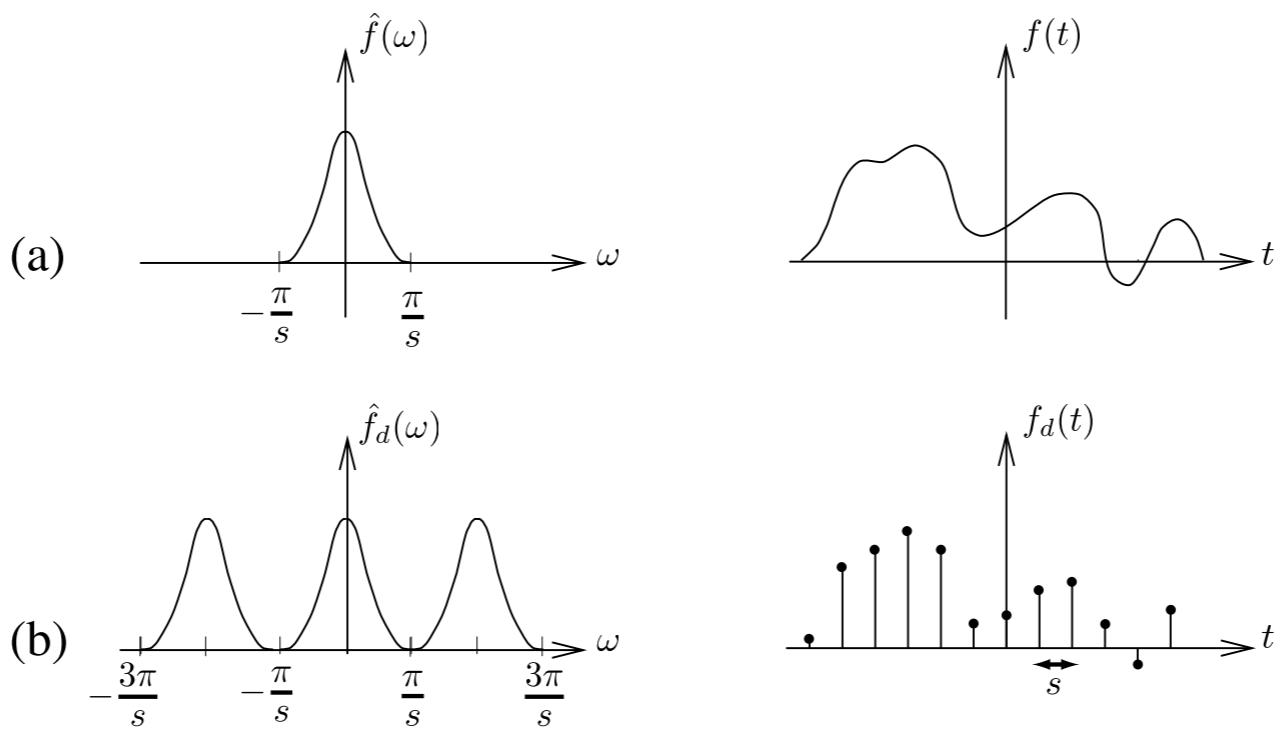
- C'est quoi échantillonné?

- Il faut donc que toutes les vraies fréquences du signal soit contenue dans la bande de fréquences prescrites par la TF du peigne de Dirac (fftfreq)
- => il faut au moins  $2^*(\text{fréquence max du signal})$

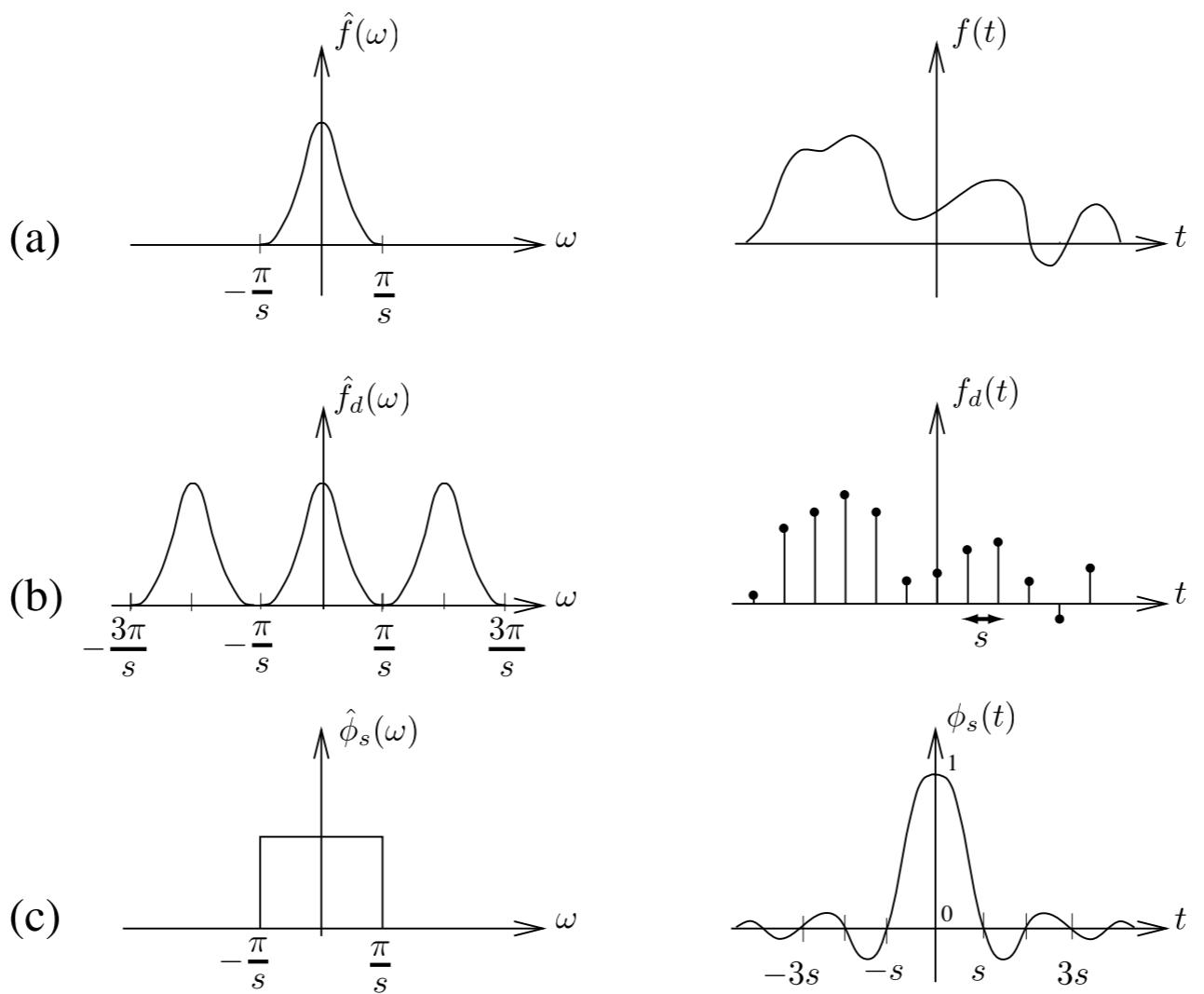
# Échantillonnage



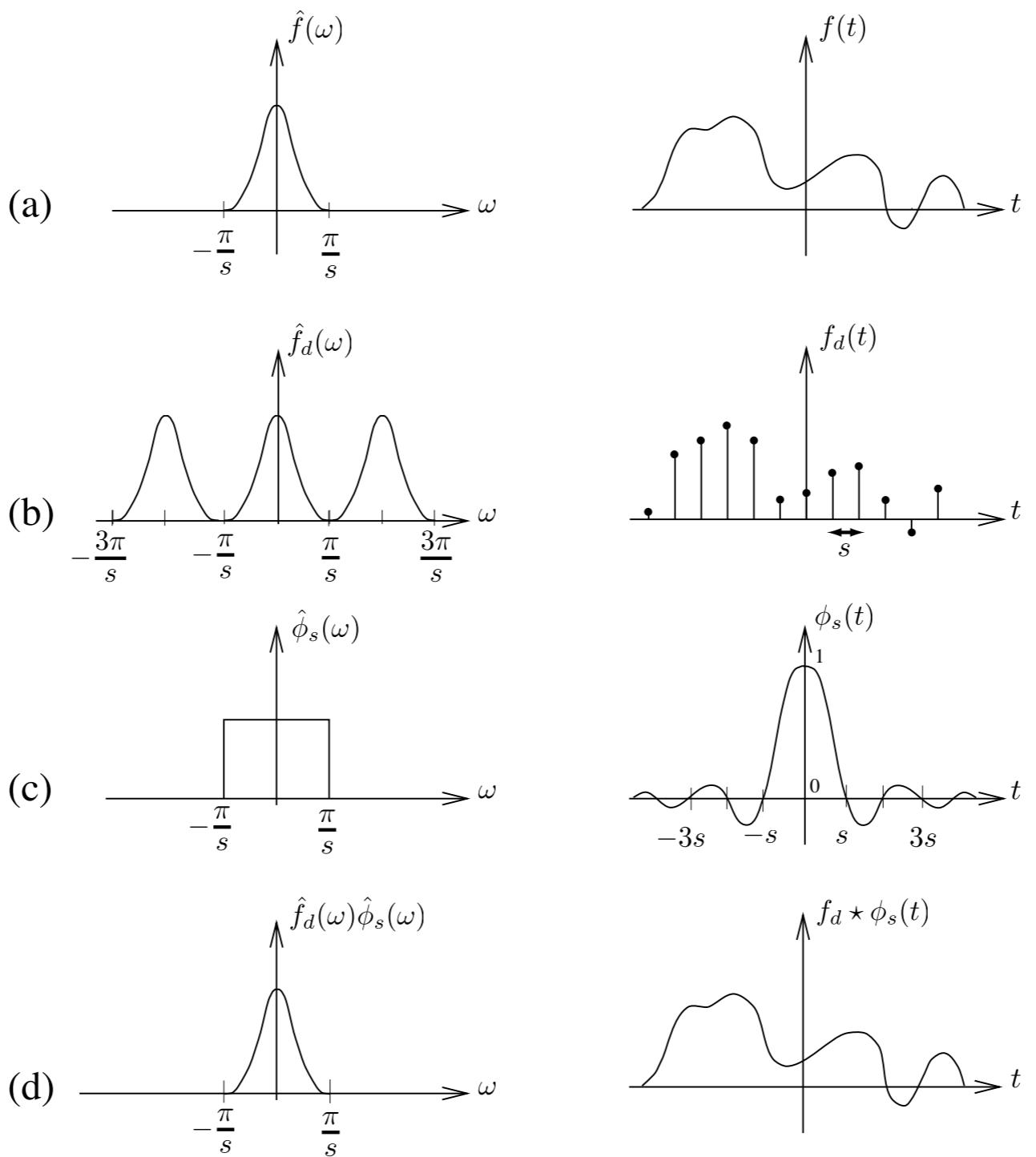
# Échantillonnage



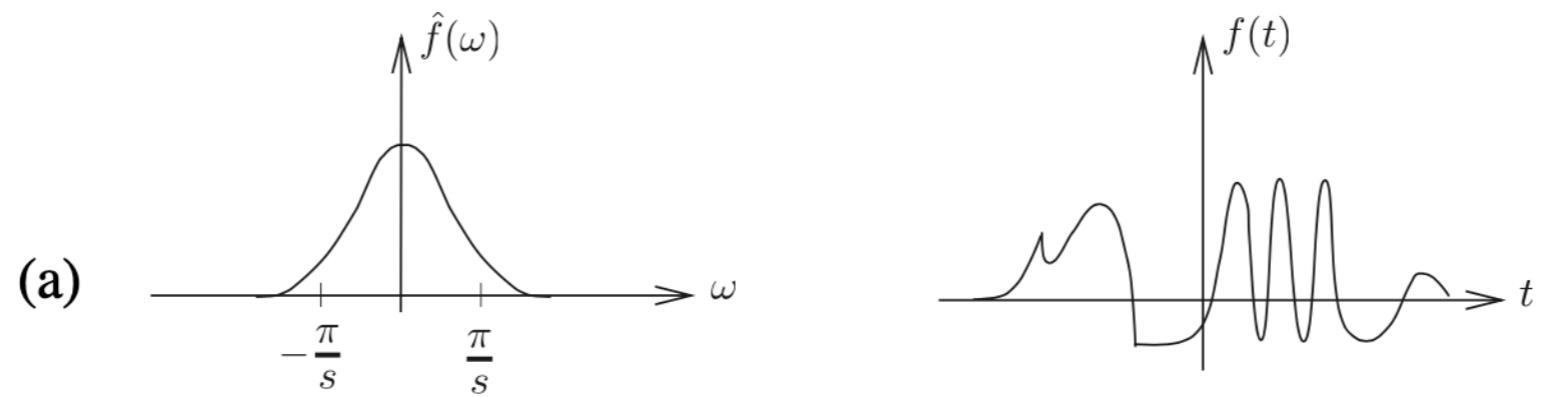
# Échantillonnage



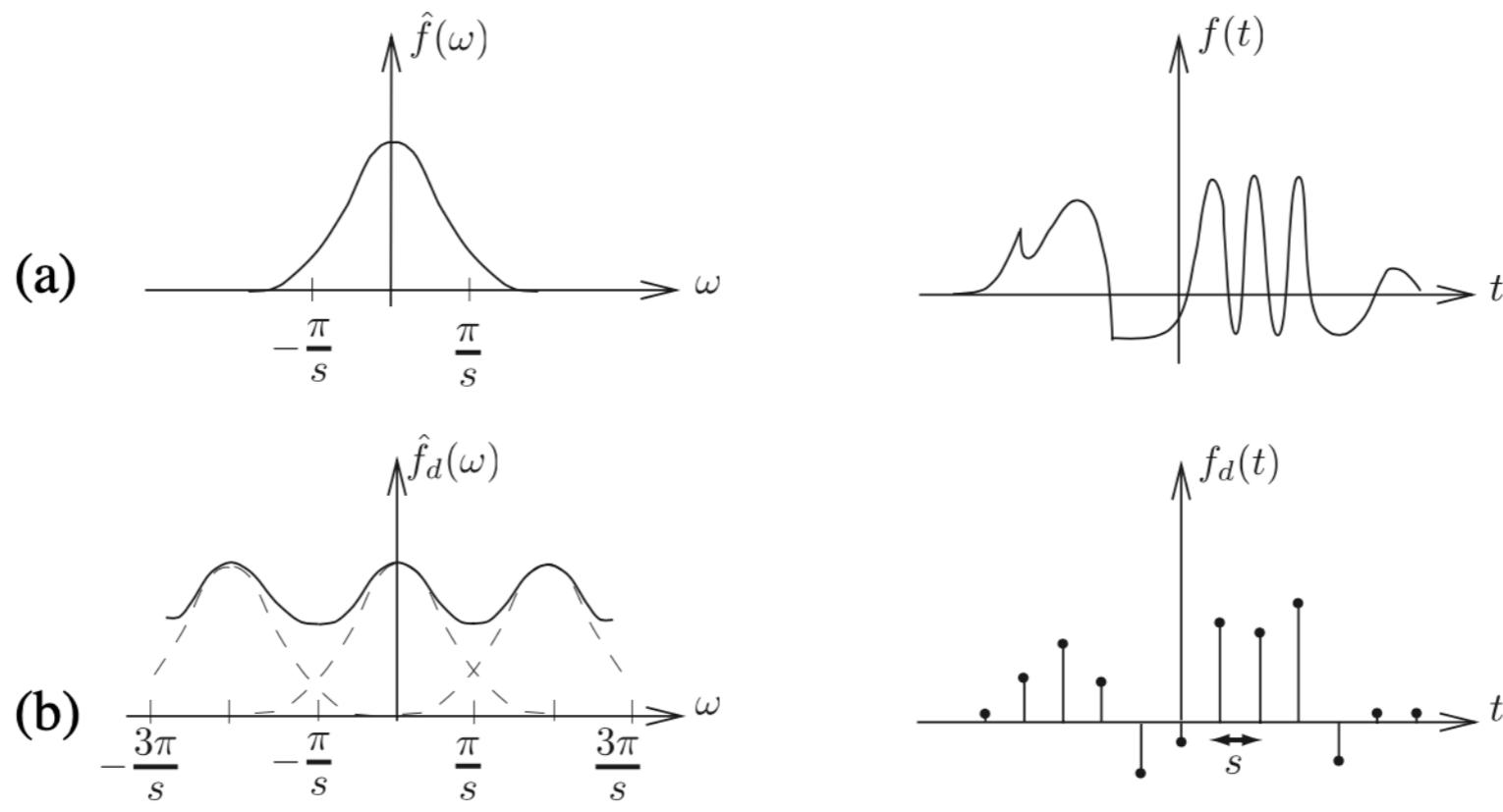
# Échantillonnage



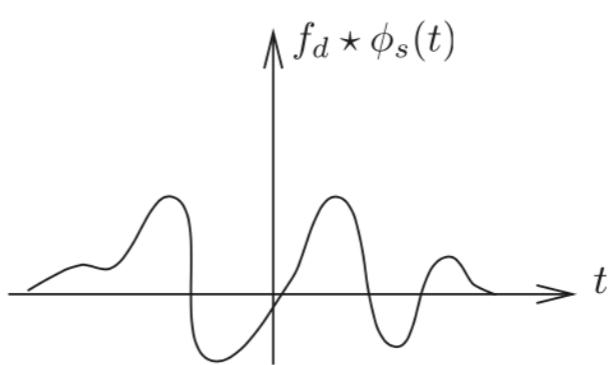
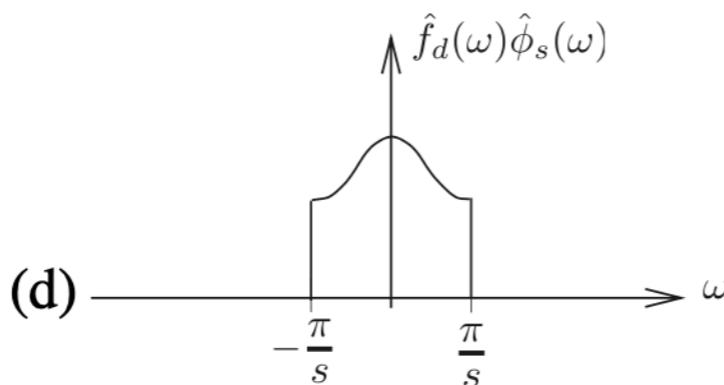
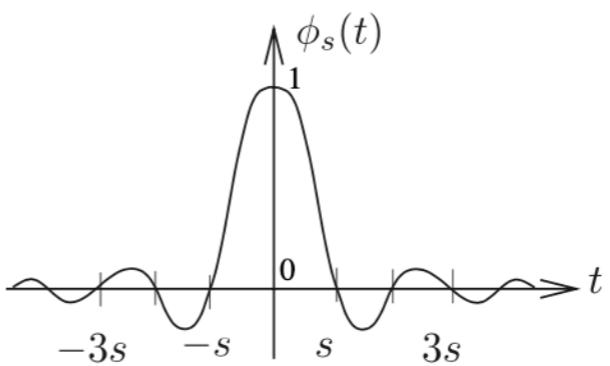
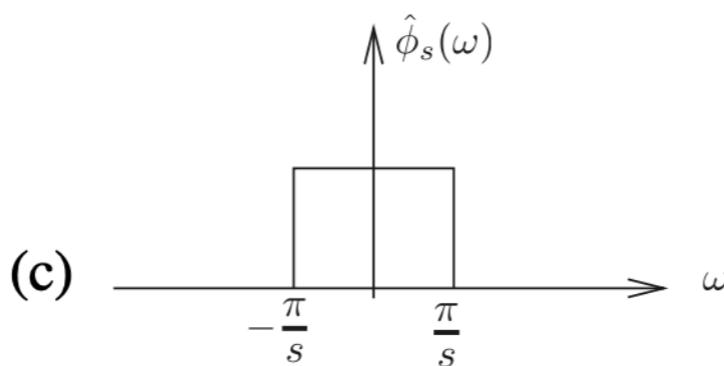
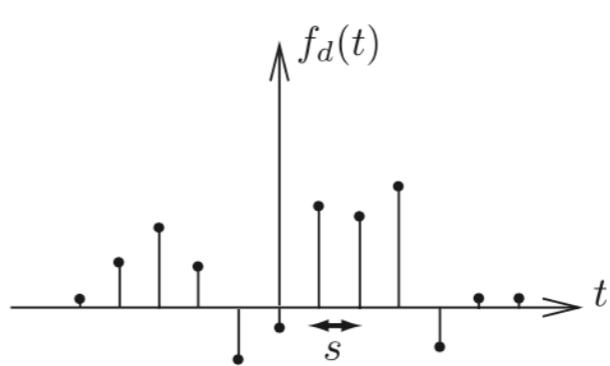
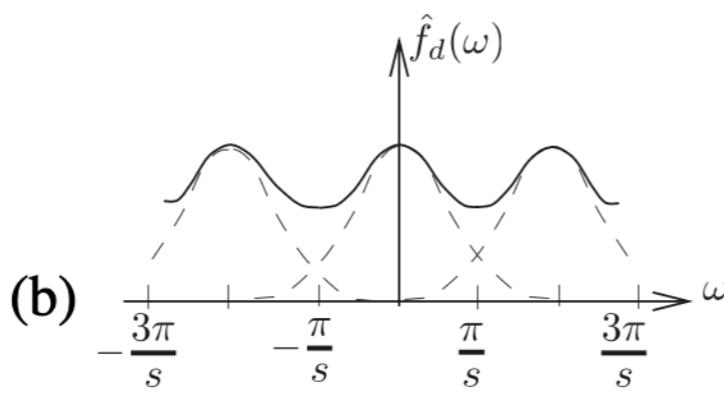
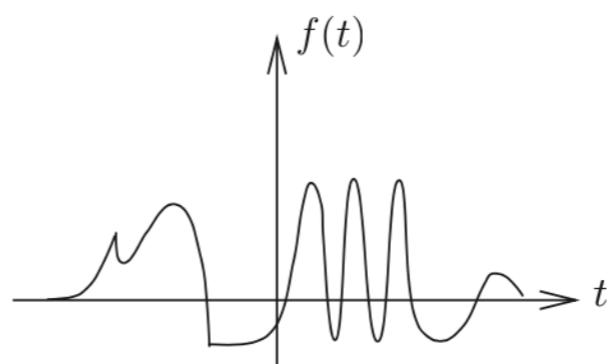
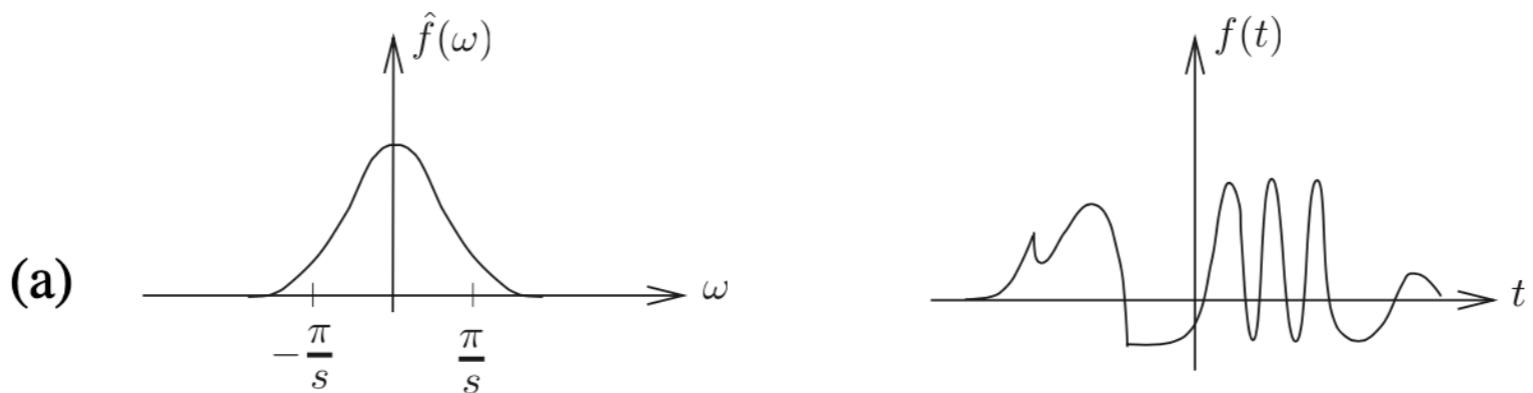
# Échantillonnage



# Échantillonnage



# Échantillonnage

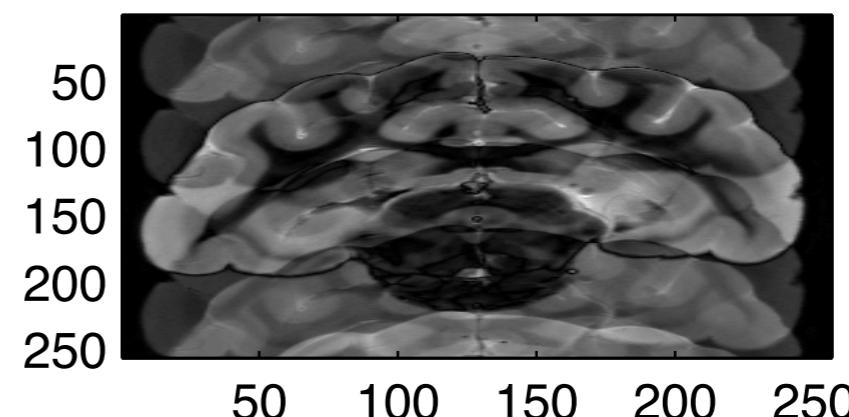
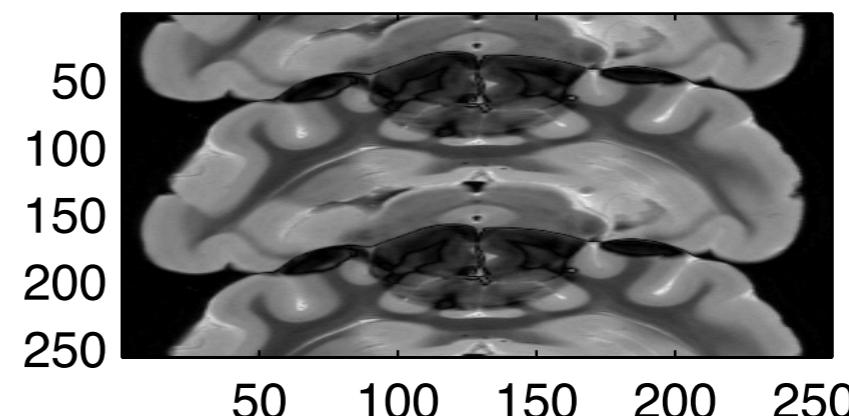
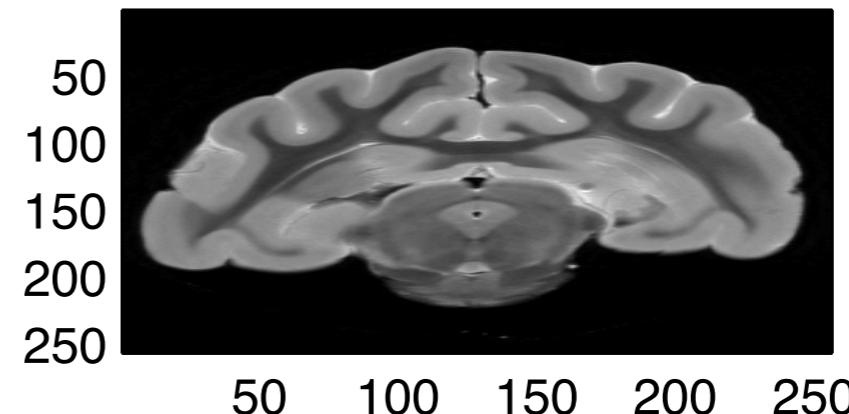
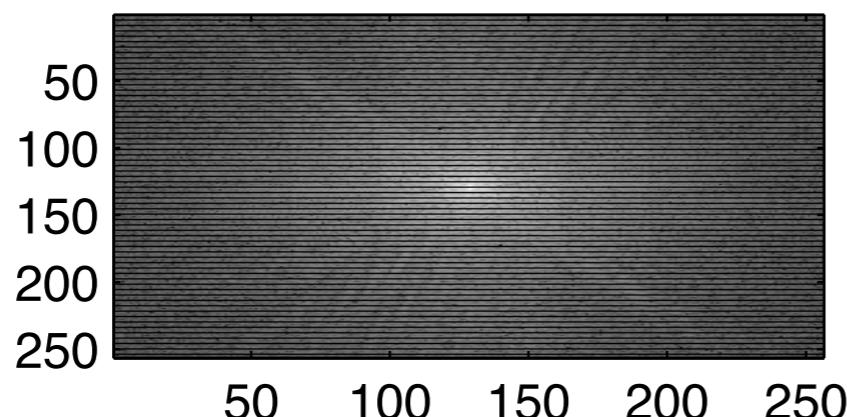
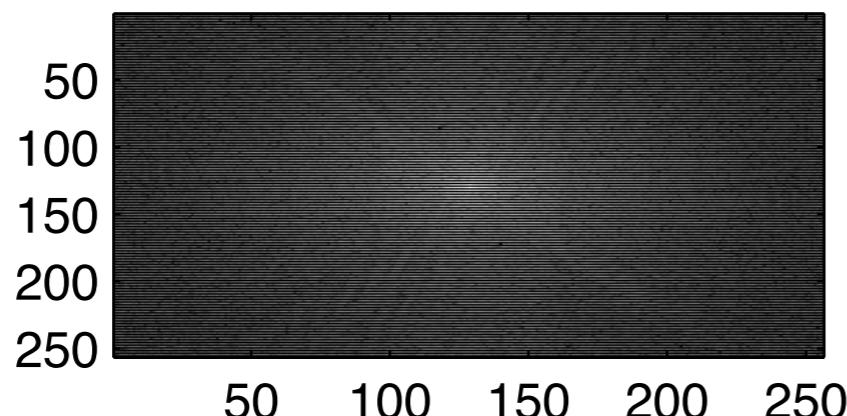
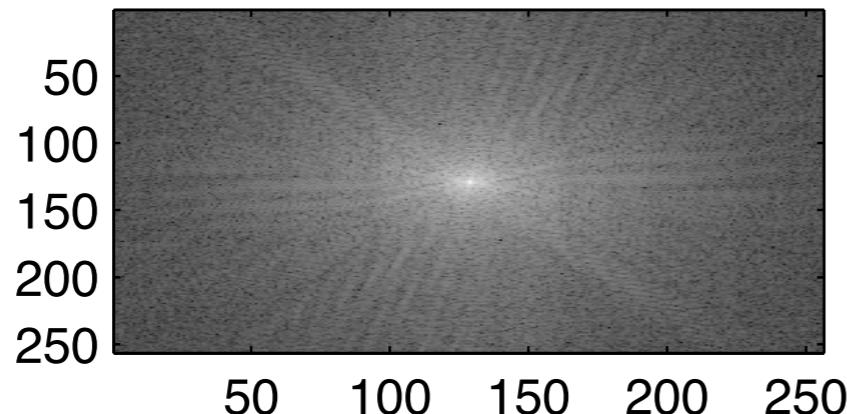


# Problème d'échantillonnage

- ⦿ Repliement
- ⦿ Artéfactes de géométriques
- ⦿ Bruit
- ⦿ Interférences

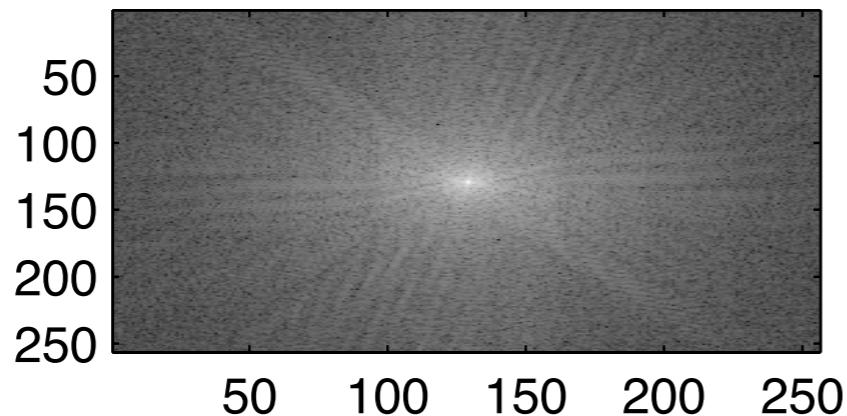
# Repliements horizontaux

50%  
25%

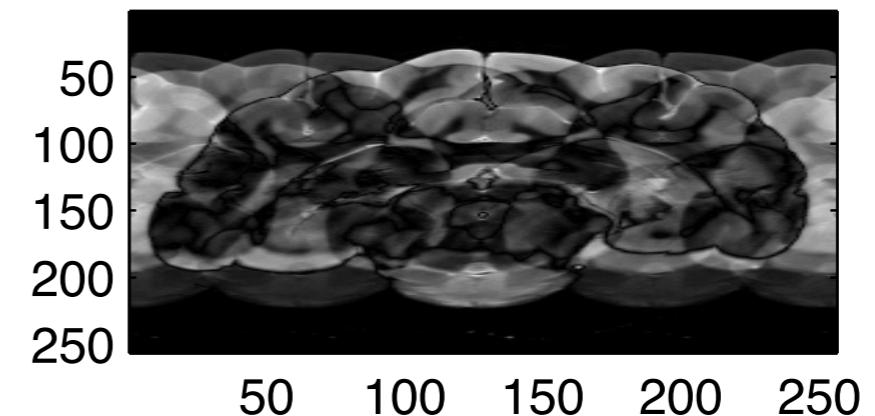
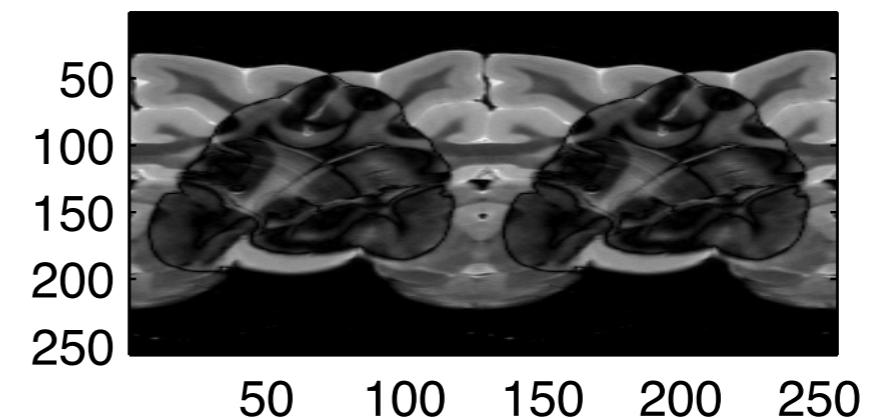
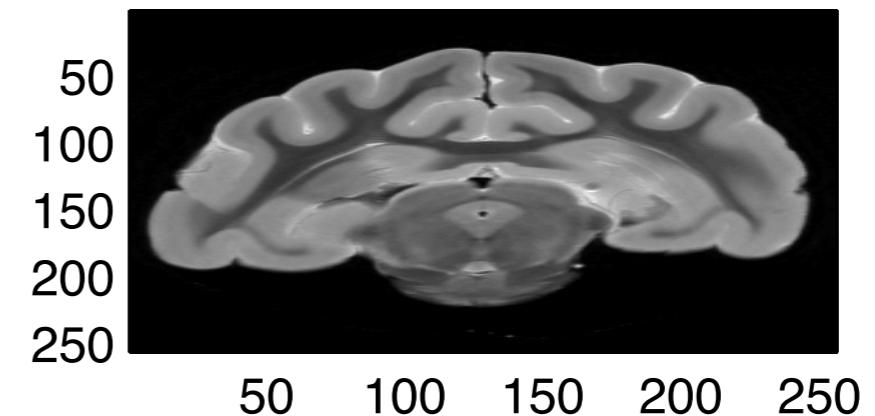
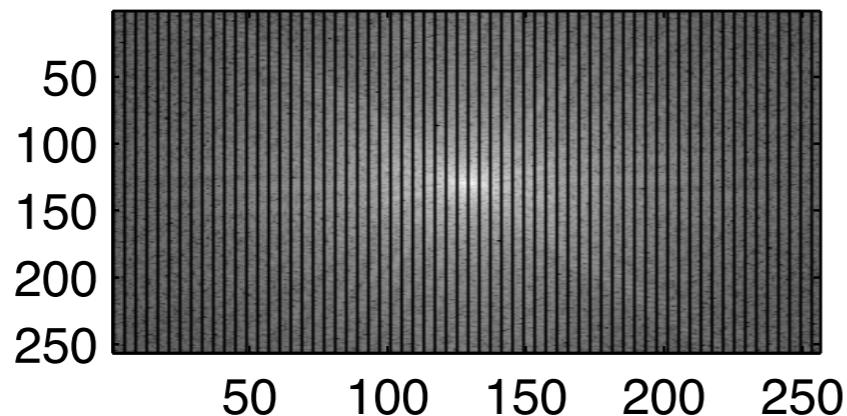


# Repliements verticaux

50%



25%

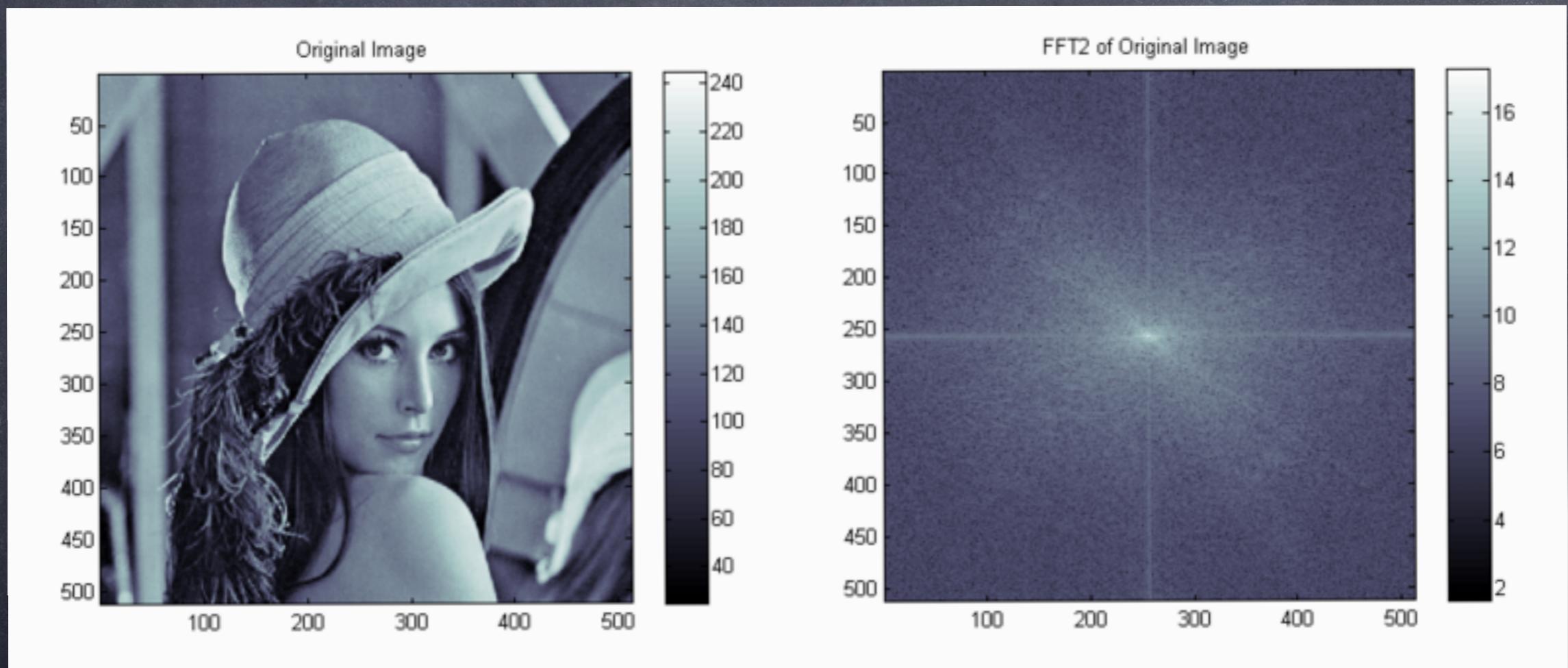


# Problème d'échantillonnage

☞ Pourquoi des repliements?

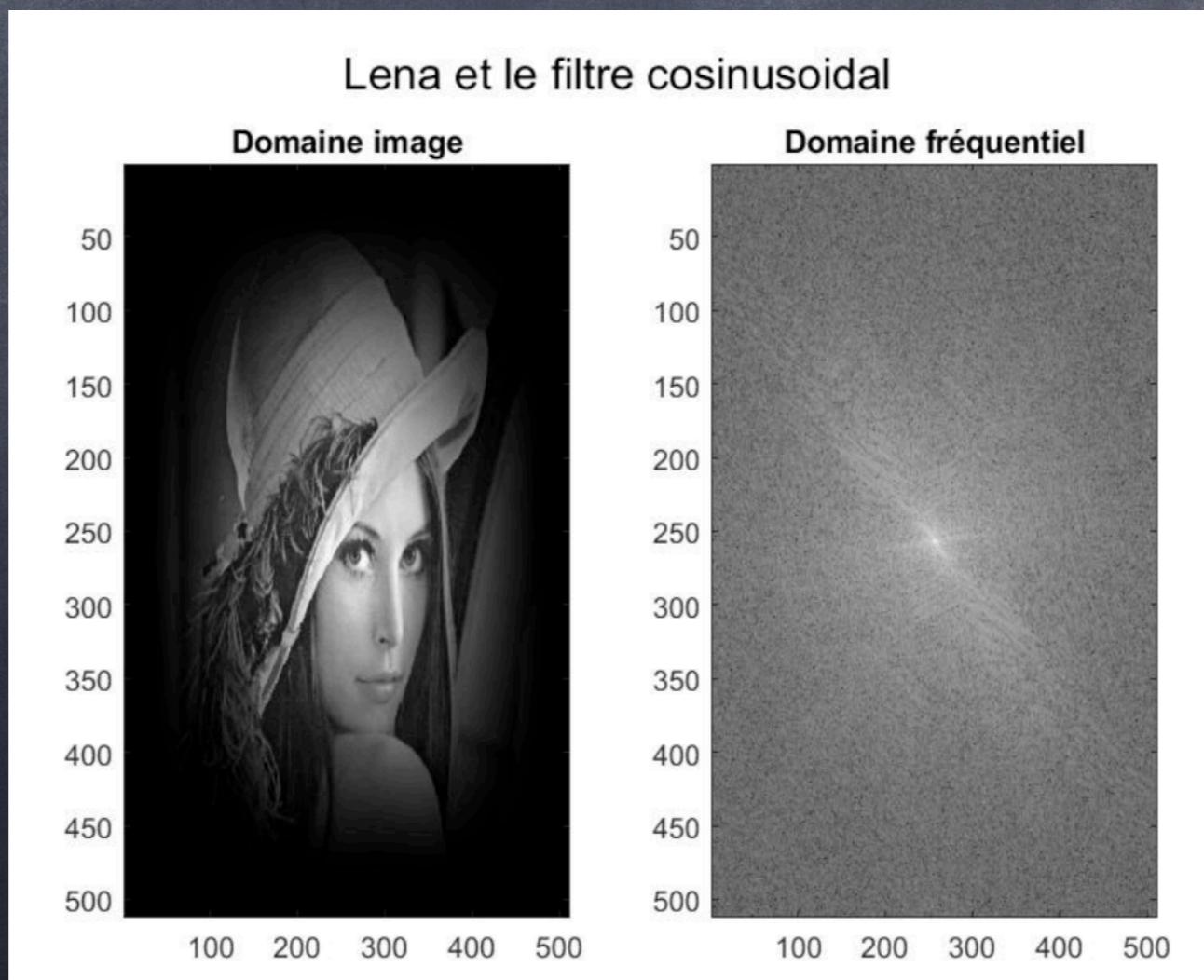
- ☞ Sauter une rangée ou une colonne sur N équivaut à multiplier par un peigne de Dirac les fréquences (un peigne serré, avec peu d'espace entre les brins)
- ☞ C'est donc comme convoluer par un peigne de Dirac dans l'espace très espacé et prendre N copies de l'image originale
- ☞ C'est un peu comme le théorème d'échantillonnage à l'envers

# Fourier

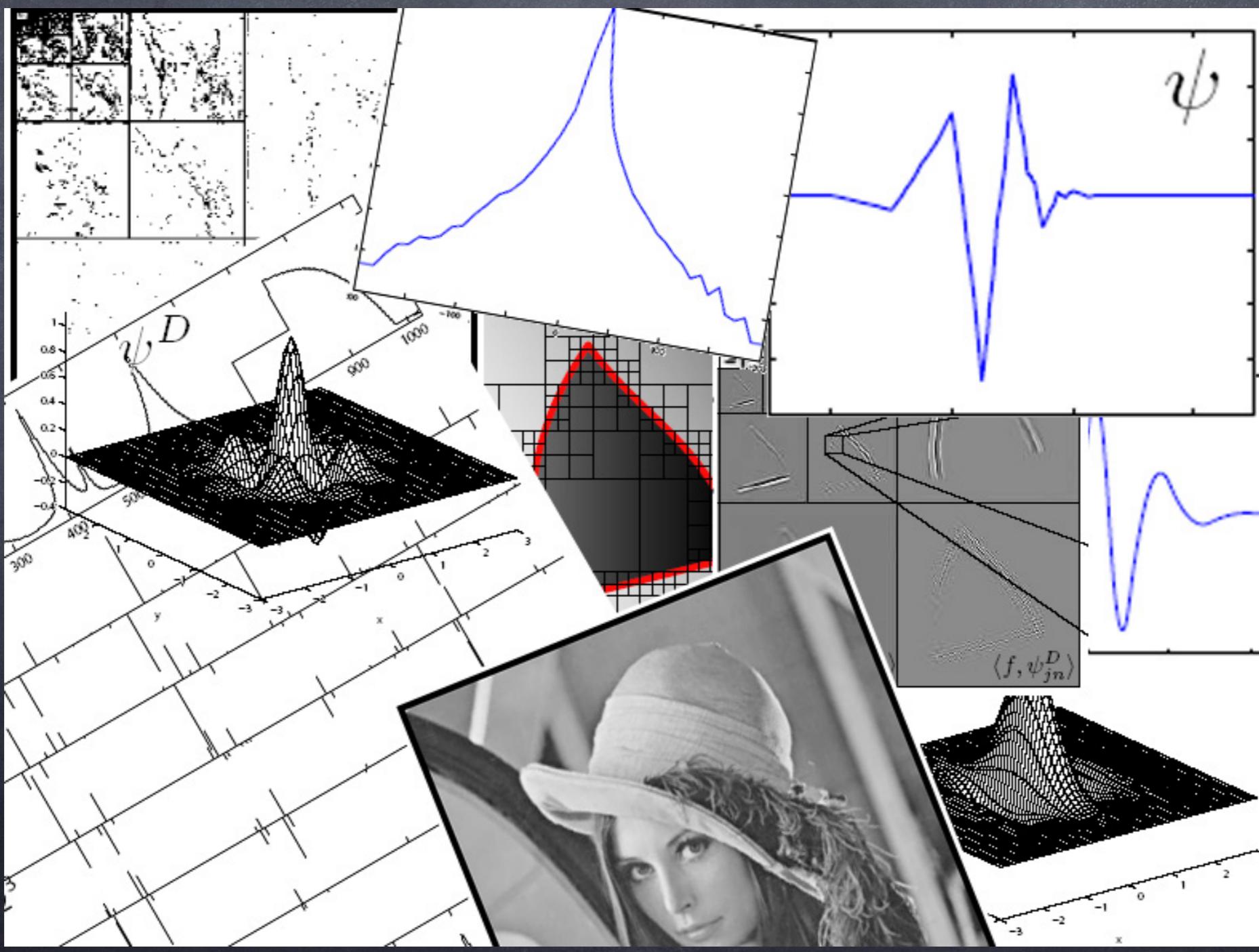


# Fourier

- On multipliant par un filtre (e.g. cos) l'image de Lena est atténuée au bords de l'image. Cela enlève les transitions brutes entre l'image et le fond, ce qui demande une infinité de cos et sin pour attraper ces changements
- La fft2 de l'image masquée enlève donc la croix blanche



# Au delà de Fourier: Ondelettes



# Les transformées

- ⦿ FFT - Fourier
- ⦿ DCT - Cosinus Discrets
- ⦿ DCT locale - Cosinus Discrets Locaux
- ⦿ FWT - Ondelettes
- ⦿ Haar
- ⦿ Daubechies

# Rapidité

- ⦿  $O(N \log(N))$
- ⦿ FFT, DCT, DCT locale
- ⦿  $O(N)$
- ⦿ FWT

# Mémoire

- ⦿ Toutes  $O(N)$  en mémoire
- ⦿ FFT est complexe =>  $2N$
- ⦿ DCT, DCT locale, FWT =>  $N$

# Approximations/Compression

- On garde que les  $m$  premières fréquences (linéaire) ou les  $m$  plus grandes fréquences (non-linéaires)

Original image



# Approximations/Compression

- On garde que les  $m$  premières fréquences (linéaire) ou les  $m$  plus grandes fréquences (non-linéaires)

Original image



$m/n^2 = 0.02$ , SNR=19.3dB



2%

# Approximations/Compression

- On garde que les  $m$  premières fréquences (linéaire) ou les  $m$  plus grandes fréquences (non-linéaires)

Original image



$m/n^2=0.02$ , SNR=19.3dB



$m/n^2=0.1$ , SNR=26.8dB

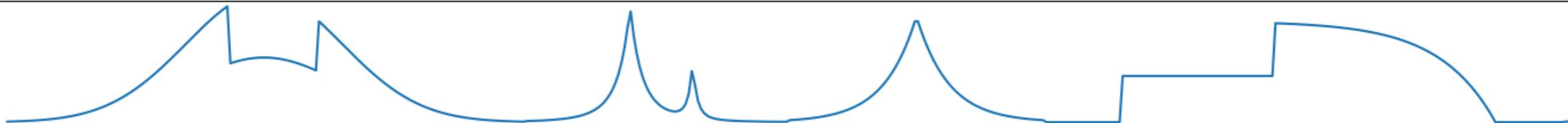


2%

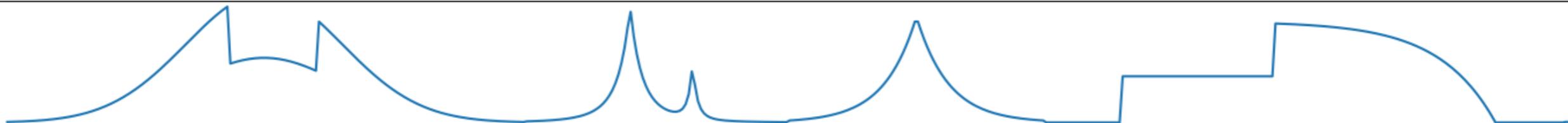
10%

# En 1D

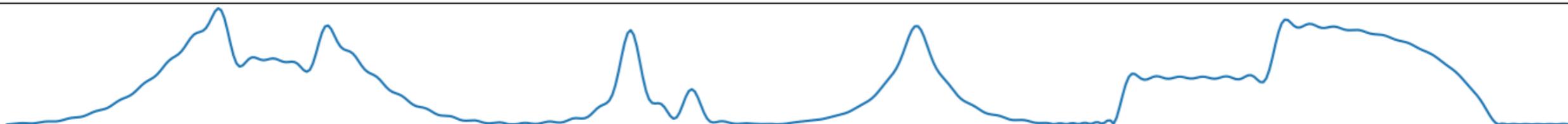
Fourier  
Signal Original



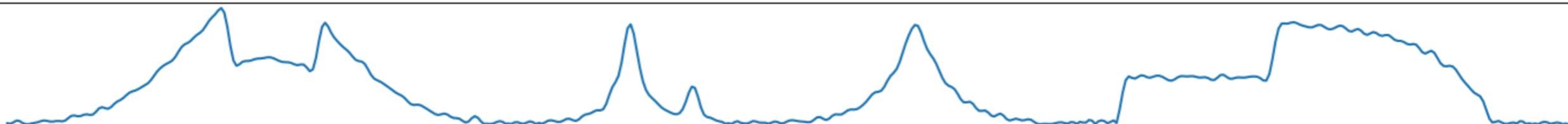
Signal avec Fourier au complet  
Erreur relarive = 2.3267965557939184e-16



Approximation linéaire avec 128 coefficients FFT  
Erreur relarive = 0.06760493623395143

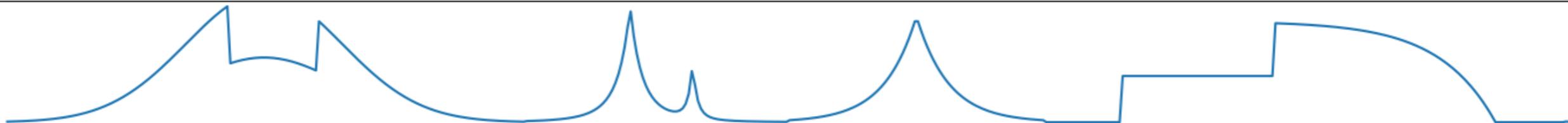


Approximation non-linéaire avec 128 coefficients FFT  
Erreur relarive = 0.05856814969370549

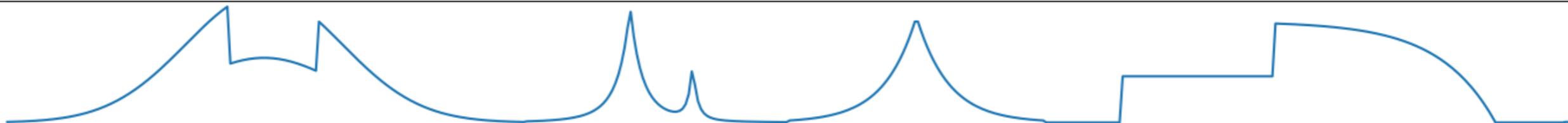


# En 1D

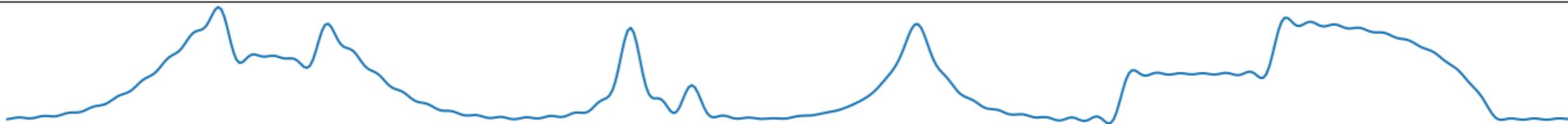
Fourier  
Signal Original



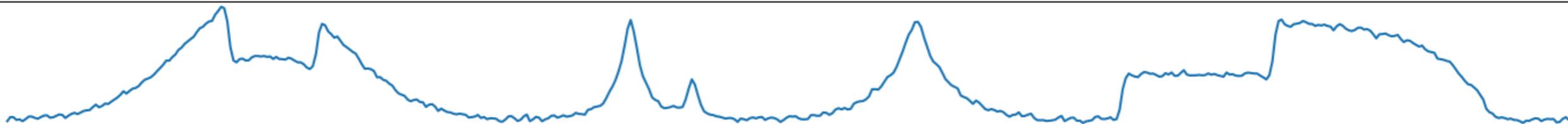
Signal avec DCT au complet  
Erreur relative = 2.92041860141912e-16



Approximation linéaire avec 128 coefficients DCT  
Erreur relative = 0.06817791491918412

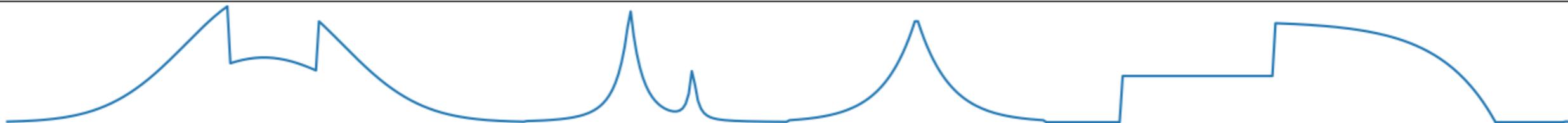


Approximation non-linéaire avec 128 coefficients DCT  
Erreur relative = 0.051349817978042306

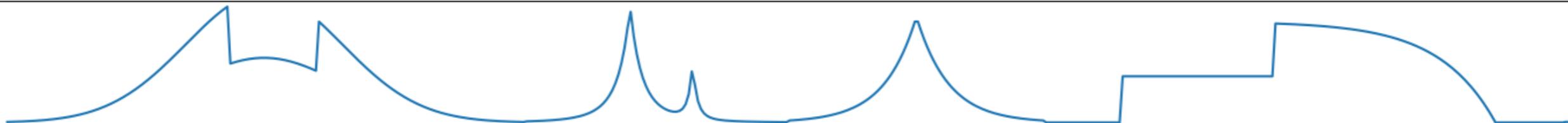


# En 1D

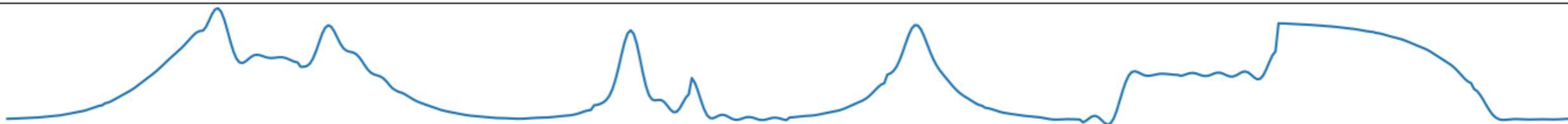
DCT locales  
Signal Original



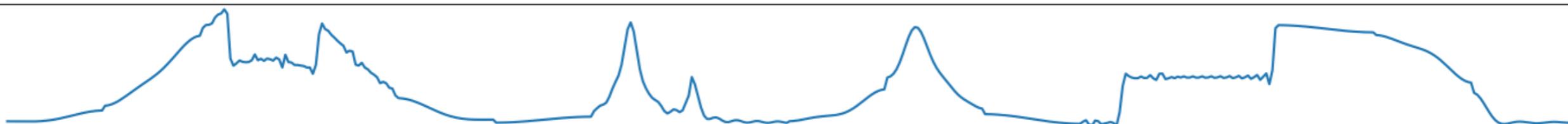
Signal avec la DCT locale au complet  
Erreur relarive = 1.4145889249763474e-16



Approximation linéaire avec 128 coefficients DCT locale  
Erreur relarive = 0.0724991053564431



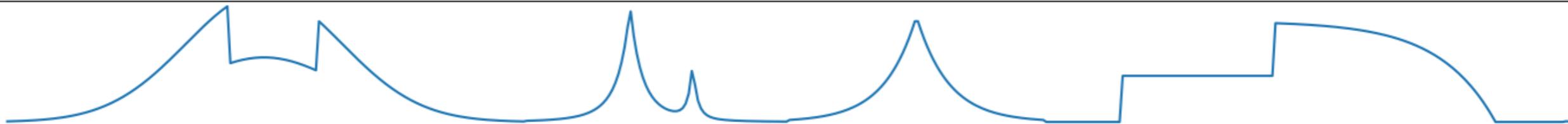
Approximation non-linéaire avec 128 coefficients DCT locale  
Erreur relarive = 0.03872875713441316



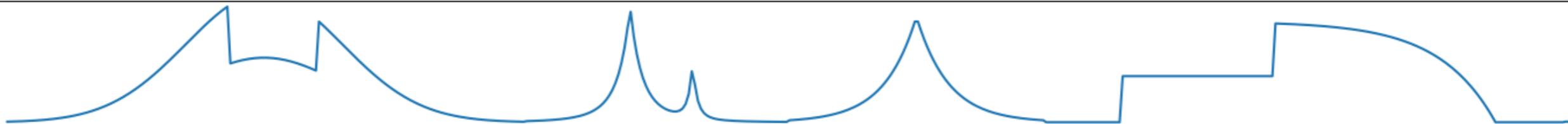
# En 1D

## Ondelettes de Haar

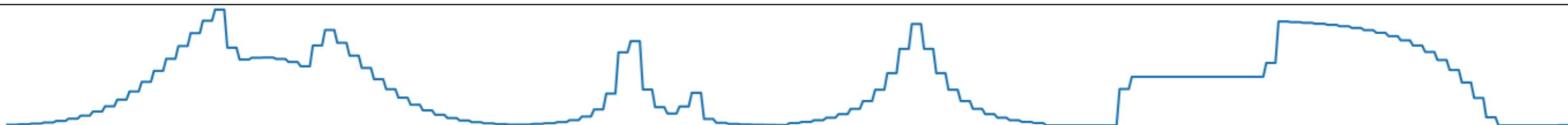
Signal Original



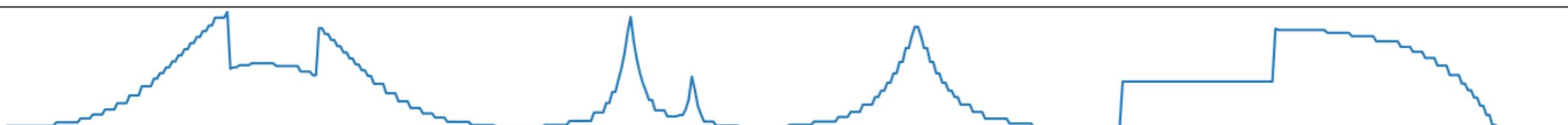
Signal avec Haar au complet  
Erreur relarive = 1.4041311182364502e-15



Approximation linéaire avec 128 coefficients de Haar  
Erreur relarive = 0.11111481665310408



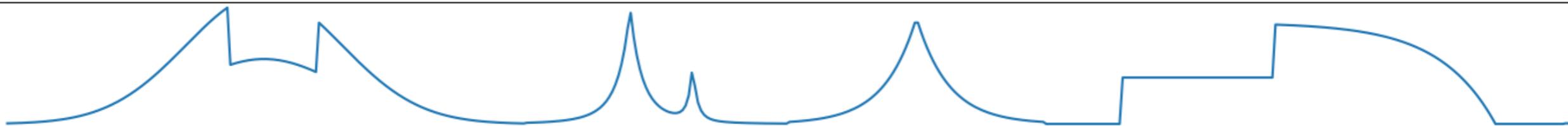
Approximation non-linéaire avec 128 coefficients de Haar  
Erreur relarive = 0.029576301205863433



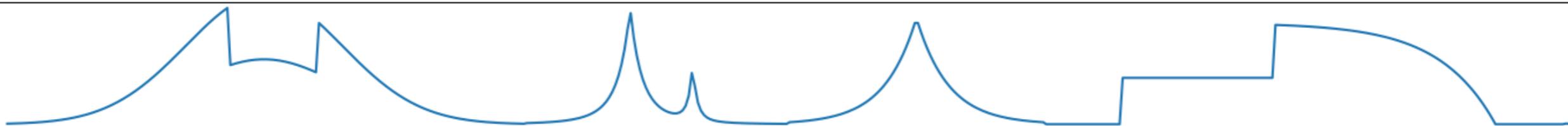
En 1D

Ondelettes D4

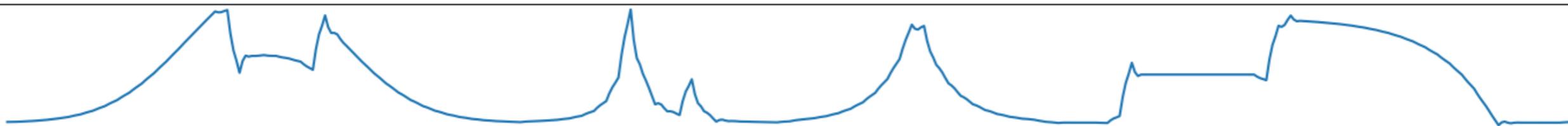
Signal Original



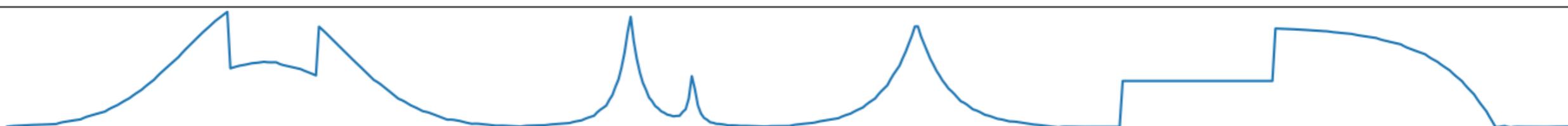
Signal avec D4 au complet  
Erreur relarive = 0.00014547174361205677



Approximation linéaire avec 128 coefficients de D4  
Erreur relarive = 0.06624713140327726



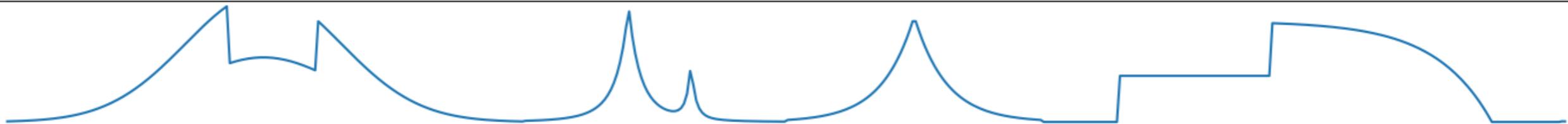
Approximation non-linéaire avec 128 coefficients de D4  
Erreur relarive = 0.00652195515483262



En 1D

Ondelettes D4

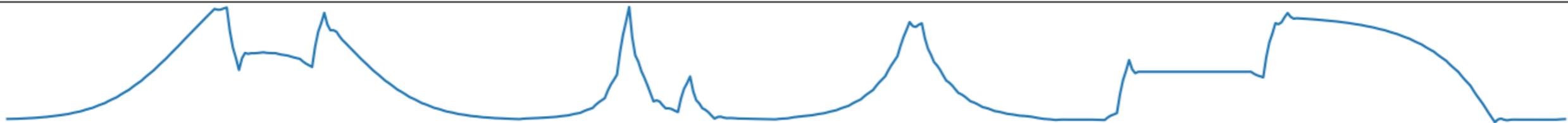
Signal Original



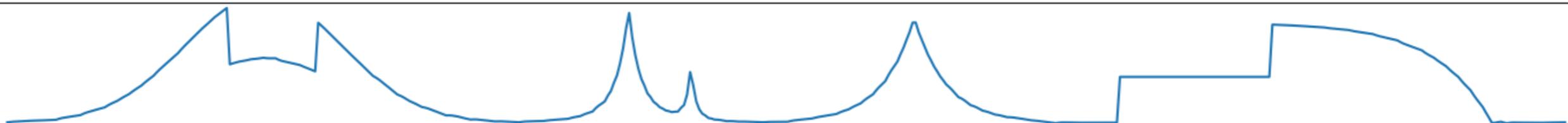
Signal avec D4 au complet  
Erreur relarive = 0.00014547174361205677



Approximation linéaire avec 128 coefficients de D4  
Erreur relarive = 0.06624713140327726



Approximation non-linéaire avec 128 coefficients de D4  
Erreur relarive = 0.00652195515483262

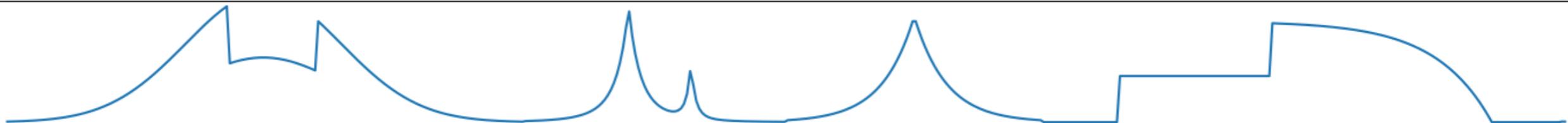


Erreurs de toutes les transformées linéaires  $\sim 0.07$

En 1D

Ondelettes D4

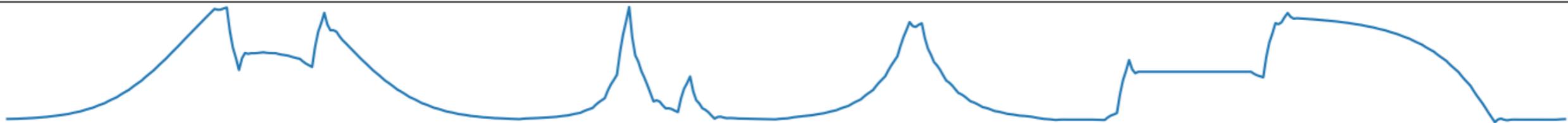
Signal Original



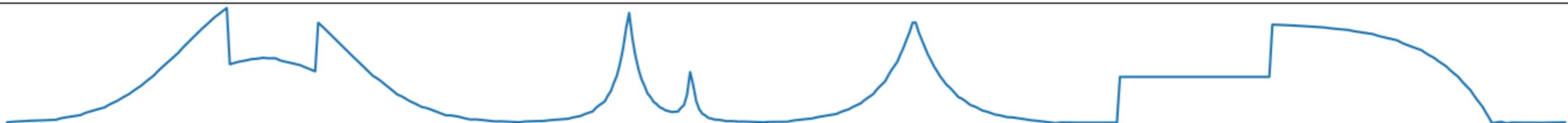
Signal avec D4 au complet  
Erreur relarive = 0.00014547174361205677



Approximation linéaire avec 128 coefficients de D4  
Erreur relarive = 0.06624713140327726



Approximation non-linéaire avec 128 coefficients de D4  
Erreur relarive = 0.00652195515483262



Erreurs de toutes les transformées linéaires  $\sim 0.07$

Erreurs non-linéaires:

FFT  $\sim =$  DCT  $>$  DCT locale  $\sim =$  Haar  $>$  D4

# Quelles approximations meilleures?

(demo12 en 1D ou TP4 en 2D)

- ➊ Ça dépend du signal et de l'image!
- ➋ Mais, règle générale ...

# Quelles approximations meilleures?

(demo12 en 1D ou TP4 en 2D)

# Quelles approximations meilleures?

(demo12 en 1D ou TP4 en 2D)

- ➊ Fourier vs DCT vs  
DCT locale vs ondelettes linéaires?

# Quelles approximations meilleures?

(demo12 en 1D ou TP4 en 2D)

- ➊ Fourier vs DCT vs  
DCT locale vs ondelettes linéaires?

Équivalentes

=

# Quelles approximations meilleures?

(demo12 en 1D ou TP4 en 2D)

- ➊ Fourier vs DCT vs  
DCT locale vs ondelettes linéaires?
- ➋ Fourier vs DCT non-linéaires?

Équivalentes

=

# Quelles approximations meilleures?

(demo12 en 1D ou TP4 en 2D)

- ➊ Fourier vs DCT vs  
DCT locale vs ondelettes linéaires?      =
- ➋ Fourier vs DCT non-linéaires?      =

Équivalentes

# Quelles approximations meilleures?

(demo12 en 1D ou TP4 en 2D)

- ➊ Fourier vs DCT vs  
DCT locale vs ondelettes linéaires?      =
- ➋ Fourier vs DCT non-linéaires?      =
- ➌ Fourier/DCT vs DCT locale non-linéaires?

Équivalentes

=

# Quelles approximations meilleures?

(demo12 en 1D ou TP4 en 2D)

- ➊ Fourier vs DCT vs  
DCT locale vs ondelettes linéaires?
- ➋ Fourier vs DCT non-linéaires? =
- ➌ Fourier/DCT vs DCT locale non-linéaires?

Équivalentes  
=

DCT locale

# Quelles approximations meilleures?

(demo12 en 1D ou TP4 en 2D)

- ☛ Fourier vs DCT vs  
DCT locale vs ondelettes linéaires?
- ☛ Fourier vs DCT non-linéaires? =
- ☛ Fourier/DCT vs DCT locale non-linéaires?
- ☛ Fourier/DCT vs FWT non-linéaires?

Équivalentes  
=

DCT locale

# Quelles approximations meilleures?

(demo12 en 1D ou TP4 en 2D)

- ☛ Fourier vs DCT vs  
DCT locale vs ondelettes linéaires?
- ☛ Fourier vs DCT non-linéaires?      =
- ☛ Fourier/DCT vs DCT locale non-linéaires?
- ☛ Fourier/DCT vs FWT non-linéaires?

Équivalentes  
=

DCT locale

FWT

# Quelles approximations meilleures?

(demo12 en 1D ou TP4 en 2D)

- ➊ Fourier vs DCT vs  
DCT locale vs ondelettes linéaires?
- ➋ Fourier vs DCT non-linéaires? =
- ➌ Fourier/DCT vs DCT locale non-linéaires?
- ➍ Fourier/DCT vs FWT non-linéaires?
- ➎ DCT locale vs FWT Haar non-linéaires?

Équivalentes  
=

DCT locale

FWT

# Quelles approximations meilleures?

(demo12 en 1D ou TP4 en 2D)

- ➊ Fourier vs DCT vs  
DCT locale vs ondelettes linéaires?
- ➋ Fourier vs DCT non-linéaires? =
- ➌ Fourier/DCT vs DCT locale non-linéaires?
- ➍ Fourier/DCT vs FWT non-linéaires?
- ➎ DCT locale vs FWT Haar non-linéaires?

Équivalentes  
=

DCT locale

FWT

DCT locale

# Quelles approximations meilleures?

(demo12 en 1D ou TP4 en 2D)

- ➊ Fourier vs DCT vs  
DCT locale vs ondelettes linéaires?
- ➋ Fourier vs DCT non-linéaires? =
- ➌ Fourier/DCT vs DCT locale non-linéaires?
- ➍ Fourier/DCT vs FWT non-linéaires?
- ➎ DCT locale vs FWT Haar non-linéaires?
- ➏ DCT locale vs FWT Daubechies non-linéaires?

Équivalentes  
=

DCT locale

FWT

DCT locale

# Quelles approximations meilleures?

(demo12 en 1D ou TP4 en 2D)

- ➊ Fourier vs DCT vs  
DCT locale vs ondelettes linéaires? Équivalentes
- ➋ Fourier vs DCT non-linéaires? =
- ➌ Fourier/DCT vs DCT locale non-linéaires? DCT locale
- ➍ Fourier/DCT vs FWT non-linéaires? FWT
- ➎ DCT locale vs FWT Haar non-linéaires? DCT locale
- ➏ DCT locale vs FWT Daubechies non-linéaires? FWT

# En 2D, exactement comme en 1D?

- ⦿ Non!
- ⦿ Les images ont de la textures, des formes, du contenu plus géométrique qu'en 1D
- ⦿ Ça dépend encore plus de l'image!

# Non-linéaire FFT

$m/n^2 = 0.0039$ , SNR=16.3dB



$m/n^2 = 0.016$ , SNR=19.5dB



$m/n^2 = 0.098$ , SNR=25.6dB



# Non-linéaire DCT

$m/n^2 = 0.0039$ , SNR=17.1dB



$m/n^2 = 0.016$ , SNR=20.5dB



$m/n^2 = 0.098$ , SNR=27dB



# Non-linéaire FWT Haar

$m/n^2 = 0.0039$ , SNR=16.4dB



$m/n^2 = 0.016$ , SNR=20.3dB

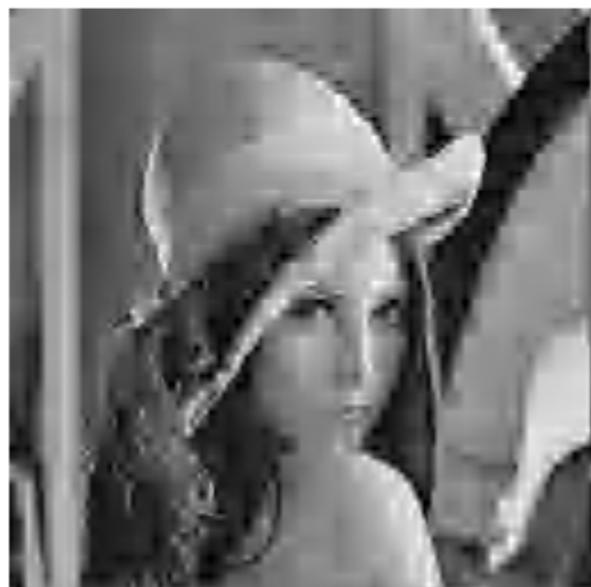


$m/n^2 = 0.098$ , SNR=27.9dB



# Non-linéaire FWT D4

$m/n^2 = 0.0039$ , SNR=17.2dB



$m/n^2 = 0.016$ , SNR=21.6dB



$m/n^2 = 0.098$ , SNR=29.7dB



# Non-linéaire DCT locale

$m/n^2=0.0039$ , SNR=14.2dB



$m/n^2=0.016$ , SNR=21.9dB



$m/n^2=0.098$ , SNR=30.5dB



# Non-linéaire FWT Bi-Orthogonal 7-9

$m/n^2 = 0.0039$ , SNR=18.2dB



$m/n^2 = 0.016$ , SNR=23dB

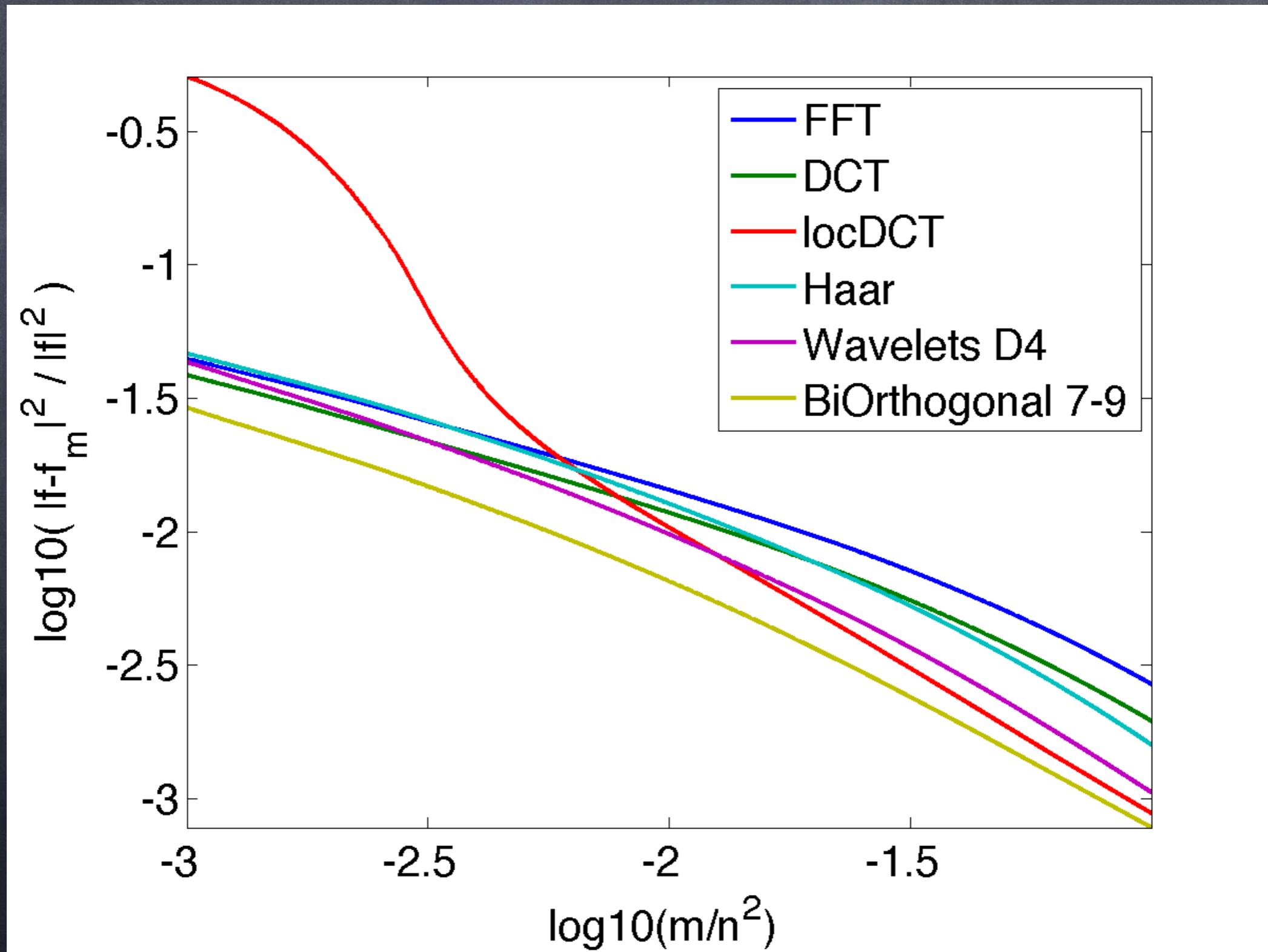


$m/n^2 = 0.098$ , SNR=30.9dB



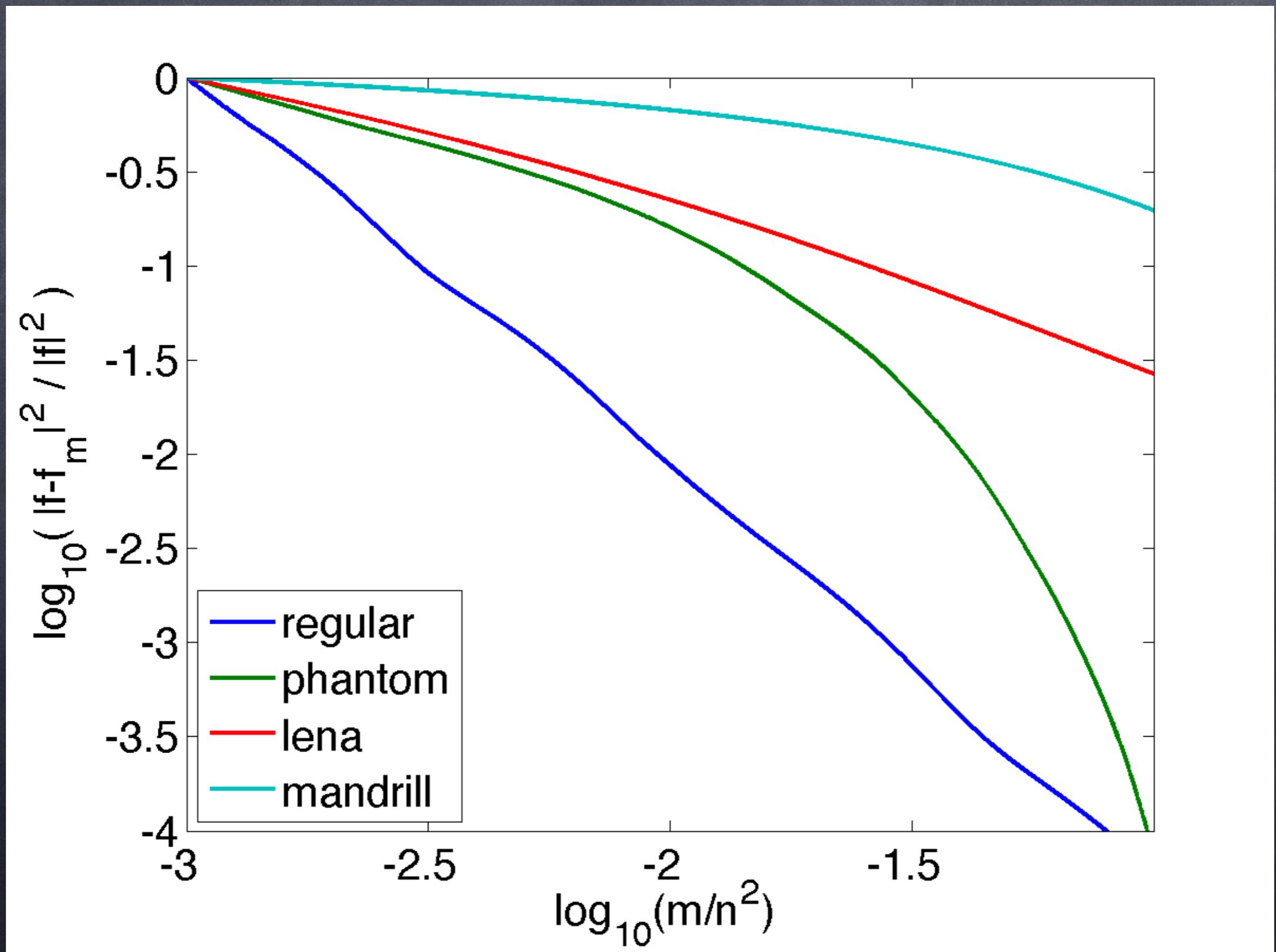
# Compression 2D

(plus la courbe est basse, le mieux ça compresse)



# Compression 2D

(plus la courbe est basse, le mieux ça compresse)



# Histoire des ondelettes et de la multirésolution

☞ Physique 1971 : décompositions atomiques.  
Kenneth Wilson

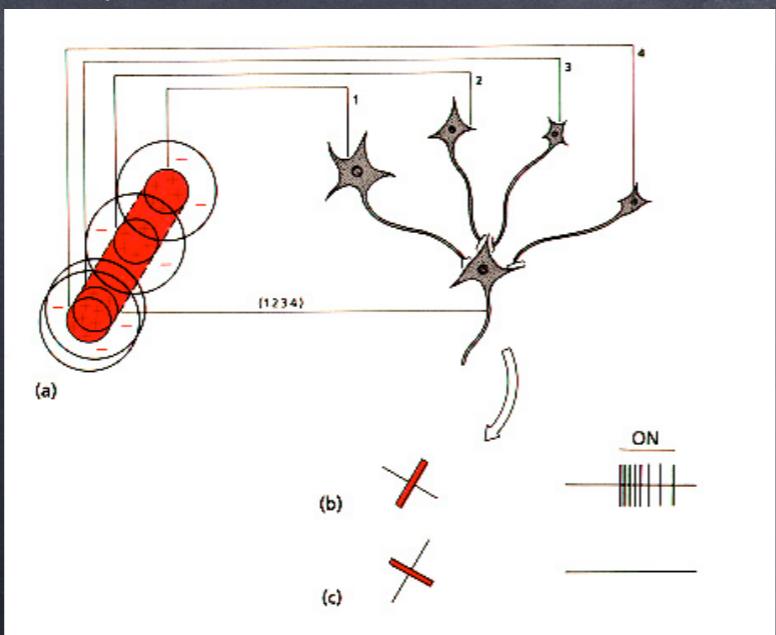
# Histoire des ondelettes et de la multirésolution

- ⦿ Physique 1971 : décompositions atomiques.  
Kenneth Wilson
- ⦿ Physiologie (système visuel) :  
fonctions autosimilaires de Gabor  
(inspiré des travaux de Hubel & Wiesel)

# Histoire des ondelettes et de la multirésolution

- Physique 1971 : décompositions atomiques.  
Kenneth Wilson
- Physiologie (système visuel) :  
fonctions autosimilaires de Gabor  
(inspiré des travaux de Hubel & Wiesel)

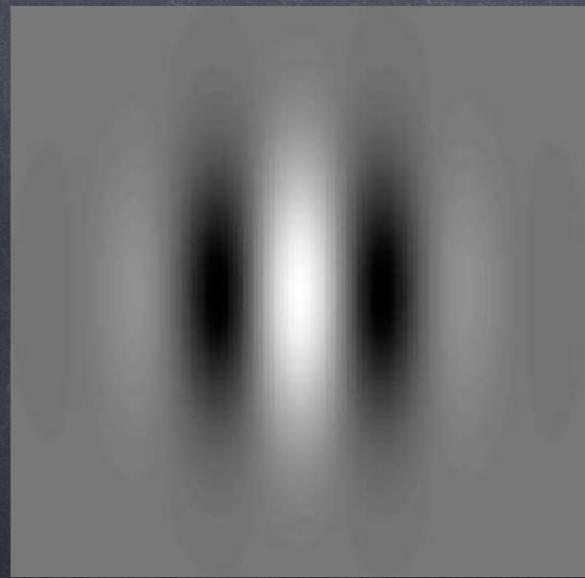
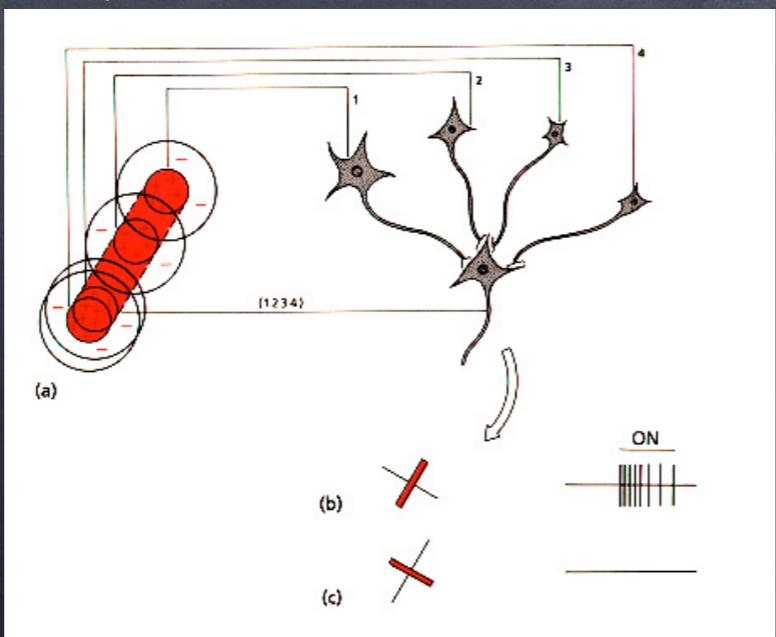
Cellules simples



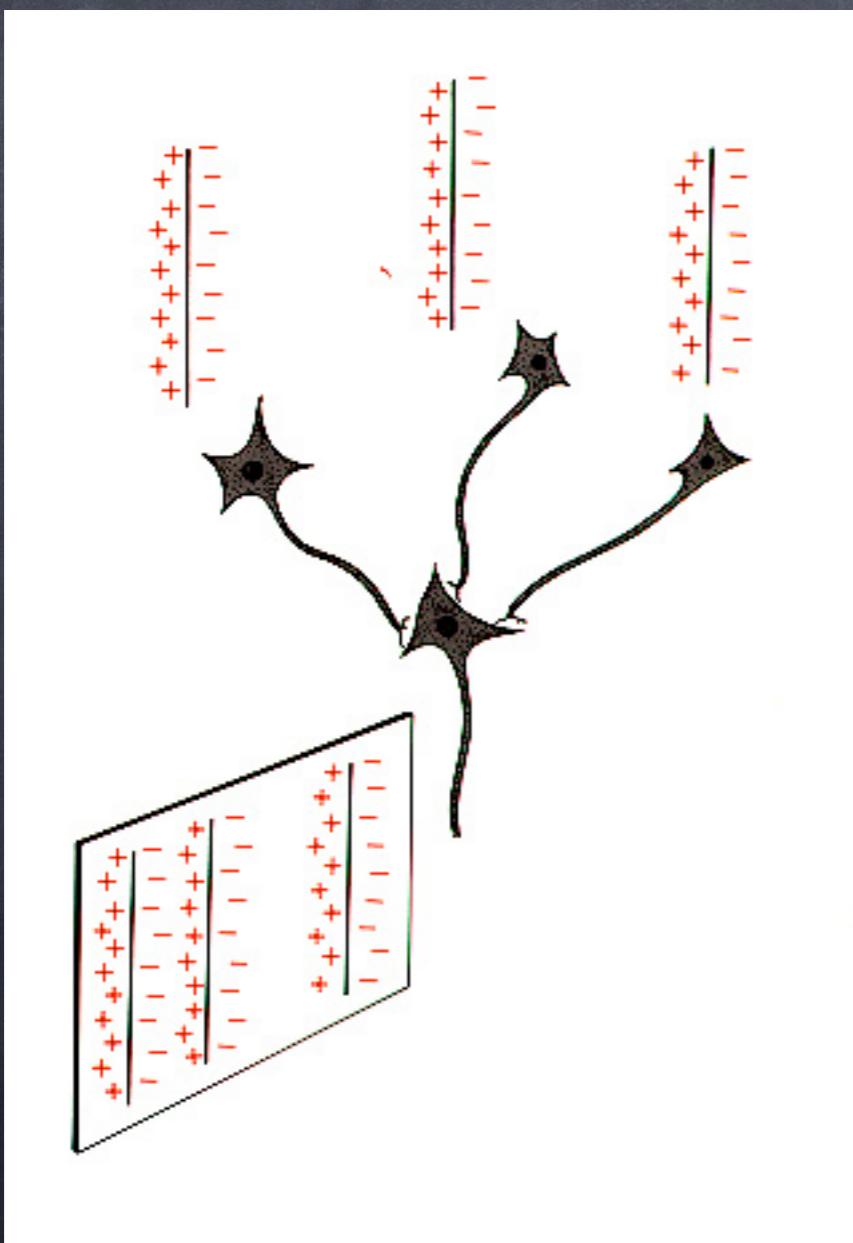
# Histoire des ondelettes et de la multirésolution

- ⦿ Physique 1971 : décompositions atomiques.  
Kenneth Wilson
- ⦿ Physiologie (système visuel) :  
fonctions autosimilaires de Gabor  
(inspiré des travaux de Hubel & Wiesel)

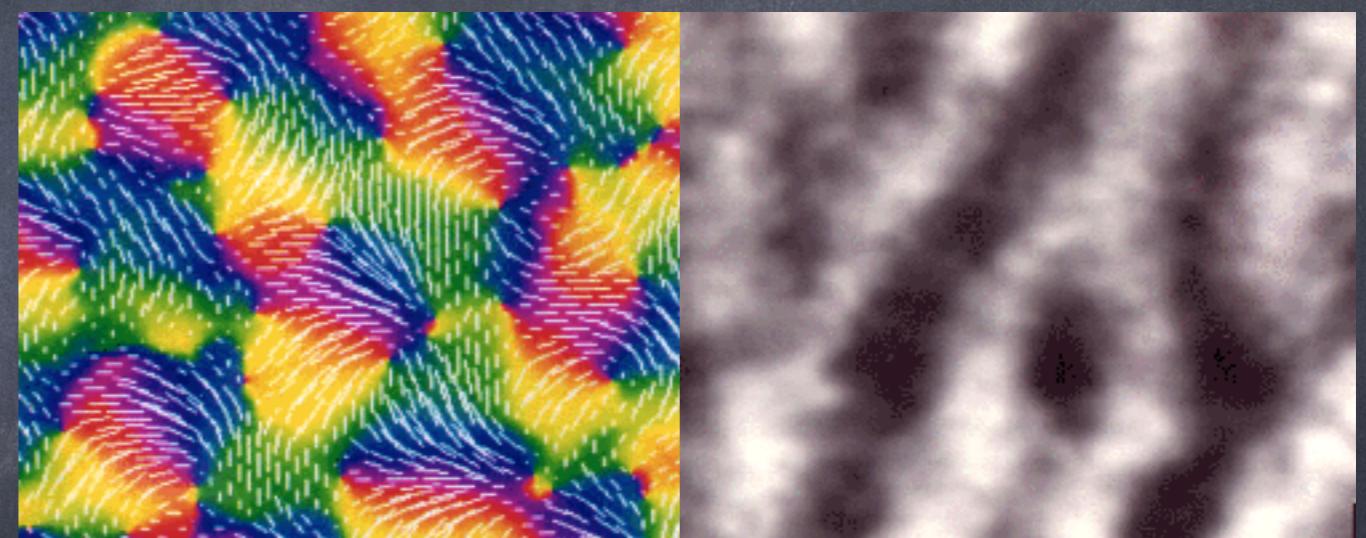
Cellules simples



# Hubel & Wiesel



Cellules complexes



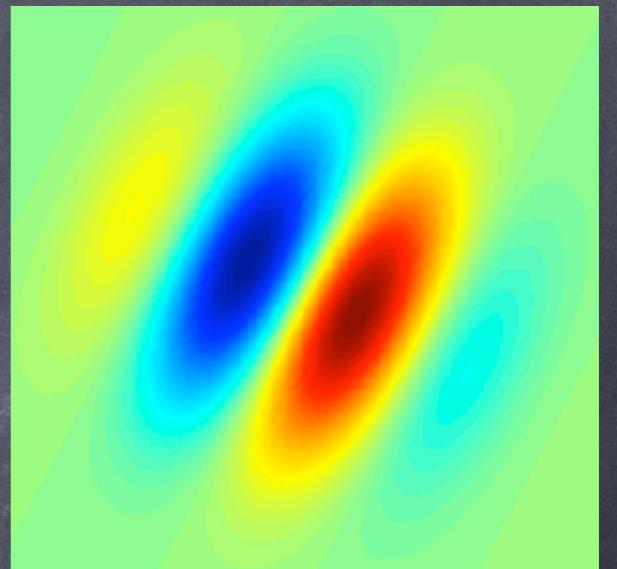
Organisation orientationnelles  
du système visuel

# Histoire des ondelettes et de la multirésolution

- ⦿ Physique 1971 : décompositions atomiques.

Kenneth Wilson

- ⦿ Physiologie (système visuel) : fonctions autosimilaires de Gabor

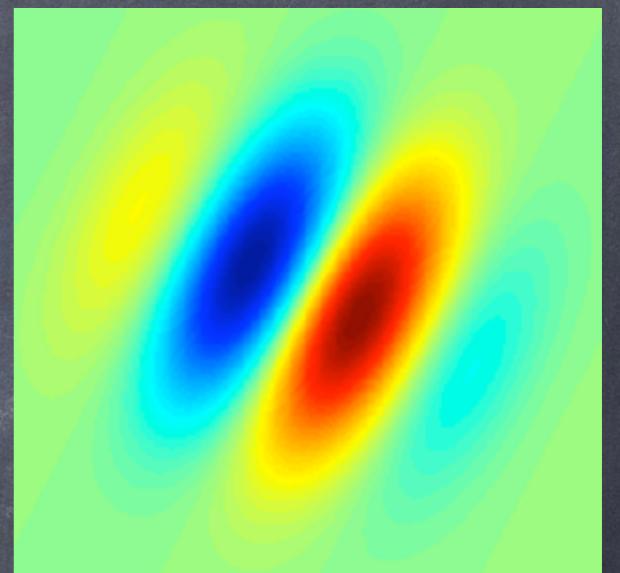


# Histoire des ondelettes et de la multirésolution

- ⦿ Physique 1971 : décompositions atomiques.

Kenneth Wilson

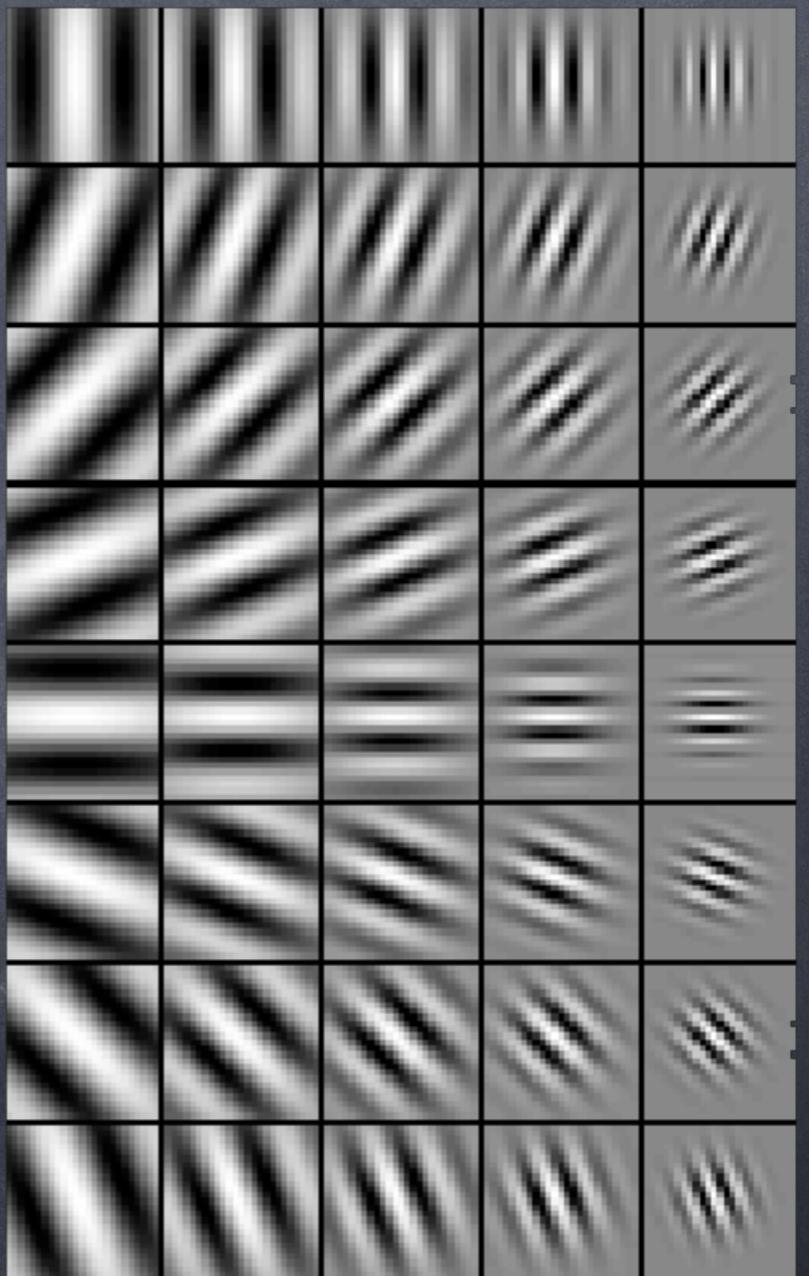
- ⦿ Physiologie (système visuel) : fonctions autosimilaires de Gabor



- ⦿ Géophysique : chercher du pétrole sous la terre avec des ondelettes (Jean Morlet)  
1975. Fenêtre glissante de Gabor.

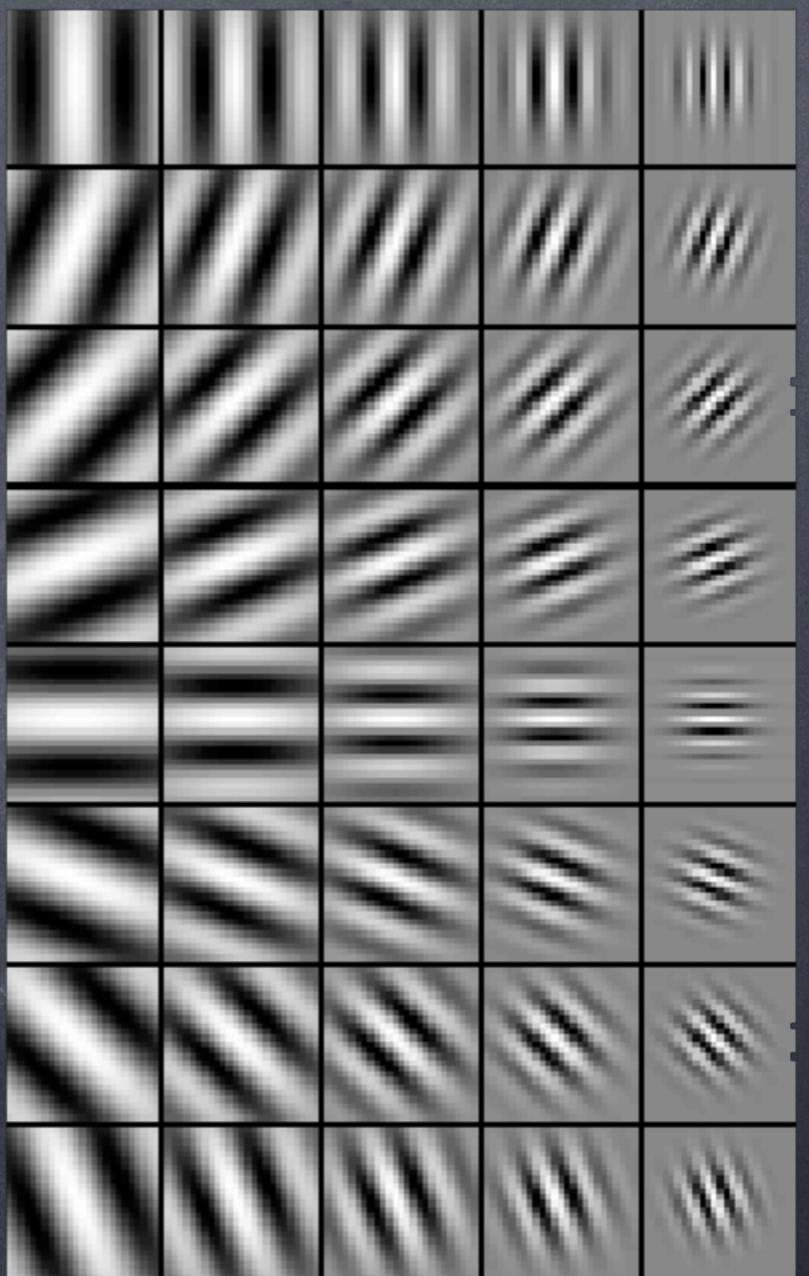
# Ondelettes de Morlet

- ☛ Laisser le nombre d'oscillations constant



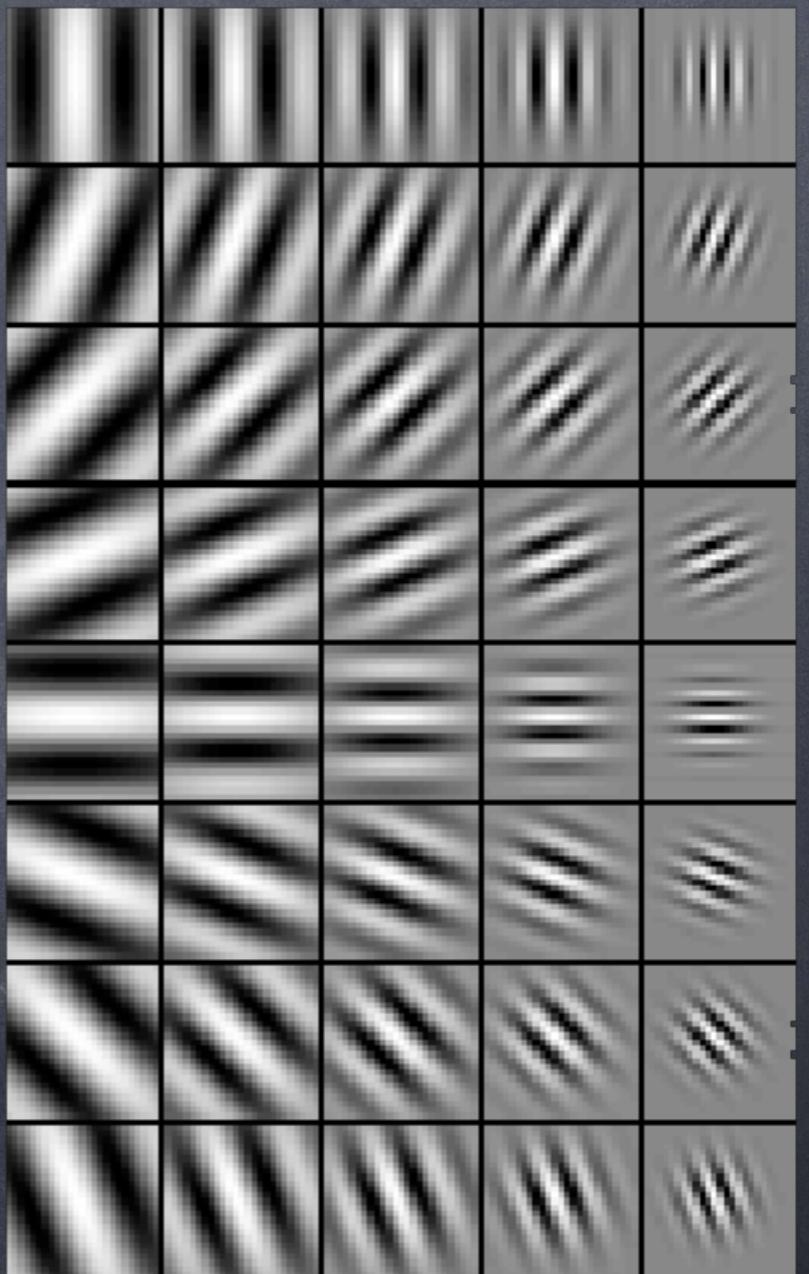
# Ondelettes de Morlet

- ☛ Laisser le nombre d'oscillations constant
- ☛ Changer la taille des fenêtres (étirer et comprimer comme un accordéon)



# Ondelettes de Morlet

- ☛ Laisser le nombre d'oscillations constant
- ☛ Changer la taille des fenêtres (étirer et comprimer comme un accordéon)
- ☛ Nom: ondelettes de Gabor ou ondelettes de forme constante



# Les ondelettes – une drôle de famille

- ➊ Mère : fonction d'échelle

# Les ondelettes – une drôle de famille

- ⦿ Mère : fonction d'échelle
- ⦿ Enfants : bébés ondelettes étirés ou comprimés d'un facteur 2 (clones de la mère)

# Les ondelettes – une drôle de famille

- ⦿ Mère : fonction d'échelle
- ⦿ Enfants : bébés ondelettes étirés ou comprimés d'un facteur 2 (clones de la mère)
- ⦿ Conclusion : Le père sert à rien dans la reproduction familiale!

# Les ondelettes – une drôle de famille

- ⦿ Mère : fonction d'échelle
- ⦿ Enfants : bébés ondelettes étirés ou comprimés d'un facteur 2 (clones de la mère)
- ⦿ Conclusion : Le père sert à rien dans la reproduction familiale!
- ⦿ Reproduction amibes:  
"Les amibes sont des protozoaires de l'environnement ; leur reproduction est asexuée par fission binaire."



# Ondelettes “sans ondelettes”

- ☛ En pratique, pas besoin de père ou de mère!

# Ondelettes “sans ondelettes”

- ⦿ En pratique, pas besoin de père ou de mère!
- ⦿ Besoin que du filtre passe-bas  $h$

# Ondelettes “sans ondelettes”

- ⦿ En pratique, pas besoin de père ou de mère!
- ⦿ Besoin que du filtre passe-bas  $h$
- ⦿ À chaque échelle,

# Ondelettes “sans ondelettes”

- ⦿ En pratique, pas besoin de père ou de mère!
- ⦿ Besoin que du filtre passe-bas  $h$
- ⦿ À chaque échelle,
  - ⦿ filtre passe-bas forme une représentation grossière du signal

# Ondelettes “sans ondelettes”

- ⦿ En pratique, pas besoin de père ou de mère!
- ⦿ Besoin que du filtre passe-bas  $h$
- ⦿ À chaque échelle,
  - ⦿ filtre passe-bas forme une représentation grossière du signal
  - ⦿ filtre passe-haut forme une représentation détaillée du signal

# Ondelettes

- ➊ La fonction d'échelle sert quand même à quelque chose

# Ondelettes

- ➊ La fonction d'échelle sert quand même à quelque chose
- ➋ Déterminez les propriétés de la transformation

# Ondelettes

- ➊ La fonction d'échelle sert quand même à quelque chose
- ➋ Déterminez les propriétés de la transformation
- ➌ Accélérez les calculs

# Ondelettes

- ⦿ La fonction d'échelle sert quand même à quelque chose
- ⦿ Déterminez les propriétés de la transformation
- ⦿ Accélérez les calculs
- ⦿ La transformée en ondelettes d'un signal de taille N demande le calcul de  $O(N)$  coefficients

## CORRIGÉ

# Fourier 1D en pratique (fft, ifft, fftshift)

## CORRIGÉ

# Fourier 1D en pratique

## (fft, ifft, fftshift)

# Fourier 2D (fft2, ifft2)

## CORRIGÉ

# Fourier 1D en pratique (fft, ifft, fftshift)

# Fourier 2D (fft2, ifft2)

# Convolution

## CORRIGÉ

# Fourier 1D en pratique (fft, ifft, fftshift)

# Fourier 2D (fft2, ifft2)

# Convolution

# Échantillonnage

# Fourier 1D en pratique (fft, ifft, fftshift)

## Fourier 2D (fft2, ifft2)

# Convolution

## Échantillonnage

# Fourier 1D en pratique (fft, ifft, fftshift)

# Fourier 2D (fft2, ifft2)

# Convolution

## Multi-résolution

# Échantillonnage

# Fourier 1D en pratique (fft, ifft, fftshift)

## Fourier 2D (fft2, ifft2)

# Convolution

## Multi-résolution

# Échantillonnage

# Fourier 1D en pratique

## (fft, ifft, fftshift)

# Fourier 2D (fft2, ifft2)

# Ondelettes

# Convolution

## Multi-résolution

# Échantillonnage

IGÉ

# Fourier 1D en pratique (fft, ifft, fftshift)

# Fourier 2D (fft2, ifft2)

# Ondelettes

# Convolution

## Multi-résolution

## Échantillonnage

# Vrai/Faux

Hi, Dr. Elizabeth?

Yeah, uh... I accidentally took  
the Fourier transform of my cat...

