

# Formation LIESSE

## Temps-échelle, ondelettes et auto-similarité

François Roueff

<http://www.tsi.enst.fr/~roueff>



29 octobre 2012

- ① Analyses temps–fréquence et temps–échelle
  - Rappels et notations
  - Analyse temps–fréquence
  - Analyse temps–échelle
- ② Bases d'ondelettes
  - Bases de Hilbert
  - Analyse multi–résolution (AMR)
  - Base d'ondelettes d'une AMR
  - Pour conclure sur les ondelettes
- ③ Du mouvement brownien au mouvement brownien fractionnaire
  - Processus gaussiens
  - Mouvement brownien
  - Mouvement brownien fractionnaire
- ④ Utilisation en analyse de données
  - Exemples de données
  - Analyse en ondelette
  - Application

# 1 Analyses temps–fréquence et temps–échelle

Rappels et notations

Analyse temps–fréquence

Analyse temps–échelle

## 2 Bases d'ondelettes

## 3 Du mouvement brownien au mouvement brownien fractionnaire

## 4 Utilisation en analyse de données

# ① Analyses temps–fréquence et temps–échelle

## Rappels et notations

Analyse temps–fréquence

Analyse temps–échelle

## ② Bases d'ondelettes

## ③ Du mouvement brownien au mouvement brownien fractionnaire

## ④ Utilisation en analyse de données

## Définition

On note  $L^2$  l'espace des fonctions  $f : \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{C}$  telles que

$$\|f\|_2^2 = \int |f(t)|^2 dt < \infty .$$

On précisera  $L^2(E)$  si l'intégrale est prise sur un sous-ensemble  $E$  au lieu de  $\mathbb{R}^p$  en entier ou  $L^2(\nu)$  si la mesure de Lebesgue  $dt$  est remplacée par  $\nu(dt)$ .

## Convention

On ne fait pas ici de distinction formelle entre la *fonction*  $f$  et la classe d'équivalence associée pour la relation d'égalité presque partout (ou  $\nu$ -presque partout).

## Espace $L^2$ : propriétés

### Espace normé complet

Comme tout espace  $L^p$ ,  $1 \leq p \leq \infty$ , muni de la norme

$$\|f\|_p = \left( \int |f(t)|^p dt \right)^{1/p},$$

$L^2$  est un espace normé complet.

Ainsi

$$\sum_{k=1}^{\infty} \|f_k\|_2 < \infty \Rightarrow \exists f \in L^2, \sum_{k=1}^n f_k \xrightarrow{L^2} f =: \sum_{k=1}^{\infty} f_k,$$

où  $\xrightarrow{L^p}$  dénote la convergence associée à la norme  $L^p$ .

## Espace $L^2$ : propriétés (suite)

### Structure hilbertienne

$L^2$  est un espace de Hilbert muni du produit scalaire :

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

$$\text{ou } \langle f, g \rangle_p = \int_{\mathbb{R}^p} f(t)g^*(t)dt$$

$$\text{ou } \langle f, g \rangle_\nu = \int f(t)g^*(t)\nu(dt) .$$

### Espace séparable

Il existe une famille dénombrable  $(g_k)$  telle que  $L^2 = \overline{\text{Vect}(g_k)}$  : on dit que c'est un espace de Hilbert **séparable**.

# Structure hilbertienne

## Projection orthogonale

Pour tout convexe fermé  $E \subset L^2$  et tout  $f \in L^2$ , il existe un unique  $g \in E$  tel que

$$\|f - g\|_2 = \inf_{h \in E} \|f - h\|_2 .$$

## Base orthonormée

On peut décomposer  $f$  sous la forme

$$f = \sum_k \langle f, e_k \rangle e_k ,$$

où  $(e_k)$  est une base orthonormée (au sens hilbertien) de  $L^2$ .

## Exemple de base orthonormée de $L^2$

On note

$$g_{k,l}(t) = e^{2i\pi kt} \mathbb{1}_{[l,l+1)}(t), \quad k, l \in \mathbb{Z}, \quad (1)$$

les fonctions exponentielles complexes de fréquence  $k$  localisée sur  $[l, l + 1)$ .

On vérifie que  $(g_{k,l})$  est une famille orthonormée de  $L^2$ .

Comme  $\{g_{k,l}, k \in \mathbb{Z}\}$  est une base de  $L^2(l, l + 1)$  pour tout  $l$  et

$$\sum_{l=-n}^n f \mathbb{1}_{[l,l+1)} \xrightarrow{L^2} f,$$

on en déduit que  $\overline{\text{Vect}(g_{k,l}, k \in \mathbb{Z}, l \in \mathbb{Z})} = L^2$ .

## Transformée de Fourier de $L^2$

La transformée de Fourier sera normalisée de telle façon qu'elle opère de  $L^2(\mathbb{R}^p)$  dans lui-même de façon isométrique :

$$\widehat{f}(\omega) := \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int f(t) e^{-i\omega^T t} dt, \quad \omega \in \mathbb{R}^p. \quad (2)$$

### Précisions

L'intégrale (2) n'a de sens que si  $f \in L^1$ . Cette notation est cependant généralement admise pour  $f \in L^2$  mais l'on préférera écrire  $\widehat{f} = \mathcal{F}(f)$ . De même, on notera par  $\overline{\mathcal{F}}(f)$  la transformée de Fourier inverse, qui est l'isométrie sur  $L^2$  définie pour  $f \in L^1$  par

$$\check{f}(\omega) := \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int f(t) e^{i\omega^T t} dt, \quad \omega \in \mathbb{R}^p. \quad (3)$$

On a alors  $\mathcal{F} \circ \overline{\mathcal{F}} = \overline{\mathcal{F}} \circ \mathcal{F} = I$  sur  $L^2$ .

## Transformée de Fourier de $L^2$ (suite)

### Convention et notation “signal”

Pour un signal temporel  $x \in L^2(\mathbb{R})$ , il est plus courant de définir et de noter la transformée de Fourier de  $x$  par

$$X(f) = \int x(t) e^{-2i\pi ft} dt, \quad f \in \mathbb{R}$$

et la formule inverse

$$x(t) = \int X(f) e^{2i\pi ft} df, \quad t \in \mathbb{R}.$$

## Temps et fréquence moyenne

Soit  $x \in L^2(\mathbb{R})$ . On remarque que  $|x(t)|^2/\|x\|_2^2$  est positif pour tout  $t$  et intègre à un. Autrement dit, c'est une densité (au sens probabiliste) sur la droite réelle, c'est à dire le temps et l'on peut définir le **temps de vie moyen** du signal  $x$  par :

$$\mathbf{t} = \int t \frac{|x(t)|^2}{\|x\|_2^2} dt.$$

De même,  $|X(f)|^2/\|X\|_2^2$  est une densité sur la fréquence et l'on peut définir la **fréquence moyenne** du signal  $x$  par :

$$\boldsymbol{\xi} = \int f \frac{|X(f)|^2}{\|X\|_2^2} df.$$

Autrement dit,  $\mathbf{t}$  et  $\boldsymbol{\xi}$  sont le temps et la fréquence autour duquel se répartit l'énergie du signal  $x$ .

### Remarque

Par isométrie, les normalisations  $\|x\|_2$  et  $\|X\|_2$  sont identiques.

## Boîte temps-fréquence

Une autre information intéressante consiste à évaluer la **dispersion** de cette énergie autour du temps  $\mathbf{t}$  et de la fréquence  $\boldsymbol{\xi}$ .

- ① Variance temporelle :

$$\sigma_t^2 = \int (t - \mathbf{t})^2 \frac{|x(t)|^2}{\|x\|_2^2} dt,$$

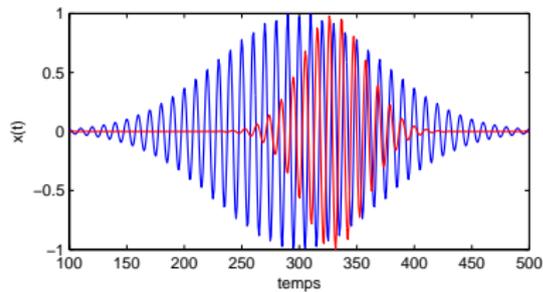
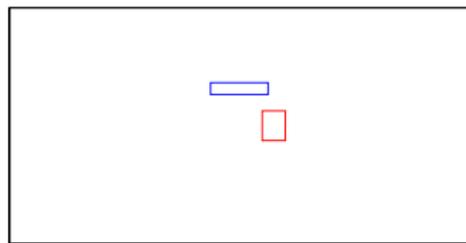
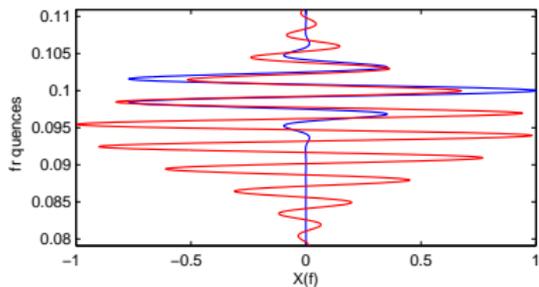
- ② Variance fréquentielle :

$$\sigma_\xi^2 = \int (f - \boldsymbol{\xi})^2 \frac{|X(f)|^2}{\|X\|_2^2} df.$$

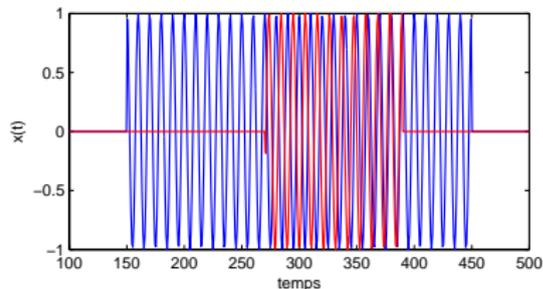
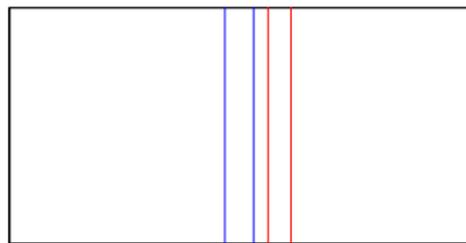
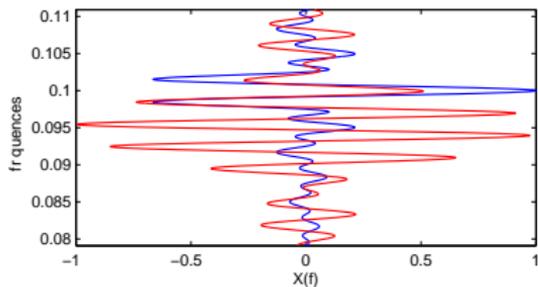
### Définition

On appelle **boîte temps-fréquence** du signal  $x$  le pavé du **plan temps-fréquence** centré en  $(\mathbf{t}, \boldsymbol{\xi})$ , de largeur  $\sigma_t$  et de hauteur  $\sigma_\xi$ .

# Boîte temps-fréquence d'une fenêtre gaussienne



# Boîte temps-fréquence d'une fenêtre rectangle



# Principe d'incertitude

## Théorème

On a l'inégalité suivante :

$$\sigma_t \sigma_\xi \geq \frac{1}{4\pi}. \quad (4)$$

De plus, on a égalité si et seulement si  $x(t + \mathbf{t})e^{-2i\pi\xi t}$  est une fonction gaussienne centrée, c'est-à-dire,

$$x(t) = \frac{\|x\|_2 e^{2i\pi\xi t}}{(2\pi\sigma_t^2)^{\frac{1}{4}}} e^{-(t-\mathbf{t})^2/4\sigma_t^2}.$$

## Principe d'incertitude (suite)

### Preuve

On suppose  $\sigma_t < \infty$  et  $\sigma_\xi < \infty$ ,  $\xi = t = 0$  et  $\|x\|_2 = 1$ . Dans ce cas, on peut montrer que  $\dot{x} \in L^2(\mathbb{R})$ ,  $\mathcal{F}[\dot{x}](f) = 2i\pi f X(f)$  et  $t|x(t)|^2$  tend vers 0 quand  $t$  tend vers  $\pm\infty$ . En utilisant l'inégalité de Schwartz et l'égalité de Parseval, on obtient

$$\left| \int t x(t) \dot{x}^*(t) dt \right| \leq 2\pi \sigma_t \sigma_\xi .$$

D'autre part  $t|x(t)|^2$  a pour dérivée

$$|x(t)|^2 + t x(t) \dot{x}^*(t) + t x^*(t) \dot{x}(t) .$$

D'où (4).

Pour avoir l'égalité, il faut  $t x(t)$  proportionnel à  $\dot{x}$ , ce qui n'arrive que pour les fonctions gaussienne.

# ① Analyses temps–fréquence et temps–échelle

Rappels et notations

**Analyse temps–fréquence**

Analyse temps–échelle

## ② Bases d'ondelettes

## ③ Du mouvement brownien au mouvement brownien fractionnaire

## ④ Utilisation en analyse de données

## Transformées par famille analysante

Soit  $(\theta_\gamma)_{\gamma \in \Gamma}$  une famille d'éléments normalisés ( $\|\theta_\gamma\|_2 = 1$ ) de  $L^2(\mathbb{R})$ , où  $\Gamma$  est un espace muni d'une mesure (positive)  $\mu$ . On munit  $L^2(\mu)$  du produit scalaire

$$\langle x, y \rangle_\mu = \int_\Gamma x(\gamma) y^*(\gamma) \mu(d\gamma).$$

$\Gamma$  peut être discret ou non (transformée continue).

On considère la transformée linéaire  $T : L^2(\mathbb{R}) \rightarrow L^2(\mu)$  qui à  $x$  associe les produits scalaires  $\langle x, \theta_\gamma \rangle$  :

$$\forall \gamma \in \Gamma, \quad [Tx](\gamma) = \langle x, \theta_\gamma \rangle .$$

### Remarque

Contrairement à l'analyse de Fourier, on a  $\theta_\gamma \in L^2$  et donc  $[Tx](\gamma)$  est défini pour tout  $\gamma$ .

# Transformées par famille analysante (suite)

## Questions importantes

- 1 A-t-on continuité de l'opérateur  $T$  ?
- 2 A-t-on injectivité ? Si oui, la formule de reconstruction

$$x(t) = \langle Tx, \theta_{\cdot}^*(t) \rangle_{\mu}$$

est-elle valable ?

- 3 A-t-on isométrie de  $T$  ? Si c'est le cas, la continuité et l'injectivité de  $T$  en découlent.
- 4 Comment interpréter  $Tx$  dans le plan temps-fréquence ?
- 5 A-t-on  $T(L^2(\mathbb{R})) = L^2(\mu)$  ?

## Description du plan temps–fréquence

On pose  $\Gamma = \mathbb{R} \times \mathbb{R}$ . Soit  $g \in L^2$ ,  $\|g\|_2 = 1$  et

$$\forall \gamma = (t_0, f_0) \in \Gamma, \forall t \in \mathbb{R}, \theta_\gamma(t) = g(t - t_0) e^{2i\pi f_0 t}.$$

La fonction  $g$  s'appelle fenêtre ou enveloppe et possède en général des propriétés particulières. On la prend généralement symétrique et réelle et bien localisée en temps et en fréquence, elle vérifie donc

$$\sigma_t, \sigma_\xi < \infty, \quad \mathbf{t} = \boldsymbol{\xi} = \mathbf{0}.$$

Il s'en suit que pour  $\gamma = (t_0, f_0)$ ,  $\theta_\gamma$  vérifie

$$\sigma_t, \sigma_\xi < \infty \text{ indép. de } \gamma, \quad \mathbf{t} = t_0, \boldsymbol{\xi} = f_0.$$

Autrement dit, la boîte temps–fréquence est translatée autour du point  $(t_0, f_0)$ .

## Formule d'analyse

La transformée  $T$  pour cette famille de fonctions analysantes s'appelle une **transformée de Fourier à fenêtre** (T.F.F.). Elle est définie par :

$$Tx(t_0, f_0) = \int x(t)g^*(t - t_0) e^{-2i\pi f_0 t} dt. \quad (5)$$

Le module de la T.F.F.  $|Tx(t_0, f_0)|$  est appelée le **spectrogramme** du signal  $x$ .

### Théorème

La T.F.F. est une **isométrie** de  $L^2(\mathbb{R})$  dans  $L^2(\mathbb{R} \times \mathbb{R})$  :

$$\forall x, y \in L^2(\mathbb{R}), \quad \langle x, y \rangle_1 = \langle Tx, Ty \rangle_2 .$$

## Formule d'analyse (isométrie)

### Preuve

Comme  $[(t, t_0) \mapsto x(t)g^*(t - t_0)] \in L^2(\mathbb{R}^2)$ , on a pour presque tout  $t_0$ ,  $[t \mapsto x(t)g^*(t - t_0)] \in L^2$  et donc

$$f_0 \mapsto \langle x, \theta_{t_0, f_0} \rangle = \int x(t)g^*(t - t_0)e^{-2i\pi f_0 t} dt$$

est égal à  $\mathcal{F}[t \mapsto x(t)g^*(t - t_0)]$ . L'égalité de Parseval donne alors

$$\int |\langle x, \theta_{t_0, f_0} \rangle|^2 df_0 = \int |x(t)g^*(t - t_0)|^2 dt.$$

Et, par conséquent, en utilisant Fubini et  $\|g\|_2 = 1$ ,

$$\int |\langle x, \theta_{t_0, f_0} \rangle|^2 dt_0 df_0 = \|x\|_2^2.$$

## Formule de reconstruction

Il suit de l'isométrie que la T.F.F. est un opérateur linéaire injectif continu. On considère la **formule de reconstruction** suivante :

$$\begin{aligned}x(t) &= \langle Tx, \theta_{\cdot}^*(t) \rangle_{\mu} \\ &= \int Tx(t_0, f_0) g(t - t_0) e^{2i\pi f_0 t} dt_0 df_0 .\end{aligned}\quad (6)$$

La première formule est incorrecte car  $[\gamma \mapsto \theta_{\gamma}^*(t)] \notin L^2(\mu)$  ! La seconde formule s'applique si on impose des conditions sur  $x$  (cf. Fourier) comme dans l'énoncé suivant.

### Reconstruction en tout point

Supposons que  $g, X \in L^1$ . Alors la formule de reconstruction (6) est valable pour tout  $t \in \mathbb{R}$ .

## Formule de reconstruction (suite)

Preuve de la reconstruction en tout point

Par Parseval, on a pour tout  $(t_0, f_0)$ ,

$$Tx(t_0, f_0) = \int X(f)G^*(f - f_0)e^{2i\pi ft_0} df ,$$

Comme  $\|Tx\|_2^2 = \|x\|_2^2 < \infty$ , par Fubini,  $t_0 \mapsto Tx(t_0, f_0)$  est une fonction de  $L^2$  pour presque tout  $f_0 \in \mathbb{R}$ , auquel cas on a  $\mathcal{F}[t_0 \mapsto Tx(t_0, f_0)] = [f \mapsto X(f + f_0)G^*(f)]$  et, par Plancherel,

$$\int Tx(t_0, f_0) g(t - t_0) dt_0 = \int X(f + f_0) |G(f)|^2 e^{2i\pi ft} df.$$

Par Fubini, pour  $X \in L^1$ , il en résulte

$$\int \left( \int X(f + f_0)e^{2i\pi(f+f_0)t} df_0 \right) |G(f)|^2 df = x(t) .$$

## Surjectivité

$T$  n'est pas une bijection isométrique entre  $L^2(\mathbb{R})$  et  $L^2(\mathbb{R}^2)$ .  
En effet, par Cauchy-Schwarz, comme  $\|g\|_2 = 1$ ,

$$\|Tx\|_\infty \leq \|x\|_2 < \infty .$$

On dit qu'il y a **redondance** de la représentation temps-fréquence continue.

### Noyau auto-reproduisant

Soit  $\gamma = (t_0, f_0)$  et  $\gamma' = (u, \xi)$ . On définit

$$\begin{aligned} K(\gamma, \gamma') &= \langle \theta_{\gamma'}, \theta_\gamma \rangle \\ &= \int g(t-u)g^*(t-t_0) e^{2i\pi t(\xi-f_0)} dt . \end{aligned}$$

## Surjectivité (suite)

D'après la formule de reconstruction (on omet les problèmes d'intégrabilité),

$$\begin{aligned}Tx(t_0, f_0) &= \langle \langle Tx, \theta_{\cdot}^*(\cdot) \rangle_{\mu}, \theta_{t_0, f_0} \rangle \\ &= \int \left( \int Tx(u, \xi) g(t - u) e^{2i\pi\xi t} \, dud\xi \right) g^*(t - t_0) e^{-2i\pi f_0 t} \, dt \\ &= \int Tx(u, \xi) K(t_0, f_0, u, \xi) \, dud\xi .\end{aligned}$$

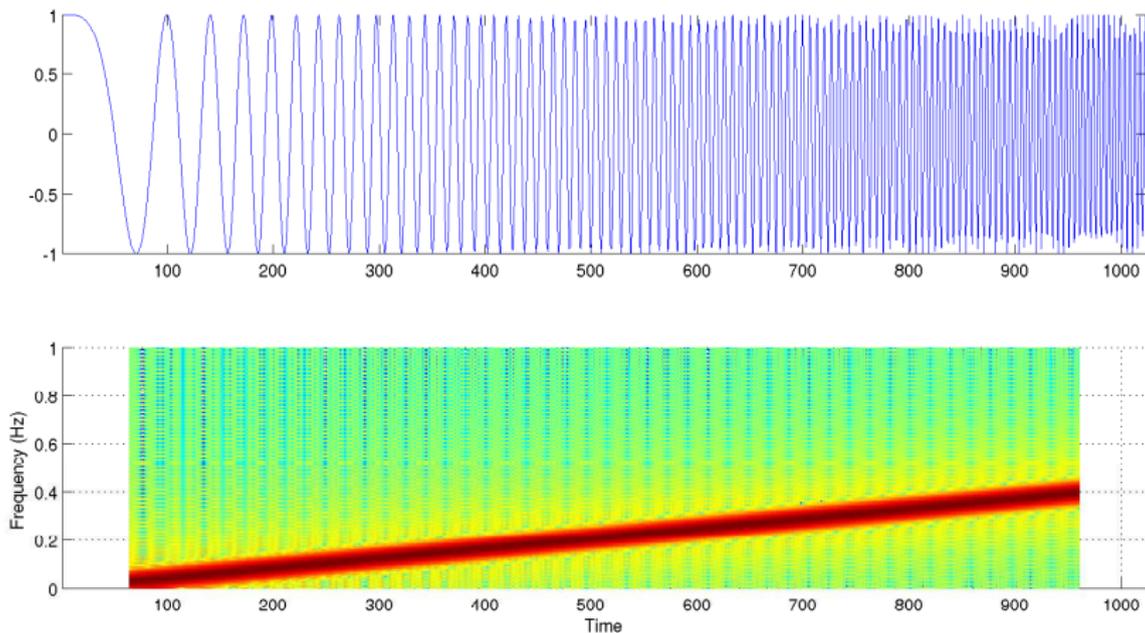
En fait cette relation caractérise  $T(L^2)$  :

Caractérisation de  $T(L^2)$

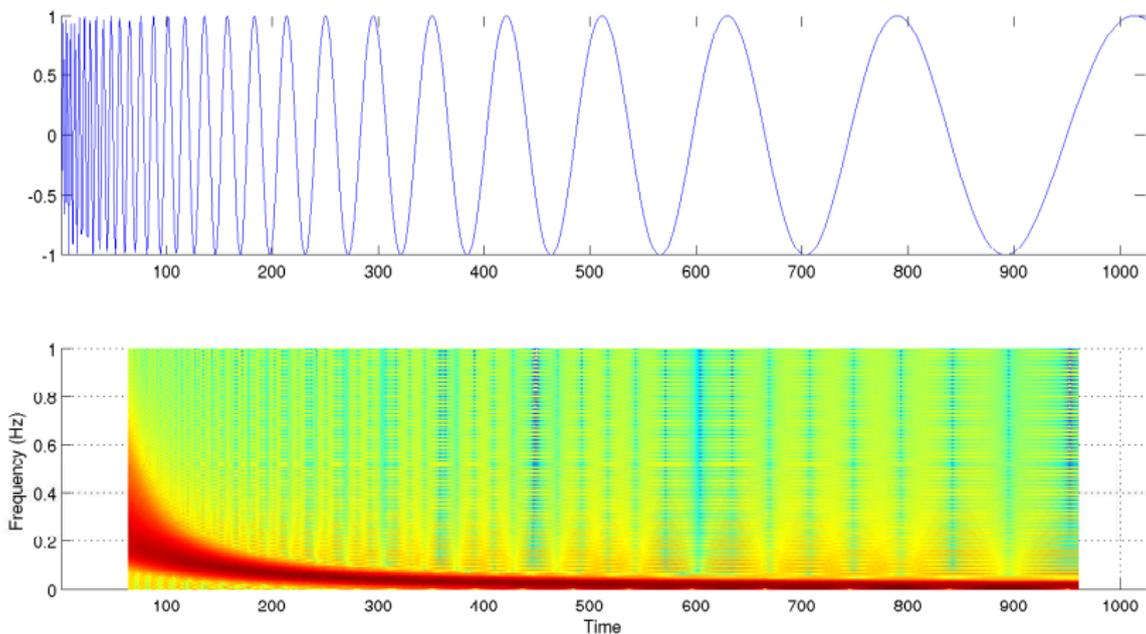
$A \in T(L^2)$  ssi

$$A(t_0, f_0) = \int A(u, \xi) K(t_0, f_0, u, \xi) \, dud\xi .$$

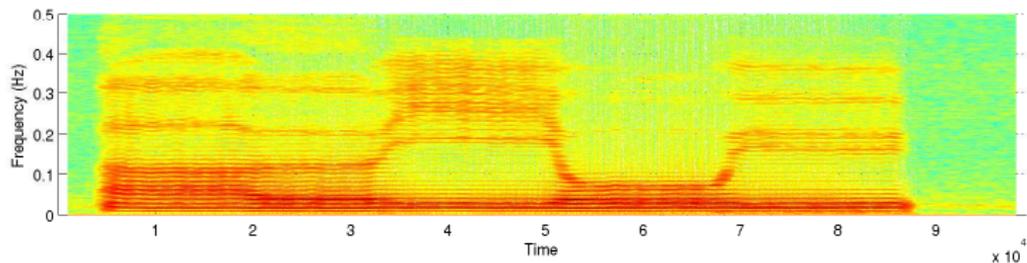
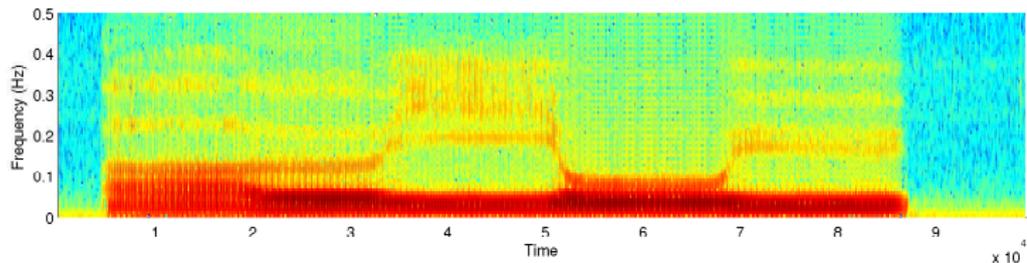
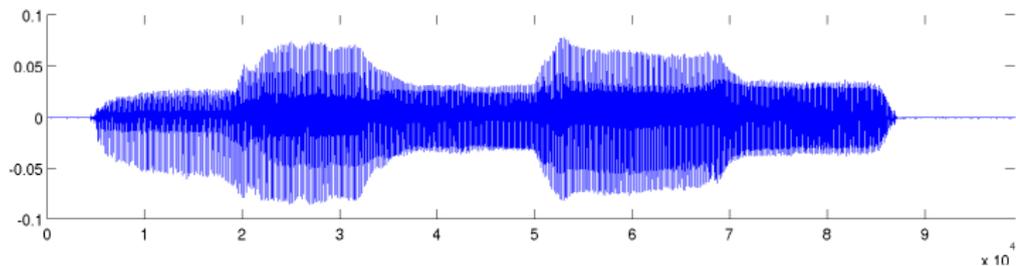
## Exemple : T.F.F. d'une fréquence évoluant linéairement



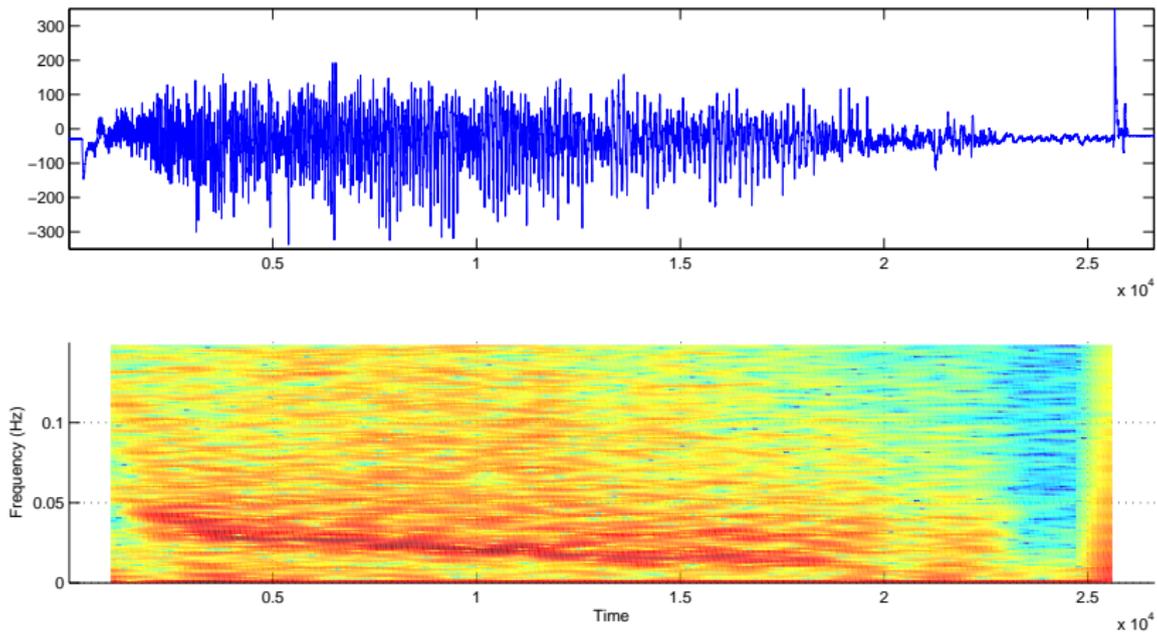
# Exemple : T.F.F. d'une fréquence évoluant hyperboliquement



## Exemple : T.F.F. de "aeiou"



# Exemple : T.F.F. d'un eeg lors d'une crise d'épilepsie



## Compléments

- ① Pour  $\Gamma_0 = \mathbb{Z}^2 \subset \Gamma$  et  $g$  bien choisie, la T.F.F. réduite à  $\gamma \in \Gamma_0$  fournit une **base orthonormée** de  $L^2$  (cf. (1)).
- ② Mais le théorème de Balian-Low montre qu'une telle fonction ne peut être bien localisée en temps et en fréquence :  
 $\sigma_t$  ou  $\sigma_\xi = \infty$ .
- ③ Des bases bien localisée **en temps et en fréquence** proche d'une T.F.F. discrète (contraintes de symétrie et recouvrements), par exemple la **base de cosinus locaux** utilisée en codage de la parole.
- ④ La T.F.F. s'adapte facilement au **temps discret** (FFT successives). Les bases de cosinus bien localisées ont aussi une version discrète : les bases d'**ondelettes de Malvar**.
- ⑤ La distribution de **Wigner-Ville**, lissé ou non, est une **représentation temps-fréquence** quadratique qui peut servir d'alternative au spectrogramme.

# ① Analyses temps–fréquence et temps–échelle

Rappels et notations

Analyse temps–fréquence

**Analyse temps–échelle**

## ② Bases d'ondelettes

## ③ Du mouvement brownien au mouvement brownien fractionnaire

## ④ Utilisation en analyse de données

## du temps–fréquence au temps–échelle

Pour l'analyse temps–échelle, on pose  $\Gamma = \mathbb{R}_+^* \times \mathbb{R}$ . Soit  $\psi \in L^2$ ,  $\|\psi\|_2 = 1$  et

$$\forall \gamma = (a, b) \in \Gamma, \forall t \in \mathbb{R}, \theta_\gamma(t) = \psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right).$$

La fonction  $\psi$  est prise réelle, s'appelle une ondelette et doit vérifier  $\psi \in L^1$  et

$$C_\psi := \int_{\mathbb{R}_+^*} \frac{|\Psi(f)|^2}{f} df < \infty, \quad (7)$$

ce qui entraîne

$$\int \psi(t) dt = 0.$$

On dit que  $\psi$  un moment nul.

## Description du plan temps-fréquence

On suppose  $\psi$  bien localisée en temps et en fréquence,

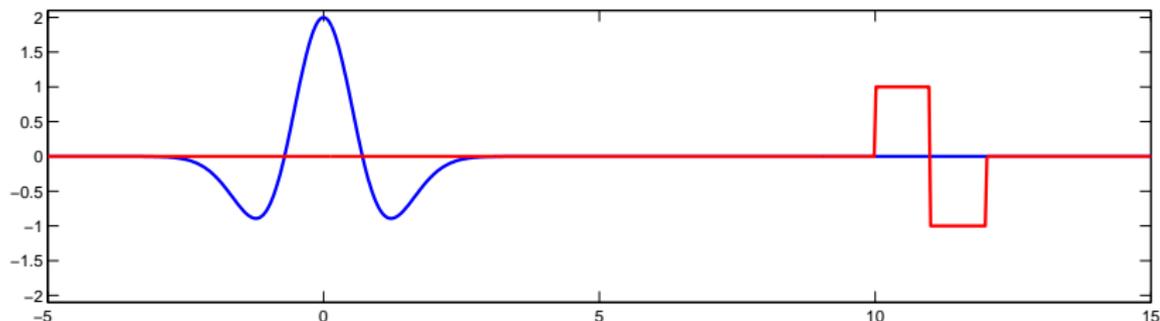
$$\sigma_t, \sigma_\xi < \infty .$$

Il s'en suit que pour  $\gamma = (a, b)$ ,  $\theta_\gamma$  vérifie

$$\begin{aligned} t_{(a,b)} &= b + at_{(1,0)}, \quad \xi_{(a,b)} = a^{-1}\xi_{(1,0)}, \\ \sigma_{t_{(a,b)}} &= a\sigma_{t_{(1,0)}} \quad \text{et} \quad \sigma_{\xi_{(a,b)}} = a^{-1}\sigma_{\xi_{(1,0)}} . \end{aligned}$$

Autrement dit, la boîte temps-fréquence en  $\gamma = (a, b)$  est translatée autour du point  $(b + at_{(1,0)}, a^{-1}\xi_{(1,0)})$  avec une largeur proportionnelle à  $a$  et une hauteur proportionnelle à  $a^{-1}$ .

## Exemples d'ondelettes



- 1  $\psi_n =$  dérivée  $n$ -ème d'une gaussienne pour tout  $n \geq 1$  ;  
alors (7) est vérifiée et  $\psi$  a  $n$  moments nuls :

$$\int \psi_n(t)p(t) dt = 0 \text{ pour tout polynôme } p \text{ de degré au plus } n - 1,$$

- 2 L'ondelette de Haar  $\psi_{\mathcal{H}}(t) = \mathbb{1}_{[0,1/2)} - \mathbb{1}_{(0,1/2]}$  a un support compact : elle est bien localisé en temps, mais n'est pas continue (mauvaise localisation en fréquence) et n'a qu'un moment nul.

# Formule d'analyse

## Définition

La transformation  $T$  définie avec  $(\theta_\gamma) = (\psi_{a,b})$  est appelée **Transformée en Ondelette Continue** (T.O.C.).

Elle est définie par :

$$Tx(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t) \psi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt. \quad (8)$$

Le module de la T.O.C. s'appelle le **scalogramme** de  $x$ .

## Théorème

La T.O.C. est une **isométrie** de  $L^2(\mathbb{R})$  dans  $L^2(\mu)$

$$\forall x, y \in L^2(\mathbb{R}), \quad \langle x, y \rangle_1 = \langle Tx, Ty \rangle_\mu,$$

avec  $\mu(da, db) = (C_\psi a^2)^{-1} da db$ .

## Formule d'analyse (isométrie)

### Preuve

La formule de Parseval implique

$$\forall a > 0, \forall b \in \mathbb{R}, Tx(a, b) = \sqrt{a} \int X(f) \Psi^*(af) e^{2i\pi bf} df. \quad (9)$$

Pour tout  $f \neq 0$ , on a  $\int_0^\infty |\Psi^*(af)|^2 a^{-1} da = C_\psi < \infty$ . Donc  $\int |X(f) \Psi^*(af)|^2 a^{-1} da df < \infty$  et, presque tout  $a > 0$ ,  $[f \mapsto X(f) \Psi^*(af)] \in L^2$ . Par Plancherel on obtient :

$$\int |Tx(a, b)|^2 db = a \int |X(f) \Psi^*(af)|^2 df.$$

Il s'en suit la relation d'isométrie :

$$\int_{\mathbb{R}_+^* \times \mathbb{R}} |Tx(a, b)|^2 \frac{da}{a^2} db = C_\psi \|x\|_2^2.$$

## Formule de reconstruction

Du fait de l'isométrie, la T.O.C. est un opérateur linéaire injectif continu. On peut montrer la [formule de reconstruction](#) suivante.

$$\begin{aligned} x(t) &= \langle Tx, \theta_{\cdot}^*(t) \rangle_{\mu} \\ &= \int_{\mathbb{R}_+^* \times \mathbb{R}} Tx(a, b) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \mu(da, db). \end{aligned} \quad (10)$$

Comme pour la T.F.F. la première formule est purement “formelle” et la seconde formule s'applique si on impose des conditions sur  $x$  comme dans l'énoncé suivant.

### Reconstruction en tout point

Supposons que  $X \in L^1$ . Alors la formule de reconstruction (10) est valable pour tout  $t \in \mathbb{R}$ .

## Formule de reconstruction (suite)

Preuve de la reconstruction en tout point

On a vu que  $[b \mapsto Tx(a, b)] \in L^2$  pour presque tout  $a$  et

$$\mathcal{F}[b \mapsto Tx(a, b)] = f \mapsto \sqrt{a}X(f)\Psi^*(af).$$

Donc, en appliquant Parseval,

$$\int_{\mathbb{R}} Tx(b, a) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) db = \int_{\mathbb{R}} aX(f)e^{2i\pi ft} |\Psi(af)|^2 df.$$

Comme  $X \in L^1$ , on obtient par Fubini :

$$\int_{\mathbb{R}_+ \times \mathbb{R}} Tx(b, a) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \frac{da}{a^2} db = C_\psi \int_{\mathbb{R}} X(f)e^{2i\pi ft} df = C_\psi x(t).$$

## Surjectivité

Comme pour la T.F.F., on a par Cauchy-Schwarz, comme  $\|\psi\|_2 = 1$ ,

$$\|Tx\|_\infty \leq \|x\|_2 < \infty .$$

et donc  $T$  n'est pas une bijection isométrique entre  $L^2(\mathbb{R})$  et  $L^2(\mu)$  : il y a **redondance** de la transformée en ondelette continue.

### Noyau auto-reproduisant

Soit  $\gamma = (a, b)$  et  $\gamma' = (\alpha, \beta)$ . On définit

$$\begin{aligned} K(\gamma, \gamma') &= \langle \theta_{\gamma'}, \theta_\gamma \rangle \\ &= a \int \psi\left(\frac{t - \beta}{\alpha}\right) \psi^*\left(\frac{t - b}{a}\right) dt . \end{aligned}$$

## Surjectivité (suite)

D'après la formule de reconstruction (on omet les problèmes d'intégrabilité),

$$\begin{aligned}Tx(a, b) &= \langle \langle Tx, \theta_{\cdot}^*(\cdot) \rangle_{\mu}, \theta_{a,b} \rangle \\ &= \int \left( \int Tx(\alpha, \beta) \psi\left(\frac{t-\beta}{\alpha}\right) \mu(d\alpha d\beta) \right) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \\ &= \int Tx(\alpha, \beta) K(a, b, \alpha, \beta) \mu(d\alpha d\beta);.\end{aligned}$$

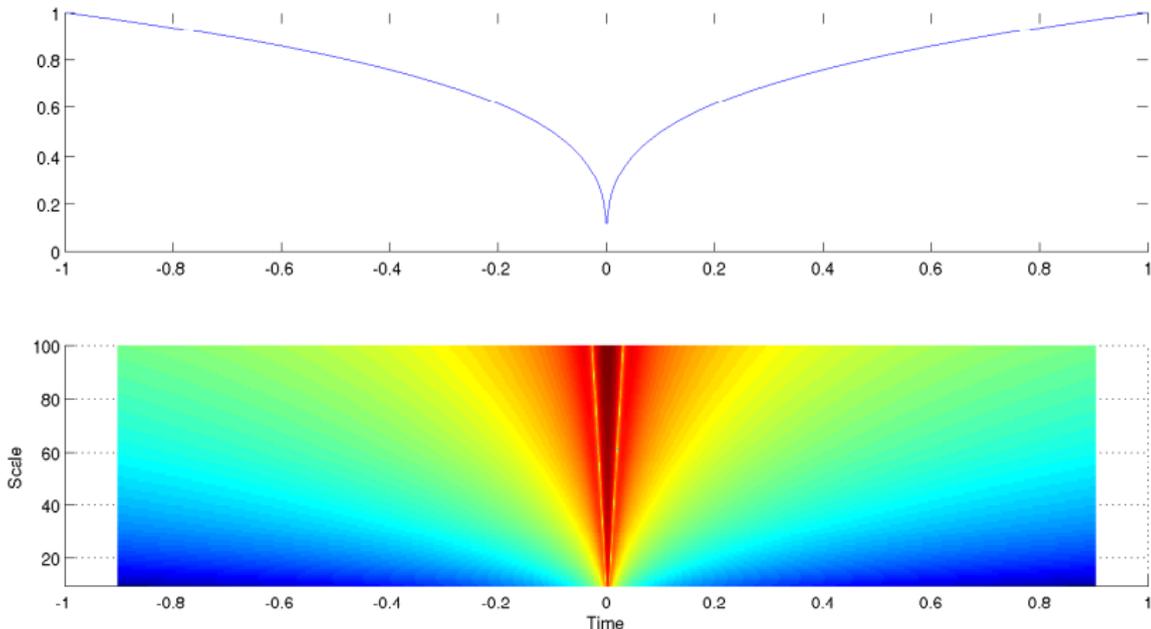
En fait cette relation caractérise  $T(L^2)$  :

Caractérisation de  $T(L^2)$

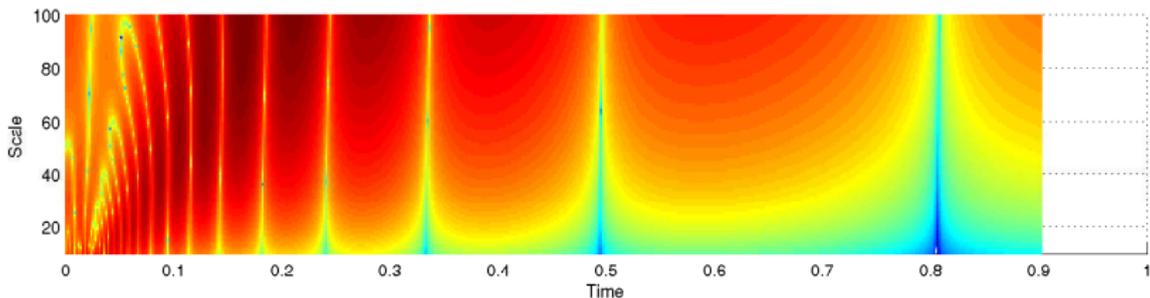
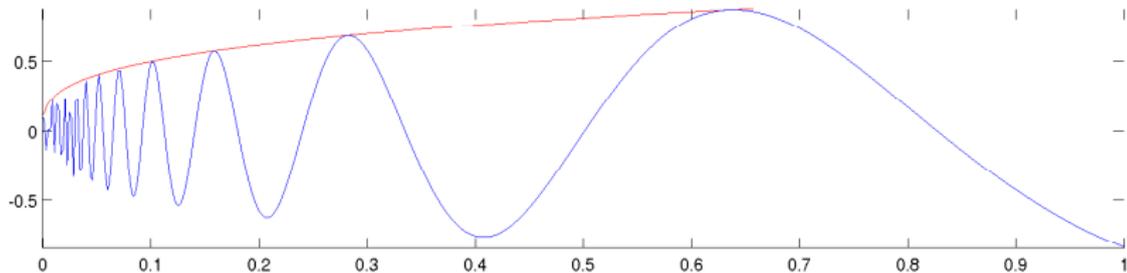
$A \in T(L^2)$  ssi

$$A(a, b) = \int A(\alpha, \beta) K(a, b, \alpha, \beta) \mu(d\alpha d\beta);.$$

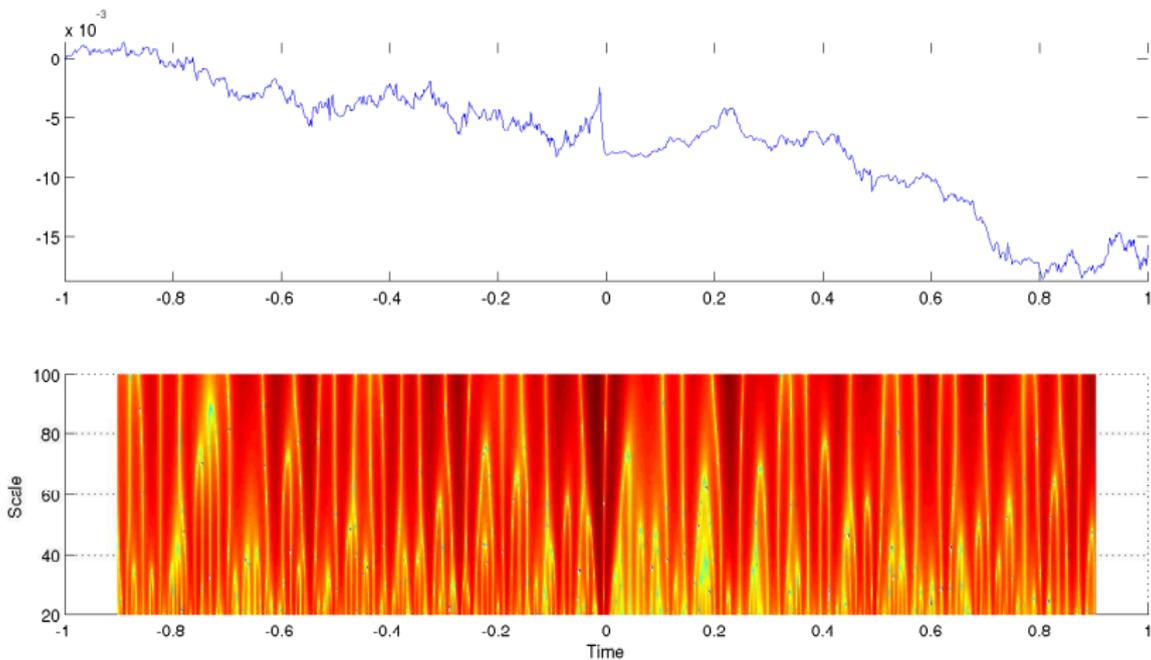
# Exemple : T.O.C. d'une "singularité simple" (cusp)



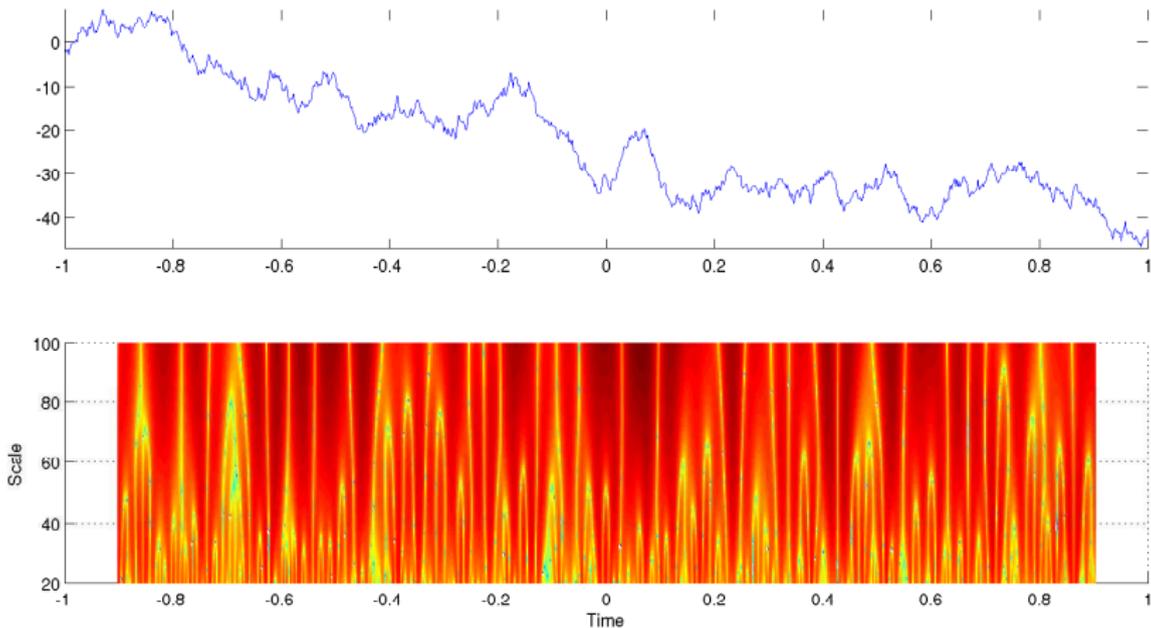
# Exemple : T.O.C. d'une "singularité oscillante" (chirp)



# Exemple : T.O.C. d'une fonction "partout irrégulière" (série de Fourier lacunaire randomisée)



## Exemple : T.O.C. du mouvement brownien



## Compléments

- 1 Pour  $\Gamma_0 = \mathbb{N} \times \mathbb{Z} \subset \Gamma$  et  $\psi$  bien choisie, la T.O.C. réduite à  $\gamma \in \Gamma_0$  fournit une **base orthonormée** de  $L^2$ .
- 2 La première base ainsi obtenue est ancienne, il s'agit de la **base de Haar**. De façon surprenante, la construction de telles bases avec  $\psi$  bien localisée **en temps et en fréquence** est assez récente.
- 3 Les bases obtenues sont beaucoup utilisées en codage des images fixes ou vidéo (JPEG2000 et descendants). L'adaptation à  $L^2(\mathbb{R}^2)$  est en effet très simple.
- 4 Nous verrons la construction des **bases d'ondelettes** dans la partie suivante.
- 5 La T.O.C. s'adapte facilement au **temps discret** (convolutions discrètes). Les bases d'ondelettes s'y adaptent aussi avec une étape d'interpolation "embarquée".

① Analyses temps–fréquence et temps–échelle

② Bases d'ondelettes

Bases de Hilbert

Analyse multi–résolution (AMR)

Base d'ondelettes d'une AMR

Pour conclure sur les ondelettes

③ Du mouvement brownien au mouvement brownien fractionnaire

④ Utilisation en analyse de données

① Analyses temps–fréquence et temps–échelle

② Bases d'ondelettes

Bases de Hilbert

Analyse multi–résolution (AMR)

Base d'ondelettes d'une AMR

Pour conclure sur les ondelettes

③ Du mouvement brownien au mouvement brownien fractionnaire

④ Utilisation en analyse de données

## Bases au sens hilbertien

### Définition

Soit  $(H, \langle \cdot, \cdot \rangle)$  un espace de Hilbert. Une base orthogonale hilbertienne est une famille dénombrable dense  $(e_k)$  telle que

$$\langle e_k, e_l \rangle = 0 \quad \text{pour } k \neq l .$$

Elle est orthonormée (au sens hilbertien) si de plus

$$\|e_k\|_2 = 1 \quad \text{pour } k .$$

Alors, pour tout  $x \in H$ ,

$$x = \sum_k \langle x, e_k \rangle e_k , \tag{11}$$

où la convergence de la série est **inconditionnelle** dans  $H$ .

## Bases orthonormées

Autrement dit,  $T : x \mapsto (\langle x, e_k \rangle)_k$  est une isométrie linéaire de  $H$  dans  $\ell^2$  et (11) est une formule de **reconstruction**.

On en déduit :

### Théorème

Tout espace de Hilbert séparable est **homéomorphe** à  $\ell^2$ .

Le choix de la base  $(e_k)$  et la numérotation est néanmoins primordial pour la vitesse de convergence de l'**approximation**

$$\sum_{|k| < n} \langle x, e_k \rangle e_k \quad \text{vers} \quad x .$$

c'est-à-dire de

$$\left( \sum_{|k| \geq n} |\langle x, e_k \rangle|^2 \right)^{1/2} \quad \text{vers} \quad 0 .$$

## Exemple : le cas $L^2(\mathbb{T})$

$L^2(\mathbb{T})$  est un **espace de Hilbert séparable**. Il admet pour base orthonormée la famille (**base trigonométrique**)

$$e_k(t) = e^{2i\pi kt}, \quad t \in \mathbb{R}.$$

### Définition

On définit l'**espace de Sobolev**  $W^s$ ,  $s \geq 0$ , comme le sous-espace de  $L^2(0, 1)$  associé à la norme

$$\|x\|_{W^s} = \left( \sum_{k \in \mathbb{Z}} (1 + |k|)^{2s} |\langle x, e_k \rangle|^2 \right)^{1/2}$$

## Approximations et espaces de Sobolev

On a, pour  $x \in W^s$ ,

$$\left( \sum_{|k| \geq n} | \langle x, e_k \rangle |^2 \right)^{1/2} \leq \|x\|_{W^s} (1+n)^{-s}.$$

D'autre part, la définition des espaces de Sobolev avec la base trigonométrique se traduit par des propriétés de **régularité** :

### Lemme

Les 2 propositions suivantes sont équivalentes pour tout entier  $p$  :

- (i)  $x$  admet une dérivée  $x^{(p)}$  d'ordre  $p$  dans  $L^2(\mathbb{T})$ .
- (ii)  $x \in W^p$ .

## Bases de $L^2(\mathbb{R})$

On a déjà vu que les fonctions exponentielles complexes de fréquence  $k$  localisée sur  $[l, l + 1)$  forment une base orthonormée de  $L^2$  :

$$g_{k,l}(t) = e^{2i\pi kt} \mathbb{1}_{[l, l+1)}(t), \quad k, l \in \mathbb{Z}.$$

Elle permet une représentation temps-fréquence discrète de tout  $x \in L^2$ .

Cette base a un équivalent temps-échelle : la base de Haar, définie par

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \psi_{\mathcal{H}}(2^j t - k), \quad j, k \in \mathbb{Z}, t \in \mathbb{R},$$

où  $\psi_{\mathcal{H}}(t) = \mathbb{1}_{[0, 1/2)} - \mathbb{1}_{(1/2, 1]}$ .

Ces 2 bases sont bien localisée en temps (support compact) et mal localisée en fréquence ( $\sigma_{\xi} = \infty$ ).

# Base de Haar

## Théorème

La base de Haar est une base orthonormée de  $L^2$ .

## Preuve

On remarque que  $\psi_{j,k}$  est à support dans  $[k2^{-j}, (k+1)2^{-j}]$ ; dès lors on voit aisément que  $(\psi_{j,k})$  est une famille orthonormée.

Définissons  $V_j \subset L^2$  comme l'espace des fonctions  $L^2$  constantes sur tous les intervalles  $2^{-j}[k, k+1)$ . Alors il est facile de voir que  $(\psi_{j,k})_k$  est dense dans  $E_j$ , défini comme l'orthogonal de  $V_j$  dans  $V_{j+1}$ . Par suite il ne reste qu'à vérifier que  $\bigcap_j V_j = \{0\}$  et  $\overline{\bigcup_j V_j} = L^2$ , ce qui implique

$$\overline{\bigoplus_j E_j} = L^2 \quad \text{et donc} \quad \overline{\{\psi_{j,k}, j \in \mathbb{Z}, k \in \mathbb{Z}\}} = L^2 .$$

# Approximations de Haar

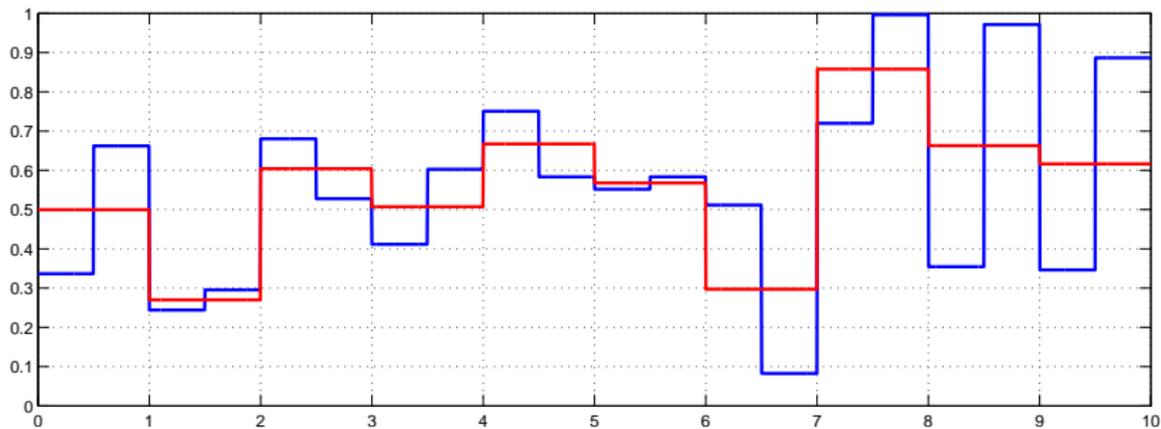


FIGURE:  $V_1 = E_0 \oplus_{\perp} V_0$

# Approximations de Haar 2d

Play

FIGURE:  $V_8 = V_0 \oplus E_0 + \cdots + \oplus E_7$  en dimension 2

## Alternatives aux bases orthonormées

Il est souvent utile d'utiliser des bases aux propriétés plus faibles que les bases orthonormées.

Nous allons en donner 2 extensions de nature différente :

- ① les **bases de Riesz** fournissent une **représentation unique** d'un élément de  $H$  en série inconditionnellement convergente.
- ② les **bases obliques** ou trames autorisent une **description redondante** de  $H$  sous forme d'approximations successives par des séries inconditionnellement convergentes.

## Bases de Riesz

### Définition

$(e_k)$  est une base de Riesz de l'espace de Hilbert  $H$  si c'est une famille dénombrable dense et qu'il existe  $C > 0$  tel que, pour tout  $x = \sum_k \alpha_k e_k \in H$ ,

$$C^{-1} \sum_k |\alpha_k|^2 \leq \|x\|_2^2 \leq C \sum_k |\alpha_k|^2 .$$

### Remarque 1

C'est une base orthonormée ssi on peut prendre  $C = 1$ .

### Remarque 2

Il existe une **base duale**  $(\tilde{e}_k)$  telle que, pour tout  $x \in H$ ,

$$x = \sum_k \langle x, e_k \rangle \tilde{e}_k = \sum_k \langle x, \tilde{e}_k \rangle e_k .$$

## Preuves

① En effet, comme

$\langle e_k, e_l \rangle + \langle e_l, e_k \rangle = \|e_k + e_l\|_2^2 - \|e_k\|_2^2 - \|e_l\|_2^2$  et  
 $\langle e_k, e_l \rangle - \langle e_l, e_k \rangle = i(\|e_k + ie_l\|_2^2 - \|e_k\|_2^2 - \|ie_l\|_2^2)$ , on obtient  $\langle e_k, e_l \rangle = \mathbb{1}(k = l)$ .

② Soit  $T : H \rightarrow \ell^2$ ,  $\sum_k \alpha_k e_k \mapsto (\alpha_k)$ . Alors  $T$  est un **isomorphisme**. Soit  $T^* : \ell^2 \rightarrow H$  son adjoint défini par

$$\langle T^* x, y \rangle_H = \langle x, Ty \rangle_{\ell^2} .$$

On note  $(\tilde{e}_k)$  la base de  $H$  obtenue comme l'image par  $T^*$  de la base canonique  $(f_k)$  sur  $\ell^2$ . Alors

$$\langle \tilde{e}_k, e_l \rangle_H = \langle f_k, Te_l \rangle_{\ell^2} = \langle f_k, f_l \rangle_{\ell^2} = \mathbb{1}(k = l) .$$

## Bases obliques (ou frame)

### Définition

$(e_k)$  est une “frame” de l'espace de Hilbert  $H$  si c'est une famille dénombrable dense et qu'il existe  $C > 0$  tel que, pour tout  $x \in H$ ,

$$C^{-1}\|x\|_2^2 \leq \sum_k |\langle x, e_k \rangle|^2 \leq C\|x\|_2^2.$$

### Remarque

Un base de Riesz est une frame mais l'inverse est en général faux.

### Remarque

Ce n'est pas nécessairement une base orthonormée même quand  $C = 1$  (**tight frame**).

## Approximations successives par frame

On construit un algorithme récursif :

$$x = Tx + x_1, \quad \dots, \quad x_k = Tx_k + x_{k+1}, \quad \dots,$$

où

$$Tx = \sum_k \langle x, e_k \rangle e_k \quad (\text{comme si } \{e_k\} \text{ était une b.o.n.})$$

### Lemme

Pour  $e_k$  bien normalisé, il existe  $r < 1$  tel que  $\|x_k\|_2 \leq r^k \|x\|_2$ .

## Preuve

On normalise  $e_k$  de telle sorte que, pour  $0 < C_1 < C_2 < 2$ ,

$$C_1 \|x\|_2^2 \leq \sum_k |\langle x, e_k \rangle|^2 \leq C_2 \|x\|_2^2 .$$

Alors, au sens des opérateurs auto-adjoints,

$$C_1 \mathbb{1} \leq T \leq C_2 \mathbb{1} ,$$

et donc

$$\|T - \mathbb{1}\| \leq r \quad \text{avec} \quad r = (1 - C_1)_+ \vee (C_2 - 1)_+ .$$

## Remarque

Pour une **tight frame**,  $r = 1$  mais cela n'empêche pas la redondance !

① Analyses temps–fréquence et temps–échelle

② Bases d'ondelettes

Bases de Hilbert

**Analyse multi–résolution (AMR)**

Base d'ondelettes d'une AMR

Pour conclure sur les ondelettes

③ Du mouvement brownien au mouvement brownien fractionnaire

④ Utilisation en analyse de données

# Définition d'une AMR

## Définition

Soit  $(V_j)$  une suite emboîtée ( $V_j \subset V_{j+1}$ ) de sous-espaces fermés de  $L^2$ . C'est une **Analyse Multi-Résolution (AMR)** si

- 1 on passe de  $V_j$  à  $V_{j+1}$  par dilatation dyadique :

$$f \in V_j \Leftrightarrow f(2\cdot) \in V_{j+1} \Leftrightarrow f(2^{-j}\cdot) \in V_0 .$$

- 2  $\overline{\bigcup_j V_j} = L^2$ .
- 3  $\bigcap_j V_j = \{0\}$ .
- 4  $V_0$  admet une **base de Riesz** de la forme  $\{g(\cdot - k), k \in \mathbb{Z}\}$ .

## Remarque

Une AMR est **entièrement définie** par la fonction  $g$ , on l'appellera **fonction génératrice**.

## Exemple : AMR de Haar

On a déjà défini une AMR (sans le dire) pour la base de Haar :

$V_j = \{\text{fonctions } L^2 \text{ constantes sur tous les intervalles } 2^{-j}[k, k+1)\} .$

Cela définit bien une AMR en prenant par exemple  $g = \mathbb{1}_{[0,1)}$ .

On remarque que la base de Haar est donnée par

$$\psi_{\mathcal{H}}(t) = g(2t) - g(2t-1) \Rightarrow \psi_{j,k}(t) = g(2^{j+1}t - 2k) - g(2^{j+1}t - 2k - 1) ,$$

avec  $\{\psi_{j,k} \mid k \in \mathbb{Z}\}$  b.o.n. de  $E_j$  défini par (voir Fig. 2)

$$V_{j+1} = V_j \oplus_{\perp} E_j .$$

## B.o.n. associée à une AMR

On généralise la construction de la base de Haar à toute AMR :  
Soit  $(E_j)$  défini par

$$V_{j+1} = V_j \oplus_{\perp} E_j .$$

Il suit des propriétés de l'AMR que

$$L^2 = \overline{\bigoplus_{j \in \mathbb{Z}} E_j} ,$$

et

$$f \in E_j \Leftrightarrow f(2 \cdot) \in E_{j+1} \Leftrightarrow f(2^{-j} \cdot) \in E_0 .$$

## B.o.n. associée à une AMR (suite)

On obtient une b.o.n. de la forme

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

dés lors qu'on est capable de

construire une b.o.n. de  $E_j$  pour un  $j$  donné.

## Régularité d'une AMR

La base de Haar est mal localisée en fréquence car **discontinue**.  
Pour obtenir un  $\psi$  mieux localisée en fréquence, il suffira de partir d'une AMR **régulière**.

### Définition

Une AMR est de régularité  $r \in \mathbb{N}$  si on peut choisir  $g$  telle que, pour tout  $k = 0, 1, \dots, r$ ,

$$|g^{(k)}(t)| \leq C_m (1 + |t|)^{-m}, \quad \text{pour tout } m \geq 1.$$

L'AMR de Haar est de **régularité nulle**.

## AMR spline d'ordre $r$

On généralise l'AMR de Haar à l'AMR spline d'ordre  $r$  en définissant :

$$V_j = \{f \in L^2, r - 1 \text{ fois continûment dérivable,} \quad (12)$$
$$\text{polynomiale de degré } r \text{ sur les intervalles } 2^{-j}[k, k + 1)\} .$$

Cela définit bien une AMR en prenant par exemple

$$g = \text{sp}_r = \mathbb{1}_{[0,1)}^{\star r}.$$

### Remarque

L'AMR spline d'ordre  $r$  est de régularité  $r$ .

### Remarque

L'AMR de Haar est une AMR spline d'ordre 0.

# Fonctions spline

## Définition

La fonction  $sp_r = \mathbb{1}_{[0,1)}^{*r}$  est appelée **fonction spline d'ordre  $r$** .

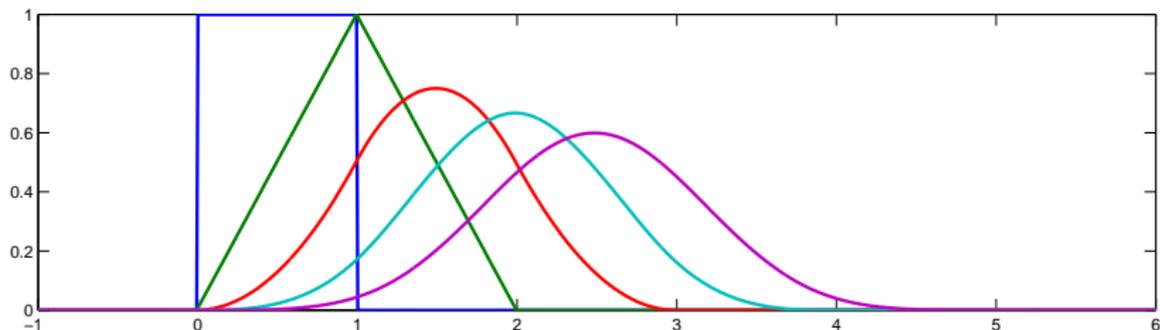


FIGURE: Fonctions spline d'ordre  $r = 0, 1, 2, \dots, 4$

# Fonctions spline

## Propriétés

- 1  $\text{sp}_r$  a pour support  $[0, r + 1]$ .
- 2 Sa transformée de Fourier est donnée par

$$\widehat{\text{sp}}_r(\omega) = \left\{ (2\pi)^{-1/2} e^{-i\omega/2} \text{sinc}(\omega/2) \right\}^{r+1} ;$$

- 3 Pour tout  $f$  localement intégrable,  $f \star \mathbb{1}_{[0,1]}$  a pour dérivée  $f(\cdot) - f(\cdot - 1)$ .
- 4 On en déduit facilement par récurrence que  $\text{sp}_r \in V_0$  avec  $V_0$  défini par (12)
- 5 On peut utiliser des propriétés d'interpolation des fonctions spline pour montrer qu'elles forment une base de Riesz de  $V_0$ .

## AMR de Shannon

On définit l'AMR de Shannon par

$$V_0 = \{f \in L^2, \forall \omega \notin [-\pi, \pi], \widehat{f}(\omega) = 0\}.$$

(fonctions à bande limitée). On définit une b.o.n  $\{g(\cdot - k), k \in \mathbb{Z}\}$  de  $V_0$  en posant  $g(t) = \text{sinc}(\pi t)$ .

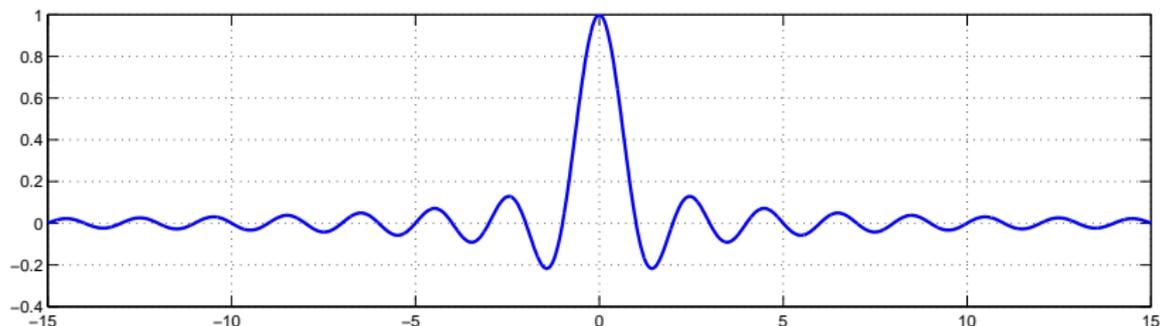


FIGURE: Fonction  $g(t) = \text{sinc}(\pi t)$ .

## AMR de Shannon (fonctions à bandes limitées)

Montrons que  $\{g(\cdot - k), k \in \mathbb{Z}\}$  est une b.o.n de  $V_0$  en passant en Fourier :

- ① Comme  $\int_{-\pi}^{\pi} e^{i\omega t} d\omega = 2\pi \operatorname{sinc}(\pi t)$ , on a

$$\widehat{g}(\omega) = (2\pi)^{-1/2} \mathbb{1}_{[-\pi, \pi]}(\omega) .$$

- ② D'autre part, on sait que  $(2\pi)^{-1/2} e^{ik\omega}$  est une b.o.n. de  $L^2([-\pi, \pi])$ ,
- ③ donc  $(2\pi)^{-1/2} e^{ik\omega} \mathbb{1}_{[-\pi, \pi]}(\omega)$  est une b.o.n. de  $\mathcal{F}(V_0)$ .
- ④ par isométrie de  $\mathcal{F}$ , on obtient que  $\{g(\cdot - k), k \in \mathbb{Z}\}$  est une b.o.n de  $V_0$ .

On observe de plus que  $\mathcal{F}(V_j)$  est l'espace des fonctions à bande limitée dans  $2^j[-\pi, \pi]$ .

On en conclut que l'on obtient bien une AMR de  $L^2$ .

# Caractérisation d'une AMR par Fourier

On admet le résultat suivant :

## Théorème

Soit  $g \in L^2$  et  $V_0 = \overline{\text{Vect}}\{g(\cdot - k), k \in \mathbb{Z}\}$ . Supposons :

- (i)  $\{g(\cdot - k), k \in \mathbb{Z}\}$  est une base Riesz de  $V_0$ .
- (ii)  $g(\cdot/2) \in V_0$ .
- (iii)  $\hat{g}$  est continue en 0 et  $\hat{g}(0) \neq 0$ .

Alors les espaces  $(V_j)$  correspondants forment une AMR de  $L^2$ .

## Caractérisation d'une AMR par Fourier (suite)

On peut aussi utiliser Fourier pour montrer qu'une famille obtenue par translations de  $g$  est une base de Riesz.

### Proposition

Soit  $f \in L^2(\mathbb{R})$  et  $C_1, C_2$  2 constantes réelle strictement positives. Alors les assertions suivantes sont équivalentes :

(i) Pour tout  $a = (\alpha_k) \in \ell^2$ ,

$$C_1 \sum_k |\alpha_k|^2 \leq \left\| \sum_{k \in \mathbb{Z}} \alpha_k f(\cdot - k) \right\|_2^2 \leq C_2 \sum_k |\alpha_k|^2 . \quad (13)$$

(ii) Pour presque tout  $\omega \in \mathbb{R}$ ,

$$\frac{C_1}{2\pi} \leq \sum_{k \in \mathbb{Z}} \left| \widehat{f}(\omega + 2k\pi) \right|^2 \leq \frac{C_2}{2\pi} . \quad (14)$$

# Caractérisation d'une AMR par Fourier (suite)

## Preuve

Pour une suite  $a$  de support fini, on a

$$\begin{aligned} \mathcal{F} \left[ \sum_{k \in \mathbb{Z}} \alpha_k f(\cdot - k) \right] (\omega) &= \sum_{k \in \mathbb{Z}} \alpha_k e^{-i\omega k} \widehat{f}(\omega) \\ &= A(\omega) \widehat{f}(\omega) \quad \text{où } A(\omega) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} \alpha_k e^{-i\omega k} \end{aligned}$$

est la série de Fourier associée à  $a$ . Or

$$\begin{aligned} \left\| \sum_{k \in \mathbb{Z}} \alpha_k f(\cdot - k) \right\|_2^2 &= \|A\widehat{f}\|_2^2 = \sum_k \int_{2k\pi}^{2(k+1)\pi} |A(\omega) \widehat{f}(\omega)|^2 d\omega \\ &= \int_0^{2\pi} |A(\omega)|^2 \sum_k |\widehat{f}(\omega + 2k\pi)|^2 d\omega . \end{aligned}$$

# Caractérisation d'une AMR par Fourier (suite)

## Preuve (fin)

On conclut en utilisant

$$\int_0^{2\pi} |A(\omega)|^2 d\omega = 2\pi \sum_k |\alpha_k|^2$$

et en prouvant successivement

- 1 (ii) $\Rightarrow$ (i) par passage à la limite des approximations à support fini dans  $\ell^2$ ,
- 2 puis (i) $\Rightarrow$ (ii) en utilisant que, pour tout borélien  $B \subseteq [0, 2\pi]$ , il existe une suite de séries de Fourier d'ordre fini convergeant vers  $\mathbb{1}_B$  dans  $L^2(0, 2\pi)$ .

## Corollaire

Cette preuve montre de plus que  $\mathcal{F}[\sum_k a_k f(\cdot - k)] = A\hat{f}$ .

① Analyses temps–fréquence et temps–échelle

② Bases d'ondelettes

Bases de Hilbert

Analyse multi–résolution (AMR)

Base d'ondelettes d'une AMR

Pour conclure sur les ondelettes

③ Du mouvement brownien au mouvement brownien fractionnaire

④ Utilisation en analyse de données

## Base orthonormée de $V_0$

On considère une AMR  $(V_j)$  associée à une fonction génératrice  $g$  et les espaces  $(E_j)$  définis par

$$V_{j+1} = V_j \oplus_{\perp} E_j \Rightarrow L^2 = \overline{\bigoplus_{j \in \mathbb{Z}} E_j}.$$

Si  $\{\psi(\cdot - k), k \in \mathbb{Z}\}$  est une b.o.n. de  $E_0$  alors

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

est une b.o.n. de  $L^2$ , cf.  $\psi = \psi_{\mathcal{H}}$  pour l'AMR de Haar.

Nous allons généraliser cette construction en 2 temps :

- 1 on construit une ondelette père (ou fonction d'échelle)  $\phi$  telle que  $\{\phi(\cdot - k), k \in \mathbb{Z}\}$  est une b.o.n. de  $V_0$  ;
- 2 puis une ondelette mère  $\psi$  telle que  $\{\psi(\cdot - k), k \in \mathbb{Z}\}$  est une b.o.n. de  $E_0$ .

## L'ondelette père $\phi$

Elle se construit dans le domaine de Fourier en utilisant l'équivalence de (13) et (14). On pose tout simplement

$$\widehat{\phi}(\omega) = (2\pi)^{-1} \left[ \sum_{k \in \mathbb{Z}} |\widehat{g}(\omega + 2k\pi)|^2 \right]^{-1/2} \widehat{g}(\omega).$$

Alors  $\phi$  est bien définie et appartient à

$$V_0 = \overline{\mathcal{F}} [\{A\widehat{g} : A \in L^2(\mathbb{T})\}].$$

De plus, comme

$$\sum_{k \in \mathbb{Z}} |\widehat{\phi}(\omega + 2k\pi)|^2 = (2\pi)^{-1}$$

on obtient (13) pour  $f = \phi$  et  $C_1 = C_2 = 1$ . D'où  $\{\phi(\cdot - k), k \in \mathbb{Z}\}$  est une b.o.n. de

$$\overline{\mathcal{F}} [\{A\widehat{\phi} : A \in L^2(\mathbb{T})\}] = \overline{\mathcal{F}} [\{A\widehat{g} : A \in L^2(\mathbb{T})\}] = V_0.$$

## L'équation d'échelle

Comme  $\phi(\cdot/2) \in V_0$ , on a l'équation d'échelle :

$$\phi(t/2) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} h_n \phi(t - n) \quad \text{avec} \quad h_n = \int \phi(t/2) \phi^*(t - n) dt, \quad (15)$$

qui s'écrit en Fourier :

$$\widehat{\phi}(2\omega) = m(\omega) \widehat{\phi}(\omega), \quad \text{où} \quad m(\omega) = \frac{1}{2} \sum_{n \in \mathbb{Z}} h_n e^{-i\omega n}. \quad (16)$$

## Le filtre $m$

Soit  $f \in V_0$  donné par  $f(t) = \sum_k c_{0,k} \phi(t - k)$ . Alors  $f \in V_1$  et

$$f(t) = \sum_n c_{1,n} 2^{1/2} \phi(2t - n) ,$$

$$\text{avec } c_{1,n} = \langle f, 2^{1/2} \phi(2 \cdot -n) \rangle = 2^{-1/2} \sum_k c_{0,k} h_{n-2k} .$$

La caractérisation de  $V_0$  dans  $V_1$  est liée aux propriétés du filtre  $(h_k)/m$ .

### Propriété de filtre miroir

On a, pour presque tout  $\omega \in \mathbb{R}$ ,  $|m(\omega)|^2 + |m(\omega + \pi)|^2 = 1$ .

## Filtre miroir

### Preuve

On a par construction

$$\sum_{n \in \mathbb{Z}} \left| \widehat{\phi}(\omega + 2n\pi) \right|^2 = \frac{1}{2\pi} . \quad (17)$$

(16) donne  $\widehat{\phi}(\omega + 2n\pi) = m(\omega/2 + n\pi)\widehat{\phi}(\omega/2 + n\pi)$  et donc, en posant  $\xi = \omega/2$  et en séparant  $n = 2k$  et  $n = 2k + 1$ ,

$$\begin{aligned} \frac{1}{2\pi} &= |m(\xi)|^2 \sum_{k \in \mathbb{Z}} |\widehat{\phi}(\xi + 2k\pi)|^2 + |m(\xi + \pi)|^2 \sum_{k \in \mathbb{Z}} |\widehat{\phi}(\xi + \pi + 2k\pi)|^2 \\ &= \frac{1}{2\pi} (|m(\omega)|^2 + |m(\omega + \pi)|^2) . \end{aligned}$$

## Représentations en séries de Fourier

On commence par décrire  $V_1$  :

On peut représenter tout élément  $f \in V_1$  par

$$\widehat{f}(\omega) = A(\omega/2)\widehat{\phi}(\omega/2), \quad A \in L^2(\mathbb{T})$$

i.e.

$$f(t) = \sum_n a_n \sqrt{2} \phi(2t - n) \quad \text{avec} \quad A(\omega) = 2^{-1/2} \sum_n a_n e^{-i\omega n} .$$

On obtient que la transformation  $\Phi : V_1 \rightarrow L^2(\mathbb{T})$  définie par

$$f \mapsto \pi^{-1/2} A$$

est une **isométrie**.

## Représentation de $V_1 = E_0 \oplus_{\perp} V_0$

On représente la décomposition  $V_1 = E_0 \oplus_{\perp} V_0$  par son image par l'isométrie  $\Phi$ .

### Théorème

On a

$$\Phi(V_0) = \{v(2\cdot) \times m, v \in L^2(\mathbb{T})\} \quad (18)$$

$$\Phi(E_0) = \{w(2\cdot) \times e^{i\cdot} \times m^*(\cdot + \pi), w \in L^2(\mathbb{T})\} \quad (19)$$

Autrement dit, la décomposition  $V_1 = E_0 \oplus_{\perp} V_0$  prend la forme, pour tout  $f \in V_1$ ,

$$\Phi[f](\omega) = e^{i\omega} w(2\omega) m^*(\omega + \pi) + v(2\omega) m(\omega),$$

avec  $v, w \in L^2(\mathbb{T})$ .

## Preuve

Soit  $f \in V_1$ ,  $\widehat{f} = A(\cdot/2)\widehat{\phi}(\cdot/2)$ . On a  $f \in V_0$  ssi

$$\widehat{f}(\omega) = v(\omega)\widehat{\phi}(\omega) = v(2\omega/2)m(\omega/2)\widehat{\phi}(\omega/2)$$

pour  $v \in L^2(\mathbb{T})$ . On obtient bien (18). Comme  $\Phi$  est une isométrie,  $L^2(\mathbb{T}) = \Phi(V_1) = \Phi(E_0) \oplus_{\perp} \Phi(V_0)$ .  $\Phi(E_0)$  est donc l'ensemble des éléments  $A \in L^2(\mathbb{T})$  tels que pour tout  $v \in L^2(\mathbb{T})$ ,

$$\begin{aligned} 0 &= \int_0^{2\pi} v(2\omega)m(\omega)A^*(\omega)d\omega \\ &= \int_0^{\pi} v(2\omega) [m(\omega)A^*(\omega) + m(\omega + \pi)A^*(\omega + \pi)] d\omega , \end{aligned}$$

ce qui équivaut à  $m(\omega)A^*(\omega) + m(\omega + \pi)A^*(\omega + \pi) = 0$  pour presque tout  $\omega \in [0, \pi]$  et même  $\omega \in [0, 2\pi]$  par  $2\pi$ -périodicité.

## Preuve (suite)

A  $\omega$  fixé, cela revient à dire que  $(A(\omega), A(\omega + \pi))$  appartient à l'orthogonal de  $(m(\omega), m(\omega + \pi))$  dans  $\mathbb{C}^2$ , i.e. qu'il existe  $\lambda(\omega) \in \mathbb{C}$  tel que

$$(A(\omega), A(\omega + \pi)) = \lambda(\omega) (m^*(\omega + \pi), -m^*(\omega)) . \quad (20)$$

Par la propriété de filtre miroir,  $(m^*(\omega + \pi), -m^*(\omega))$  est de norme 1 et donc

$$\lambda(\omega) = A(\omega)m(\omega + \pi) - A(\omega + \pi)m(\omega) .$$

Ceci implique que  $e^{-i\cdot}\lambda$  est  $\pi$ -périodique. Réciproquement pour tout  $w \in L^2(\mathbb{T})$ ,  $A = e^{i\cdot}w(2\cdot)m^*(\cdot + \pi) \in L^2(\mathbb{T})$  est solution de (20), ce qui conclut la preuve de (19).

# Ondelette mère

## Caractérisation d'une ondelette mère

Soit  $\psi \in E_0$  défini par la représentation

$$\Phi[\psi](\omega) = \pi^{-1/2} e^{i\omega} w(2\omega) m^*(\omega + \pi)$$

i.e.

$$\widehat{\psi}(\omega) = e^{i\omega/2} w(\omega) m^*(\omega/2 + \pi) \widehat{\phi}(\omega/2).$$

Alors les 2 propositions suivantes sont équivalentes :

- (i) Pour presque tout  $\omega \in \mathbb{R}$ ,  $|w(\omega)| = 1$ .
- (ii)  $\{\psi(\cdot - k), k \in \mathbb{Z}\}$  est une b.o.n. de  $E_0$ .

## Preuve

On vérifie que (i) équivaut à  $\sum_k |\widehat{\psi}(\omega + 2k\pi)|^2 = (2\pi)^{-1}$ . On l'obtient en utilisant la propriété de filtre miroir et le fait que  $\sum_k |\widehat{\phi}(\omega + 2k\pi)|^2 = (2\pi)^{-1}$ .

## Décomposition en ondelettes

Soit  $f \in V_0$ ,

$$f(t) = \sum_k c_{0,k} \phi(t - k), \quad t \in \mathbb{R},$$

On décompose  $V_0$  jusqu'à l'échelle  $2^j$  :

$$V_0 = E_{-1} \oplus V_{-1} = \cdots = E_{-1} \oplus \cdots \oplus E_{-j} \oplus V_{-j},$$

ce qui se traduit sur  $f$  par

$$\begin{aligned} f(t) &= \sum_k d_{-1,k} 2^{-1/2} \psi(t/2 - k) + \sum_k c_{-1,k} 2^{-1/2} \phi(t/2 - k) \\ &= \vdots \\ &= \sum_{i=1}^j \sum_k d_{-i,k} 2^{-i/2} \psi(2^{-i}t - k) + \sum_k c_{-j,k} 2^{-j/2} \phi(2^{-j}t - k). \end{aligned}$$

## Coefficients de détail, coefficients d'approximation

De même, tout  $f \in L^2 = \overline{\bigoplus_j E_j}$  se décompose en la série

$$f(t) = \sum_{j \in \mathbb{Z}} \sum_{k \in \mathbb{Z}} d_{j,k} \psi_{j,k}(t)$$

ou encore, puisque  $L^2 = V_{j_0} \oplus \overline{\bigoplus_{j \geq j_0} E_j}$ ,

$$f = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_{j_0,k} \phi_{j_0,k}(t) + \sum_{j \geq j_0} \sum_{k \in \mathbb{Z}} d_{j,k} \psi_{j,k}(t) .$$

### Définitions

Les coefficients  $c_{i,k}$  et  $d_{i,k}$  sont appelés **coefficients d'approximation** et **coefficients de détail** à l'échelle  $2^{-i}$  et la position  $k$ . L'application  $f \mapsto (d_{j,k})_{j,k}$  est appelée **transformée en ondelettes discrète** (TOD).

## Retour aux filtres : algorithme pyramidal

On définit le filtre miroir de  $(h_k)/m$  par

$$\tilde{h}_k = e^{i\pi(k-1)} h_{1-k}^*$$

Les filtres  $(h_k)/m$  et  $(\tilde{h}_k)/m^*(\cdot + \pi)$  permettent d'effectuer la décomposition  $V_0 = E_{-1} \oplus \cdots \oplus E_{-j} \oplus V_{-j}$  par une succession de filtrages/décimation des coordonnées dans  $V_0$  :

### Algorithme pyramidal

Pour  $\psi$  bien choisie, on a

$$c_{-i-1,k} = 2^{-1/2} \sum_n h_{n-2k}^* c_{-i,n} , \quad (21)$$

$$d_{-i-1,k} = 2^{-1/2} \sum_n \tilde{h}_{n-2k}^* c_{-i,n} . \quad (22)$$

## Preuve

Prenons le cas  $i = 0$ . Comme  $(2^{-1/2}\phi(\cdot/2 - k))_k$  est une b.o.n. de  $V_{-1}$ , on a

$$c_{-1,k} = 2^{-1/2} \langle f, \phi(\cdot/2 - k) \rangle = 2^{-1/2} \sum_n c_{0,n} \langle \phi(\cdot - n), \phi(\cdot/2 - k) \rangle ,$$

ce qui donne (23) car, par (15),

$$\langle \phi(\cdot - n), \phi(\cdot/2 - k) \rangle = \int \phi(t + 2k - n)\phi^*(t/2)dt = h_{n-2k}^* .$$

De même, on a

$$d_{-1,k} = 2^{-1/2} \langle f, \psi(\cdot/2 - k) \rangle = 2^{-1/2} \sum_n c_{0,k} \langle \phi(\cdot - n), \psi(\cdot/2 - k) \rangle .$$

## Preuve (suite)

On utilise que

$$\widehat{\psi}(\omega) = e^{i\omega/2} w(\omega) m^*(\omega/2 + \pi) \widehat{\phi}(\omega/2),$$

et l'on prend  $w(\omega) = e^{-i\omega}$  qui est bien de module 1.

$$\begin{aligned} \langle \phi(\cdot - n), \psi(\cdot/2 - k) \rangle &= 2 \int \widehat{\phi}(\omega) e^{i(2k-n)\omega} \widehat{\psi}^*(2\omega) d\omega \\ &= 2 \int \left| \widehat{\phi}(\omega) \right|^2 e^{i(2k-n+1)\omega} m(\omega + \pi) d\omega \\ &= \pi^{-1} \int_0^{2\pi} e^{i(2k-n+1)\omega} m(\omega + \pi) d\omega \\ &= \tilde{h}_{n-2k}^*, \end{aligned}$$

où l'on a encore utilisé (17). On obtient bien (24).

① Analyses temps–fréquence et temps–échelle

② Bases d'ondelettes

Bases de Hilbert

Analyse multi–résolution (AMR)

Base d'ondelettes d'une AMR

**Pour conclure sur les ondelettes**

③ Du mouvement brownien au mouvement brownien fractionnaire

④ Utilisation en analyse de données

## Le cas Haar

Pour l'AMR de Haar, on prend  $\phi = g = \mathbb{1}_{[0,1]}$ .

D'après la définition (15), on a  $h_n = \mathbb{1}_{\{0,1\}}(n)$ ,

$$m(\omega) = (1 + e^{-i\omega})/2,$$

$$\widehat{\psi}(\omega) = (e^{i\omega/2} - 1)\widehat{\phi}(\omega/2)/2,$$

donc

$$\psi(t) = \phi(2t - 1) - \phi(2t) = \mathbb{1}_{[1/2,1)} - \mathbb{1}_{[0,1/2)} = -\psi_{\mathcal{H}}.$$

D'où aussi  $\tilde{h}_n = (-1)^{n-1} \mathbb{1}_{\{0,1\}}(n)$  et donc

### Algorithme pyramidal de Haar

$$c_{-i-1,k} = 2^{-1/2}(c_{-i,2k} + c_{-i,2k+1}), \quad (23)$$

$$d_{-i-1,k} = 2^{-1/2}(-c_{-i,2k} + c_{-i,2k+1}). \quad (24)$$

# Régularité

Supposons l'AMR  $r$ -régulière. Alors on a les faits suivants (admis) :

- 1 la régularité de  $g$  se transmet à  $\phi$  et  $\psi$ , par exemple :

$$\forall k = 0, 1, \dots, r, \forall n \geq 0, \exists C > 0, \left| \phi^{(k)}(t) \right| \leq C(1 + |t|)^{-n}$$

- 2  $\psi$  a  $r + 1$  moment nuls :

$$\int p(t)\psi(t) dt = 0 \text{ pour tout polynôme } p \text{ de degré au plus } r .$$

- 3  $\phi$  interpole exactement tout polynôme  $p$  de degré au plus  $r$  :

$$p(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} p(k)\phi(t - k), \quad t \in \mathbb{R} .$$

## TOD d'une suite discrète

En pratique on observe des séries **finies** à **temps discret**  $(x_t)_{t=1,\dots,T}$ .  
On identifie alors  $(x_t)$  à  $(c_{0,k})$  et on calcule la TOD de

$$\tilde{x}(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} x_k \phi(t - k),$$

- 1 en complétant  $(x_t)_{t=1,\dots,T}$  par des zéros (cf. approximation classique sur  $L^2$ ),
- 2 en périodisant la TOD (on remplace  $L^2$  par  $L^2(\mathbb{T})$ ),
- 3 en adaptant la TOD au support compact pour atténuer les **effets de bord** (on remplace  $L^2$  par  $L^2([0, T])$ ).

Les logiciels numériques fournissent en général le calcul de

$$(c_{0,k}) \mapsto [(d_{-1,k}), \dots, (d_{-j,k}), (c_{-j,k})]$$

en suivant l'une ou plusieurs de ces 3 options.

Le calcul est basé sur l'algorithme pyramidal de complexité  $O(T \log(T))$  pour de filtres  $h$  de longueur infinie ou  $O(T)$  pour de filtres  $h$  de longueur finie.

## TOD d'une fonction échantillonnée

Si  $(x_t)_{t=1,\dots,T}$  est un signal à **temps continu** échantillonné

$$x_t = x(\delta t) ,$$

les coefficients calculés sur l'**interpolation**  $\tilde{x}(t) = \sum_k x_k \phi(t - k)$

$$\langle \tilde{x}, \psi_{j,k} \rangle$$

peuvent être vus comme des approximations de

$$\langle x(\delta \cdot), \psi_{j,k} \rangle .$$

# Construction d'une base d'ondelette à partir d'un filtre miroir

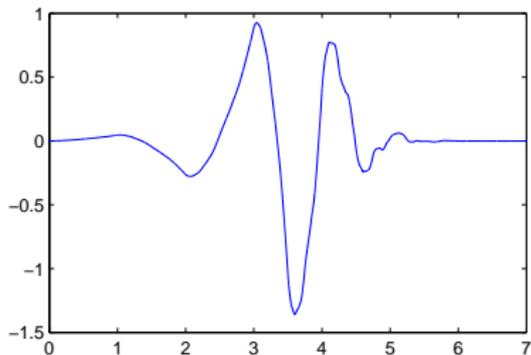
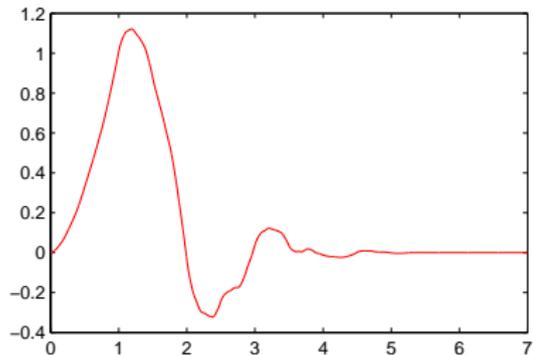
Observons que

$$\widehat{\phi}(\omega) = m(\omega/2)\widehat{\phi}(\omega/2) = \dots = \prod_{j=1}^{\infty} m(2^{-j}\omega) .$$

Donc la seule connaissance de  $m$  permet de reconstruire l'AMR. Réciproquement, il existe des conditions suffisantes assez simples sur  $m$  qui permette d'obtenir une AMR de régularité  $r$  donnée.

# Ondelettes de Daubechies

C'est ainsi que Daubechies a obtenu des bases d'ondelette à support compact en se basant sur la théorie des filtres RIF miroirs.



La fonction  $\phi$  est solution de l'équation d'échelle :

$$\phi(t/2) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} h_n \phi(t - n) .$$

- 1 Analyses temps–fréquence et temps–échelle
- 2 Bases d'ondelettes
- 3 Du mouvement brownien au mouvement brownien fractionnaire**
  - Processus gaussiens
  - Mouvement brownien
  - Mouvement brownien fractionnaire
- 4 Utilisation en analyse de données

- 1 Analyses temps–fréquence et temps–échelle
- 2 Bases d'ondelettes
- 3 Du mouvement brownien au mouvement brownien fractionnaire**
  - Processus gaussiens
  - Mouvement brownien
  - Mouvement brownien fractionnaire
- 4 Utilisation en analyse de données

# Processus stochastiques

## Définition

Un processus (réel) est une famille de variables aléatoires (réelles)  $\{X_t, t \in T\}$  définies sur le même espace mesurable  $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ .

Ici  $T$  est un ensemble quelconque. Souvent on prend  $T = \mathbb{Z}, \mathbb{R}, \mathbb{R}_+$  (processus indexé par le temps) ou  $T = \mathbb{R}^d$ , processus indexé sur l'espace).

## Lois fini-dimensionnelles

Soit  $X = \{X_t, t \in T\}$  un processus. On appelle **lois fini-dimensionnelles** de  $X$  l'ensemble des probabilités définies par

$$P_{t_1, \dots, t_n}(A_1 \times \dots \times A_n) = \mathbb{P}(X_{t_1} \in A_1, \dots, X_{t_n} \in A_n),$$

où  $n \geq 1$  et  $t_1, \dots, t_n$  parcourent  $T$ .

On notera  $X \stackrel{d}{=} Y$  si  $X$  et  $Y$  ont même lois fini-dimensionnelles.

# Variables et vecteurs gaussiens

## Définition

Une variable aléatoire (v.a.) réelle  $X$  a une loi **gaussienne centrée réduite** si elle admet pour densité

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2} .$$

Soit  $\mu \in \mathbb{R}$  et  $\sigma \geq 0$ . La v.a.  $Y = \mu + \sigma X$  a alors une loi gaussienne de moyenne  $\mu$  et de variance  $\sigma^2$  (notée  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ ).

## Vecteur gaussien

Un vecteur aléatoire  $\mathbf{X}$  de dimension  $d$  a une loi gaussienne si pour tout  $\mathbf{t} \in \mathbb{R}^d$ ,  $\mathbf{t}^T \mathbf{X}$  est une v.a. gaussienne (réelle).

# Processus gaussiens

## Définition

Un processus  $X = \{X_t, t \in T\}$  est dit gaussien si toutes ses lois fini-dimensionnelles sont gaussiennes.

## Théorème

Soit  $X$  un processus gaussien. Alors les lois fini-dimensionnelles de  $X$  sont entièrement déterminées par la **fonction moyenne**

$$\mu(t) = \mathbb{E}[X_t]$$

et par la **fonction d'auto-covariance**

$$\gamma(s, t) = \text{cov}(X_s, X_t) .$$

## Exemple : bruit blanc gaussien

Dans ce cas, les lois finis-dimensionnelles sont celles de v.a.  $\mathcal{N}(0, 1)$  indépendantes (i.i.d.).

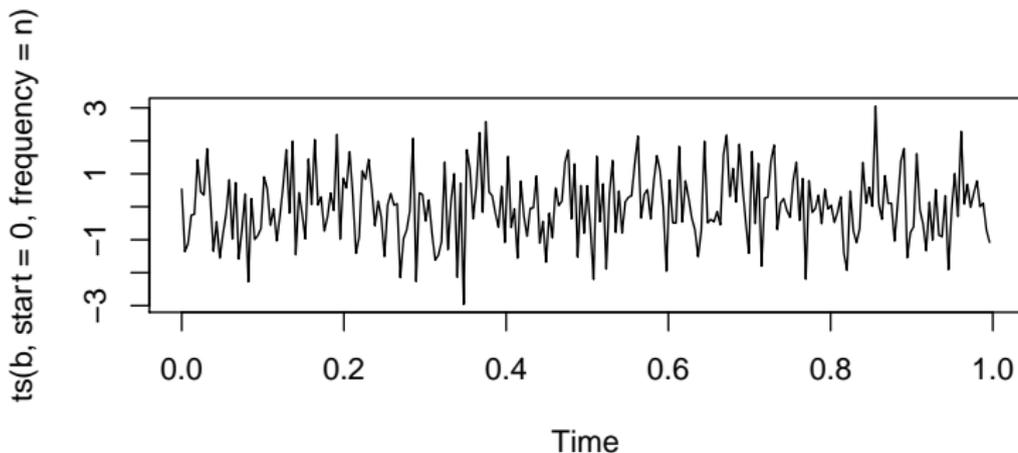


FIGURE: Bruit blanc gaussien :  $\mu(t) = 0$  et  $\gamma(s, t) = \mathbb{1}_{\{s=t\}}$

## Processus gaussiens stationnaires

Prenons  $T = \mathbb{Z}, \mathbb{R}, \mathbb{Z}_+,$  ou  $\mathbb{R}_+.$

Si  $\mu$  est une fonction constante et si  $\gamma(s, t)$  ne dépend que de  $s - t$ , le processus gaussien  $X$  est **stationnaire**, c'est-à-dire, pour tout  $t \in T$ ,

$$\{X_{s+t}, s \in T\} \stackrel{d}{=} \{X_s, s \in T\},$$

C'est le cas du bruit blanc gaussien  $X$  mais aussi de tout **filtré linéaire** du bruit blanc gaussien,

$$Y_t = \sum_k \psi_k X_{t-k},$$

avec  $\sum_k |\psi_k|^2 < \infty.$

# Processus gaussiens à accroissements stationnaires

Prenons  $T = \mathbb{R}$ . Pour  $h > 0$ , on note l'opérateur de différence finie d'horizon  $h$  par

$$[\Delta_h(x)]_t = x_t - x_{t-h}.$$

## Définition

Un processus  $X = \{X_t, t \in T\}$  est dit à accroissements stationnaires si  $\Delta_h(X)$  est stationnaire pour tout  $h > 0$ .

## Remarque

Si  $X$  est à accroissements stationnaires et  $X(0) = 0$  p.s., on peut retrouver  $\gamma$  à partir de  $\gamma(0)$  et du variogramme défini par

$$\begin{aligned}v(s - t) &= \text{var}(X_s - X_t) \\ &= \gamma(s, s) + \gamma(t, t) - 2\gamma(s, t) \\ &= v(s) + v(t) - 2\gamma(s, t).\end{aligned}$$

# Trajectoires

## Trajectoire d'un processus

On appelle **trajectoire** d'un processus  $X = \{X_t, t \in T\}$  l'élément (aléatoire)  $t \mapsto X_t$ .

Prenons  $T = \mathbb{R}$ . Le critère de **Kolmogorov-Centsov** s'écrit

$$\mathbb{E}|X_t - X_s|^p \leq C_p |t - s|^{p\alpha+1},$$

pour  $p > 0$ ,  $C_p > 0$ ,  $\alpha \in (0, 1)$  et  $|t - s| \leq 1$ . Il implique que  $X$  admet des **trajectoires continues** de **régularité Höldérienne**  $\alpha$ .

## Processus gaussiens à accroissements stationnaires

Il s'en suit que si  $X$  est un processus gaussien stationnaire de variogramme  $v$  tel que, quand  $u \rightarrow 0$ ,

$$v(u) = O(u^{2\alpha_0}),$$

avec  $\alpha_0 \in (0, 1)$ , alors  $X$  admet des **trajectoires continues** de **régularité Höldérienne**  $\alpha$  pour tout  $\alpha < \alpha_0$ .

- 1 Analyses temps–fréquence et temps–échelle
- 2 Bases d'ondelettes
- 3 Du mouvement brownien au mouvement brownien fractionnaire**
  - Processus gaussiens
  - Mouvement brownien**
  - Mouvement brownien fractionnaire
- 4 Utilisation en analyse de données

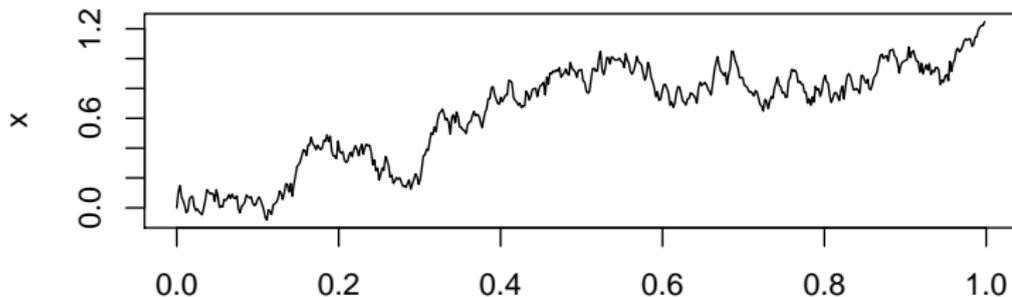
# Mouvement brownien (mb)

## Définition

Soit  $T = \mathbb{R}$ . Le processus gaussien  $M = \{M_t, t \in T\}$  est un mouvement brownien si  $M(0) = 0$  p.s., ses trajectoires sont continues et ses accroissements sont stationnaires et indépendants.

On montre alors que son variogramme vérifie alors

$v(s - t) = \sigma^2 |s - t|$ . ( $\sigma = 1$  pour le mb standard). Il y a donc unicité à une constante multiplicative près.



# Mouvement brownien (mb)

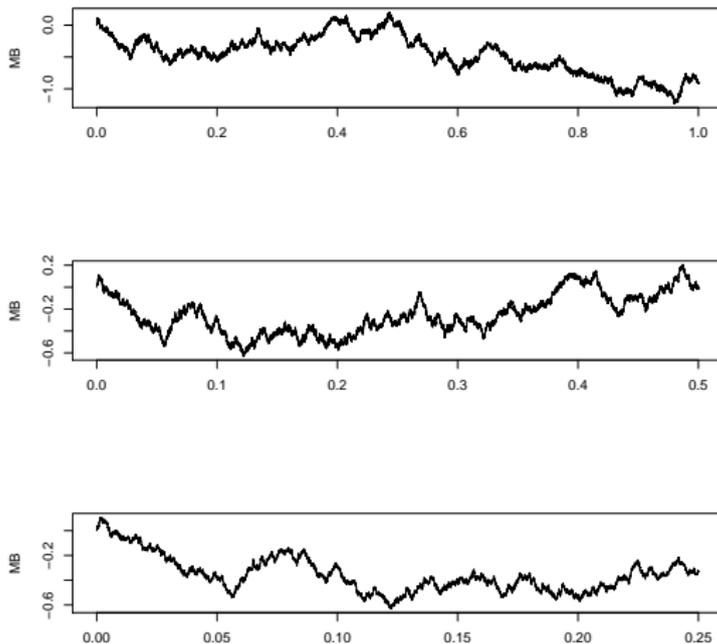


FIGURE: Mouvement brownien : 3 échelles

## Auto-similarité

Soit  $M$  le mb standard. Alors, pour tout  $a > 0$ ,  $M(a\cdot)$  est aussi un mouvement brownien et a pour variogramme

$$\text{var}(M(as) - M(at)) = |as - at| = a \text{var}(M(s) - M(t))$$

On en déduit que  $M(a\cdot) \stackrel{d}{=} \sqrt{a}M(\cdot)$ .

On dit que  $M$  est 1/2-auto-similaire.

## Auto-similarité

On peut de plus montrer que  $M$  est de régularité höldérienne exactement  $1/2$ .

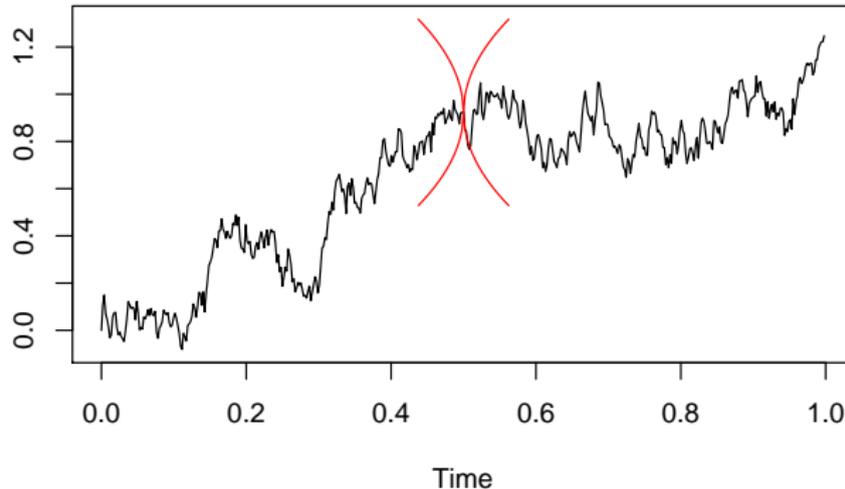


FIGURE: Mouvement brownien : régularité höldérienne

- 1 Analyses temps–fréquence et temps–échelle
- 2 Bases d'ondelettes
- 3 Du mouvement brownien au mouvement brownien fractionnaire**
  - Processus gaussiens
  - Mouvement brownien
  - Mouvement brownien fractionnaire**
- 4 Utilisation en analyse de données

# Mouvement brownien fractionnaire (mbf)

## Définition

Soit  $H \in (0, 1)$ . Le mbf  $B^{(H)}$  est un processus gaussien  $H$ -auto-similaire à accroissements stationnaires.

Donc, pour tout  $a > 0$ ,

$$B^{(H)}(a\cdot) \stackrel{d}{=} a^H B^{(H)}(\cdot).$$

et  $\Delta_h(B^{(H)})$  est stationnaire pour tout  $h > 0$ .

## Mbf, un exemple

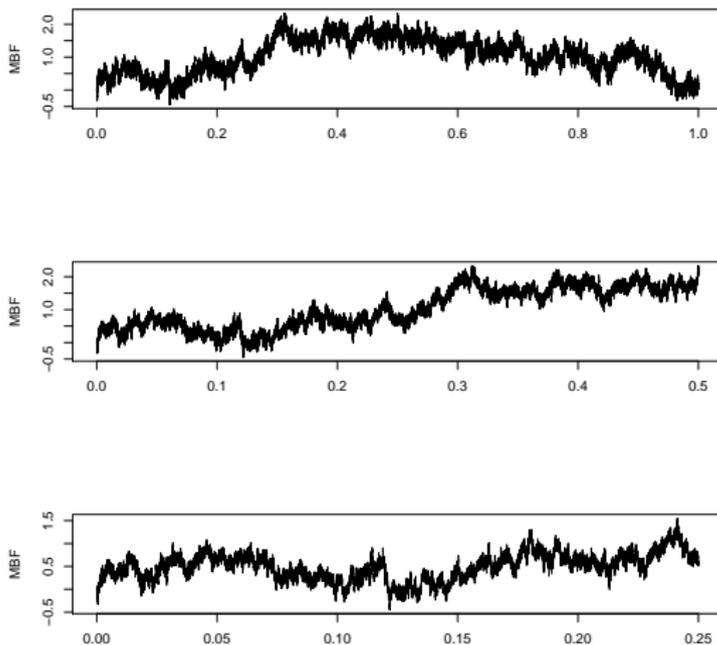


FIGURE: Mouvement brownien fractionnaire,  $H = 0.25$  : 3 échelles

## fbm : propriétés du second ordre

Alors  $B_0^{(H)} = 0$  p.s.,  $\mathbb{E}[B_t^{(H)}] = 0$  et on a

$$\text{var}(B_t^{(H)} - B_s^{(H)}) = \sigma^2 |t - s|^{2H}. \quad (25)$$

Il s'en suit

$$\text{cov}(B_s^{(H)}, B_t^{(H)}) = \frac{\sigma^2}{2} \{ |t|^{2H} + |s|^{2H} - |t - s|^{2H} \}, \quad s, t \in \mathbb{R}.$$

On a donc unicité du mbf avec indice de Hurst  $H$  (à une constante multiplicative  $\sigma^2$  près).

## fbm : existence

Si  $H = 1/2$ , c'est le mouvement brownien.

Soit  $M_s$  un mouvement brownien. Pour tout  $H \in (0, 1) \setminus \{1/2\}$ , on peut définir

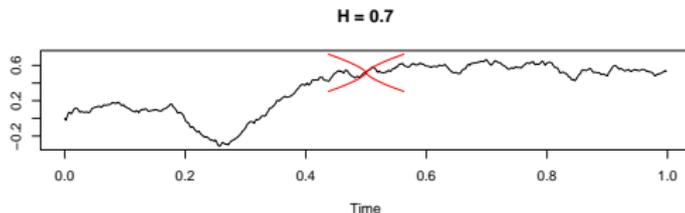
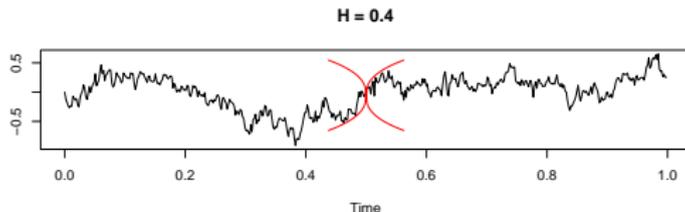
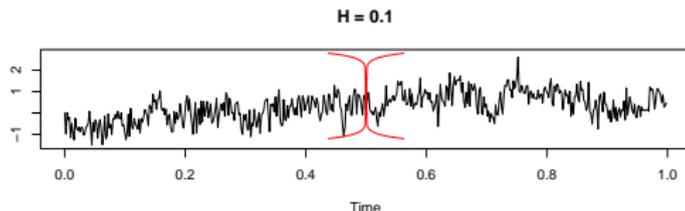
$$X_t = \int \left[ (t-s)_+^{H-1/2} - (-s)_+^{H-1/2} \right] dM_s, \quad t \in \mathbb{R}.$$

Alors  $X$  est gaussien,  $H$ -auto-similaire et a des accroissements stationnaires. D'où

$$X \stackrel{d}{\propto} B^{(H)}.$$

## fbm : propriétés trajectorielles

On peut montrer que  $B^H$  a une trajectoire de régularité Höldérienne  $H$ .

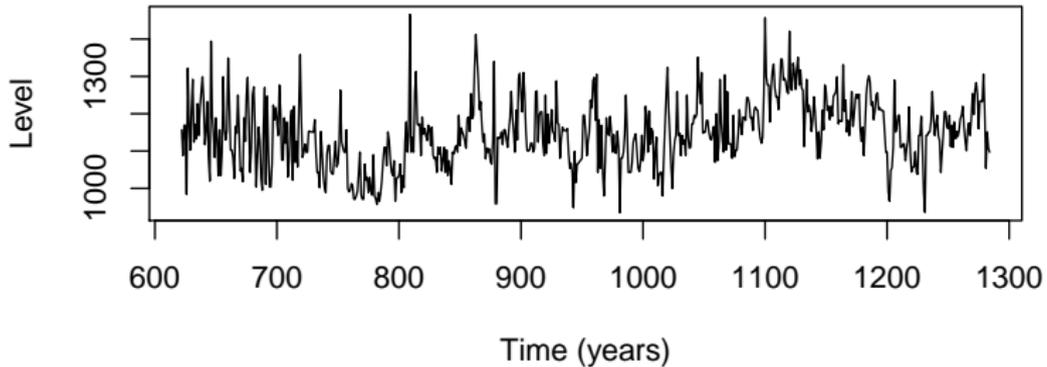


- 1 Analyses temps–fréquence et temps–échelle
- 2 Bases d'ondelettes
- 3 Du mouvement brownien au mouvement brownien fractionnaire
- 4 Utilisation en analyse de données**
  - Exemples de données
  - Analyse en ondelette
  - Application

- 1 Analyses temps–fréquence et temps–échelle
- 2 Bases d'ondelettes
- 3 Du mouvement brownien au mouvement brownien fractionnaire
- 4 Utilisation en analyse de données
  - Exemples de données
  - Analyse en ondelette
  - Application

## Des données “historiques”

**Annual water level minima**



Données étudiées par [Hurst](#) (1951).

## Statistique $R/S$

On définit

$$S_n(t) = \sum_{k=1}^{[tn]} X_k, \quad t \geq 0 \quad \text{et} \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{[tn]} (X_k - S_n(1)/n)^2,$$

où  $X_k, k \geq 1$  sont les observations.

Puis

$$\frac{R}{S} = \frac{\sup(S_n(t) - tS_n(1)) - \inf(S_n(t) - tS_n(1))}{\hat{\sigma}},$$

où les sup et inf sont pris sur  $t \in [0, 1]$ .

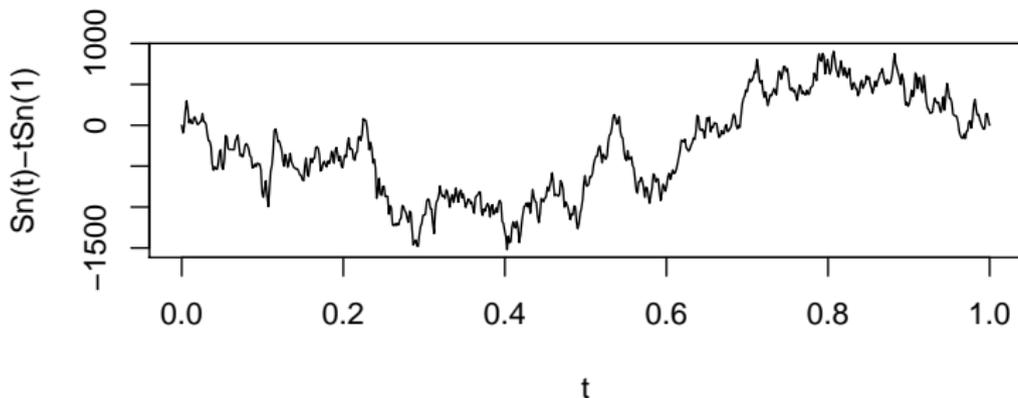
## Comportement asymptotique

Si les  $X_k$  sont de variance finis et i.i.d., alors le théorème de Donsker ([principe d'invariance](#)) indique que

$$n^{-1/2} \frac{R}{S} \Rightarrow \sup_{t \in [0,1]} B_0(t) - \inf_{t \in [0,1]} B_0(t) ,$$

où  $B_0$  est un pont brownien,  $B_0(t) = M(t) - tM(1)$ , avec  $M$  mouvement brownien.

## Sommes partielles empiriques pour un modèle “pas trop dépendant”

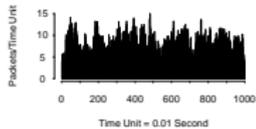
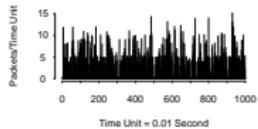
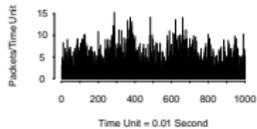
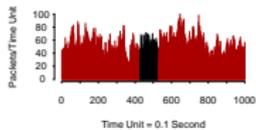
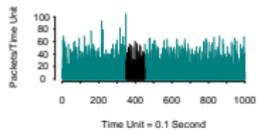
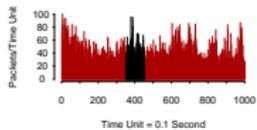
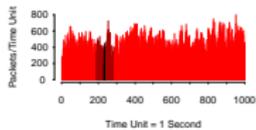
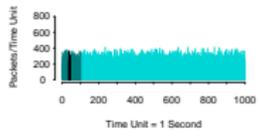
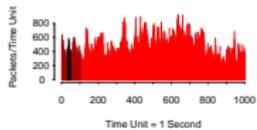
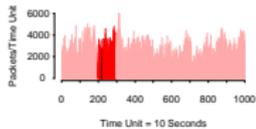
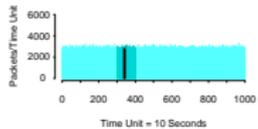
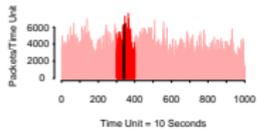
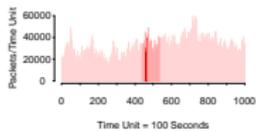
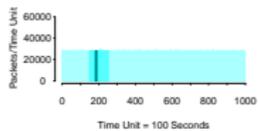
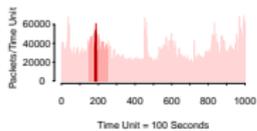


Le graphe obtenu ressemble à celui d'un [mouvement brownien](#).



# Données de trafic Internet

Le graphe suivant est emprunté à Willinger, Taqqu, Leland, Wilson (1995).



## Interpretation (Willinger *et al* (1995))

Soit  $\{S_i(t), t > 0\}$  des sources On-Off indépendantes avec des sessions à **queues lourdes** données par un indice  $\alpha \in (1, 2)$ , et soit le **trafic cumulé**

$$X_{N,T}(t) = \int_0^{tT} \sum_{i=1}^N S_i(s) ds .$$

Alors, si  $N \rightarrow \infty$  puis  $T \rightarrow \infty$ ,

$$T^{-H} N^{-1/2} (X_{N,T} - \mathbb{E}[X_{N,T}]) \Rightarrow B^{(H)} .$$

où  $B^{(H)}$  est le **mbf** avec paramètre de Hurst  $H = (3 - \alpha)/2$ .

- 1 Analyses temps–fréquence et temps–échelle
- 2 Bases d'ondelettes
- 3 Du mouvement brownien au mouvement brownien fractionnaire
- 4 Utilisation en analyse de données**
  - Exemples de données
  - Analyse en ondelette**
  - Application

# Analyse en ondelette du mouvement brownien

Soit  $\{X(t), t \in \mathbb{R}\}$  un mouvement brownien. Soit  $\{\psi_{j,k}, j, k \in \mathbb{Z}^2\}$  une base d'ondelettes à support compact. Alors

$$W_{j,k} = \langle X, \psi_{j,k} \rangle$$

sont des variables gaussiennes indépendantes, centrées de variance

$$\sigma_j^2 = \text{var}(W_{j,k}) \propto 2^{-2j} .$$

# Synthèse du mouvement brownien par séries d'ondelettes

Réciproquement, soit  $\{W_{j,k}, j, k \in \mathbb{Z}^2\}$  une suite de variables gaussiennes indépendantes, centrées de variance

$$\sigma_j^2 = \text{var}(W_{j,k}) \propto 2^{-2j} .$$

Alors

$$\sum_{j,k} W_{j,k} \{\psi_{j,k} - \psi_{j,k}(0)\}$$

converge localement uniformément p.s. vers un mb.

# Analyse en ondelette du mouvement brownien fractionnaire

Si  $\{X(t), t \in \mathbb{R}\}$  un mouvement brownien fractionnaire d'indice de Hurst  $H$ , alors

$$W_{j,k} = \langle X, \psi_{j,k} \rangle$$

sont des variables gaussiennes dépendantes, centrées de variance

$$\sigma_j^2 = \text{var}(W_{j,k}) \propto 2^{-(2H+1)j} . \quad (26)$$

## Remarque

Meyer, Sellan et Taqqu (1999) ont proposé une astuce : en perdant la propriété de base  $L^2$  de  $\{\psi_{j,k}, j, k \in \mathbb{Z}^2\}$ , on peut de ramener au cas où les  $\{W_{j,k}, j, k \in \mathbb{Z}^2\}$  sont indépendantes.

# Analyse en ondelette pour l'estimation de $H$

L'idée est d'utiliser la relation (26) pour estimer  $H$  à partir de  $X_s$ ,  $s = 1, \dots, n$  :

- 1 On calcule  $W_{j,k}$ ,  $1 \leq k \leq n_j$ ,  $0 \leq j \leq J$
- 2 On utilise le scalogramme

$$\hat{\sigma}_j^2 = \frac{1}{n_j} \sum_{k=1}^{n_j} W_{j,k}^2$$

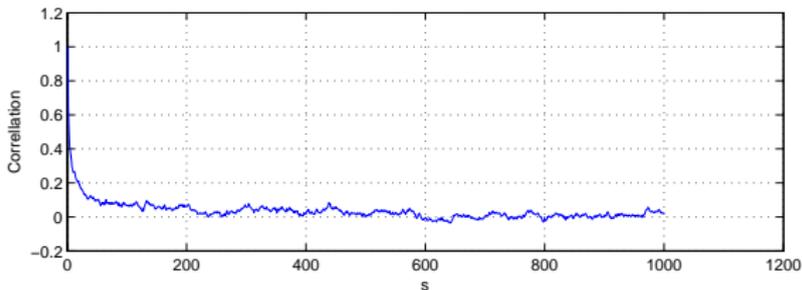
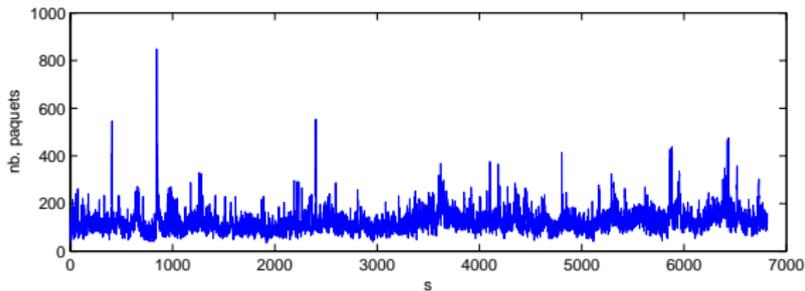
comme estimateur de  $\sigma_j^2$ .

- 3 On en déduit  $H$  en considérant que  $\log \hat{\sigma}_j^2$  est une fonction affine de  $j$  de pente donnée par  $H$ .

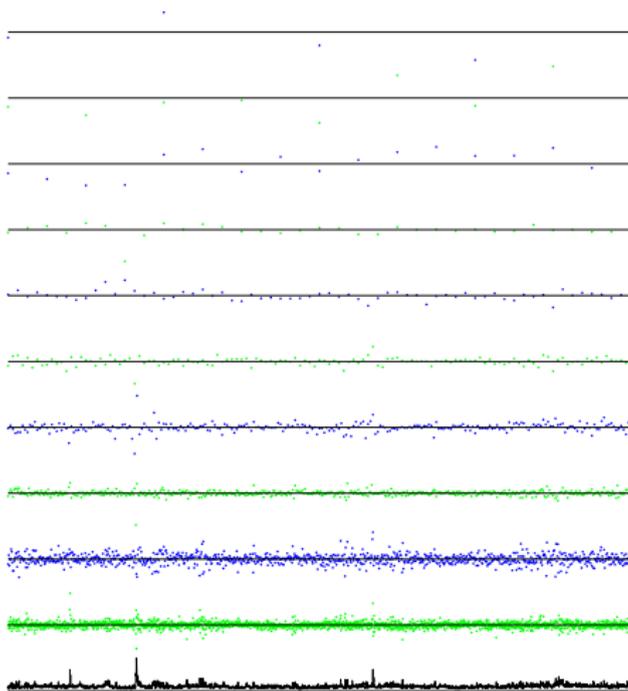
- 1 Analyses temps–fréquence et temps–échelle
- 2 Bases d'ondelettes
- 3 Du mouvement brownien au mouvement brownien fractionnaire
- 4 Utilisation en analyse de données**
  - Exemples de données
  - Analyse en ondelette
  - Application**

# Un exemple sur les données de trafic Internet

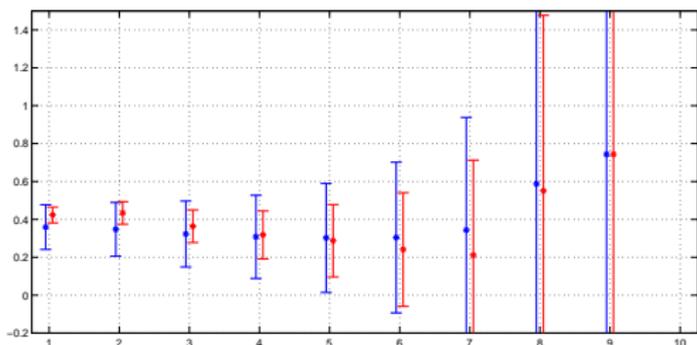
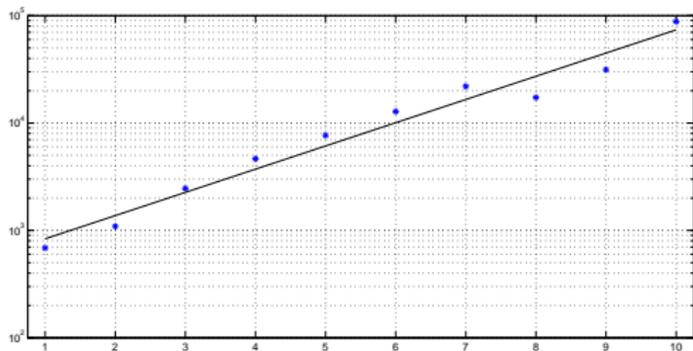
2 heures de Télé-traffic agrégé par seconde.



# Les coefficients d'ondelettes



# Le scalogramme et l'estimation de $H$



## Un peu de lecture I

- P. Abry, P. Flandrin, M. S. Taqqu, and D. Veitch. Self-similarity and long-range dependence through the wavelet lens. In P. Doukhan, G. Oppenheim, and M. S. Taqqu, editors, *Theory and Applications of Long-range Dependence*, pages 527–556. Birkhäuser, 2003.
- P. Flandrin. *Time-Frequency/Time-scale Analysis*. Academic Press, 1st edition, 1999.
- S. Mallat. *A wavelet tour of signal processing*. Academic Press Inc., San Diego, CA, 1998. ISBN 0-12-466605-1.
- Y. Meyer. *Ondelettes et opérateurs*. Hermann, 1990.