

Institut National Polytechnique de Grenoble

NON, NON et NON...  
ou quelques études sur et autour des  
non-propriétés en traitement du signal

Habilitation à Diriger des Recherches

soutenue le 31 mai 2001 par

Pierre-Olivier Amblard

Jury :

Monsieur B. Castaing	Président
Monsieur P. Flandrin	Rapporteur
Monsieur F. Castanié	Rapporteur
Monsieur J.L. Lacoume	Rapporteur
Monsieur P. Comon	Examineur
Monsieur J. Lilensten	Examineur



Merci à Francis Castanié, Patrick Flandrin et Jean-Louis Lacoume pour avoir examiné en détail ce rapport.

Merci à Bernard Castaing pour avoir présider le jury et pour l'intérêt qu'il porte à tout cela.

Merci à Pierre Comon et Jean Lilensten pour être venu écouter mes élucubrations.

Merci à mes co. : Daniel Baudois, Jean-Marc Brossier, Pierre Borgnat, Valérie Carmillet, Laure Duboisset-Chareyre, Jean-Louis Lacoume, Jean Lilensten, Pierre Marchand, Jérôme Mars, Olivier Michel, Eric Moisan, Valérie Pierson, Philippe Ravier, Stéphane Senecal, Steeve Zozor

Merci aux autres, qu'ils soient foteux, qu'ils fassent du running, qu'ils confondent Syrah et Cabernet-Sauvignon, qu'ils mangent des fèves, qu'ils dessinent assis rue des Forges, qu'ils adorent Pompon, bref, merci à tous ceux qui se reconnaîtront...

# Tables des matières

en préambule...	1
de la recherche...	2
...sur les non-propriétés en traitement du signal	3
§1 Description des signaux aléatoires	3
§2 Signaux complexes stationnaires	4
§3 Signaux complexes cyclostationnaires	5
§4 Représentations temps-multifréquence	6
§5 Représentations temps-multiéchelle	6
§6 Estimation adaptative des cumulants	8
§7 Filtres de Volterra fréquentiels et théorie des distributions	8
...sur les applications en non-situations	9
§8 Soustraction de bruit en situation non linéaire	9
§9 Détection de transitoires à l'aide des SOS	10
§10 Détection de transitoires par ondelettes adaptées	11
§11 Détection en réverbération	16
§12 Applications du temps-fréquence en géophysique	17
...sur le traitement du signal et la physique non linéaire	18
§13 Résonance stochastique : systèmes AR(1) non linéaires	18
§14 Résonance stochastique : signaux cyclostationnaires et systèmes à seuil	21
§15 Cascade en turbulence	22
...et de ce que j'en pense	27
... et de ses perspectives	28
§16 Résonance stochastique	28
§17 Cascade en turbulence	28
§18 Non-linéaire et techniques bayésiennes	29
interlude, ou intermède...	30
de l'encadrement...	33
§19 ...et de ce que j'en pense	33
§20 ...de DEA	33
§21 ...de thèses	34
de la vie...	35
§22 ...scientifique	35
§23 ...administrative	35
§24 ...et de ce que j'en pense	35
de l'enseignement	36
§25 ...de diverses choses	36
§26 ...et de ce que j'en pense	36
A <i>Curriculum Vitae</i>	41
B Liste des publications	41
C Variables et signaux aléatoires complexes	45
D Représentations temps-bifréquence	70
E Représentations temps-multiéchelle	81
F Estimation adaptative du cumulants d'ordre 4	86

<b>G</b>	<b>Filtres de Volterra et distributions</b>	<b>94</b>
<b>H</b>	<b>Détection de transitoires à l'aide des ondelettes de Malvar</b>	<b>99</b>
<b>I</b>	<b>Détection de signaux large bande dans de la réverbération</b>	<b>114</b>
<b>J</b>	<b>Résonance stochastique dans les systèmes AR(1) non linéaires</b>	<b>130</b>
<b>K</b>	<b>Systemes à seuils, signaux cyclostationnaires et résonance stochastique</b>	<b>149</b>
<b>L</b>	<b>Cascade en turbulence</b>	<b>162</b>

## en préambule. . .

Ce document constitue le mémoire présenté pour obtenir l’habilitation à diriger des recherches. Il s’organise en cinq parties principales.

*de la recherche. . .* expose les grandes lignes des travaux que j’ai effectués depuis maintenant 9 ans sur les non-propriétés en traitement du signal. Cette partie se décline en quatre points.

Le premier est dédié aux développements théoriques effectués en théorie du signal. Le second se concentre sur la description d’applications que j’ai développées, que ce soit dans des contextes non stationnaires ou non linéaires. J’appelle ces contextes des “non-situations”. Le troisième point concerne des travaux de traitement du signal fondés sur des idées issues de la physique non linéaire. Les mots-clés seront, “résonance stochastique” et “turbulence”. Pour terminer, le quatrième point concerne mes perspectives de recherche pour le futur plus ou moins proche.

*de l’encadrement. . .* présente en détails les stages ingénieurs et DEA que j’ai encadrés et les thèses que j’ai supervisées.

*de la vie. . .* n’expose pas mes vues sur la vie en général, mais présente mon positionnement au sein de la communauté scientifique et au sein des structures administratives qui me chapeautent.

*de l’enseignement. . .* détaille mes activités d’enseignement effectuées depuis 9 ans.

Enfin, les annexes A à L forment la dernière partie de ce document. Le lecteur trouvera un bref *curriculum vitae* à l’annexe A, la liste de mes publications à l’annexe B, et les publications que j’ai choisies d’incorporer à ce document dans les annexes suivantes.

Comment lire ce texte ?

Le mot fondamental du document est *non*. Je dois donc conseiller au lecteur d’adopter une lecture non linéaire! Pour l’aider dans cette voie, je n’ai numéroté que les paragraphes, de §1 à §26. Le lecteur doit donc se munir d’un générateur de nombre aléatoire (une bonne calculette pour simuler l’équation logistique  $x_{n+1} = 4x_n(1-x_n)$  avec  $x_0 \in ]0, 1[$ , et faire<sup>1</sup>  $\$n = [x_n] * 26 + 1$  ; un pc ou un mac avec matlab, octave ou scilab ; une table de nombres aléatoires ; un dé 26 faces non pipé ; *etc.* Il tirera alors une suite de nombres lui donnant l’ordre dans lequel lire les paragraphes. Il est évident que le générateur de nombre aléatoire doit délivrer des réalisations de variables non gaussiennes. Le “nec plus ultra” du lecteur se servira de nombres issus d’un signal non gaussien, non linéaire (sortie d’un système non linéaire) et non stationnaire. Avec cette façon de lire, le lecteur ratera inévitablement l’interlude page 30, ce qui serait dommage. Je l’avertis donc de la présence de cette récréation, qu’il pourra prendre quand bon lui semblera.

Toutefois, une lecture non non linéaire, je veux dire linéaire, est tout à fait acceptable. Que le lecteur prenne autant de plaisir à parcourir ces pages que j’ai eu à les écrire.

---

<sup>1</sup>[.] désigne la partie entière.

## de la recherche. . .

En janvier 1990, je suis allé voir Jean-Louis Lacoume dans son bureau pour demander un travail de thèse. Je ne me souviens pas exactement de la conversation, mais je me rappelle lui avoir dit mon souhait “de faire du non-linéaire”. Je ne savais pas à l’époque toute la difficulté contenue dans le vocable<sup>2</sup>. Et je crois que cette fascination venait, outre de mon esprit de contradiction, de la lecture faite du livre de James Gleick : “La théorie du Chaos” [47]. Cet ouvrage de vulgarisation raconte l’étonnante redécouverte dans les années soixante et soixante dix de la sensibilité aux conditions initiales, effet fondamentalement dû à des phénomènes non linéaires. Les objets issus du non-linéaire sont beaux à pleurer : attracteurs étranges de Lorenz ou de Hénon, ensembles de Mandelbrot ou de Julia, *etc.* Être étudiant et apprendre que tout n’est pas linéaire provoque un choc et déclenche la passion.

J’ai donc commencé ma thèse en octobre 1990 sur un thème lié au non-linéaire. Très vite, le non-linéaire m’a conduit au non-gaussien, puis au non-stationnaire. Le début des années 90 était propice pour l’étude de ces non-propriétés. La communauté française était en ébullition autour de la séparation de sources, des statistiques d’ordre supérieur pour les variables aléatoires complexes (et particulièrement la notion de circularité), *etc.* Les mots cumulants, indépendance, aveugle, *etc.*, bien que parfois connus de longue date participaient à cette effervescence incroyable pour le thésard débutant que j’étais. La communauté internationale n’était pas en reste, et les statistiques d’ordre supérieur étaient en plein “boom”.

Mes deux premières années de thèse se sont passées dans ce contexte un peu fou, et mes travaux sont partis tous azimuts<sup>3</sup>. Je n’ai pas réussi depuis à reprendre un cap unique, sinon travailler sur le *non*. Je ne peux me résigner à étudier un seul sujet pour le connaître dans ses moindres recoins. Le *non* est trop vaste et trop fascinant pour rester cantonné sur une parcelle.

Ceci explique la diversité des thèmes de recherche que j’aborde, et que ce mémoire tente de résumer. Ma thèse de doctorat était découpée en trois parties, chacune associée à une non-propriété et aux quelques travaux que j’avais accomplis. *de la recherche. . .* est découpé également en trois parties, mais de façon différente. Je présente d’abord les études que j’ai menées sur le *non* en théorie du signal, je décris ensuite des applications en *non*-situations sur lesquelles j’ai travaillé, et je termine par des travaux plus originaux liant (c’est certainement un bien grand mot) physique *non* linéaire et traitement du signal. Au fil du texte, certains travaux de ma thèse seront décrits, en étant toutefois moins développés que les études menées depuis.

---

<sup>2</sup>Bien qu’ayant suivi le cours de Daniel Baudois sur le filtrage non linéaire, qui donnait déjà des sueurs froides.

<sup>3</sup>Les azimuts sont au nombre de trois : le non-gaussien, le non-linéaire et le non-stationnaire.

## ...sur les non-propriétés en traitement du signal

Une non-propriété n'est définie que par son contraire. Les non-propriétés que j'étudie sont la non-gaussiannité, la non-stationnarité et la non-linéarité. La description d'une non-propriété ne peut se faire de manière universelle, mais se restreint en général à des sous-classes particulières. Par exemple, il existe une infinité de classes de filtres non linéaires, chacune de ces classes nécessitant un traitement propre, et parfois des techniques spécifiques. Cette caractéristique propre aux non-propriétés rend leur étude passionnante, mais difficile. Les études que j'ai menées en théorie du signal autour des non-propriétés concernent essentiellement la caractérisation des signaux non gaussiens à valeurs complexes, qu'il soient stationnaires, cyclostationnaires ou non stationnaires (§1 à §5), l'estimation adaptative des cumulants d'ordre 4 (§6), et enfin la définition précise des filtres de Volterra fréquentiels en terme des distributions de Schwartz (§7). Avant d'examiner ces travaux, débutons par un rappel sur la description des signaux aléatoires, paragraphe nécessaire à la suite.

### §1 Description des signaux aléatoires

La description des signaux aléatoires repose sur les mesures de probabilités décrivant le signal. Par simplicité, nous admettrons toujours que les mesures de probabilité ont une densité par rapport à la mesure de Lebesgue. Un signal aléatoire  $x(t)$  à valeurs réelles est complètement caractérisé par la connaissance de l'ensemble

$$\mathcal{H}_x = \{P_{x(t_1), \dots, x(t_n)}(x_1, t_1; \dots; x_n, t_n), \forall n \in \mathbb{N} \text{ et } \forall (t_1, \dots, t_n) \in \mathbb{R}^n\}$$

Autrement dit, examiner les propriétés statistiques d'un signal revient à examiner les statistiques conjointes des variables aléatoires  $x(t_1), \dots, x(t_n)$  pour tout  $n$  et évidemment tout  $t_i$ .

Bien entendu, l'ensemble  $\mathcal{H}_x$  est beaucoup trop grand pour être complètement exploité. Ainsi, des années 60 à fin 80, le traitement du signal s'est concentré sur l'exploitation des statistiques d'ordre 2, dérivant des densités de probabilité conjointes du signal pris à deux instants. Les fonctions utilisées s'appellent fonction de corrélation et densité spectrale de puissance. Ces fonctions ont montré tout leur intérêt dans de nombreuses théories et applications. Mais les années 80 ont amené de nouveaux problèmes insolubles avec les statistiques d'ordre deux, et des analyses utilisant plusieurs instants sont devenues nécessaires. Pratiquement, des analyses d'ordre 3 et 4 se sont développées, nécessitant les densités de probabilité à 3 ou à 4 instants.

De plus, l'utilisation de ces ordres dits supérieurs (à deux) a amené les traiteurs de signaux vers les statistiques appelées cumulants (ou semi-invariants dans "l'ancienne" littérature de statistique). Les cumulants sont définis comme les coefficients du développement en série de Taylor du logarithme de la fonction caractéristique. Cette définition implique que :

- les cumulants d'une variable aléatoire (ou d'un vecteur) gaussienne sont nuls dès que l'ordre est supérieur ou égal à 3. En effet, la fonction caractéristique des gaussiennes est l'exponentielle d'une forme quadratique.
- lorsqu'un ensemble de variables aléatoires peut être scindé en deux sous-ensembles de variables indépendantes, les cumulants de l'ensemble des variables aléatoires sont nuls. Cette propriété provient de la factorisation de la fonction caractéristique.
- les cumulants d'une somme de variables aléatoires indépendantes sont égaux à la somme des cumulants des différentes variables en jeu. Cette propriété découle de la précédente et de la multilinéarité des cumulants.

Les cumulants apparaissent comme des statistiques naturelles pour étudier la non-gaussiannité et l'indépendance.

La description statistique se fait de la même manière dans le cas de signaux à valeurs complexes. Les signaux à valeurs complexes sont définis par leurs parties réelle et imaginaire. Autrement dit, décrire un signal complexe nécessite la connaissance de l'ensemble  $\mathcal{H}_x$  des densités de probabilités de la partie réelle et de la partie imaginaire, et ce conjointement. Or, connaître la partie réelle et la partie imaginaire d'un nombre complexe est équivalent à connaître le nombre et son complexe conjugué. L'ensemble  $\mathcal{H}_x$

des densités de probabilité d'un signal aléatoire à valeurs complexes  $x(t)$  est alors défini formellement par

$$\mathcal{H}_x = \left\{ P_{x(t_1), \dots, x(t_n), x^*(t_{n+1}), \dots, x^*(t_{n+q})}(x_1, t_1; \dots; x_n, t_n; x_{n+1}, t_{n+1}; \dots; x_{n+q}, t_{n+q}), \right. \\ \left. \forall (n, q) \in \mathbb{N}^* \times \mathbb{N} \text{ et } \forall (t_1, \dots, t_{n+q}) \in \mathbb{R}^{n+q} \right\}$$

De cette ensemble, les cumulants et les moments du signal aléatoire peuvent être calculés pour caractériser le signal.

Une densité de probabilité à  $n$  instants est une fonction dépendant de  $2n$  variables. Ce nombre de variables peut être réduit si des arguments d'invariance sous des lois de groupe sont avancés. De cette remarque vient une classification des signaux aléatoires :

1. signaux stationnaires
2. signaux cyclostationnaires
3. signaux non stationnaires

Dans cette classification, le groupe considéré est  $\mathbb{R}$  (axe des temps par exemple) muni de l'addition. On dit alors qu'un signal est stationnaire strictement si  $\mathcal{H}_x$  est invariant sous l'action des translations. Autrement dit, traduire de  $\tau$  l'axe des temps ne change pas les propriétés statistiques d'un signal. Ainsi, pour les signaux stationnaires, les propriétés statistiques ne dépendent pas d'un temps 0, ou temps de référence. Ceci implique que les densités de probabilité à  $n$  instants ne sont que  $2n - 1$  dimensionnelles. Lorsque la propriété d'invariance n'est vraie que pour des densités à  $n \leq N$  instants, on dit que le signal est stationnaire à l'ordre  $N$ .

Si l'invariance n'est valide que pour un  $\tau$  donné, (et donc ses multiples), les densités sont périodiques, et le signal est dit cyclostationnaire. Dans ce cas, la notion d'instant de référence surgit, et les statistiques du signal en dépendent.

Enfin, lorsque  $\mathcal{H}_x$  n'est plus invariant sous l'action des translations, le signal est dit non stationnaire, et le temps de référence est évidemment très important dans l'analyse. Les paragraphes qui suivent (§2 à §5) résument les travaux que j'ai effectués sur les statistiques d'ordre supérieur pour les signaux à valeurs complexes qu'il soient stationnaires, cyclostationnaires ou non stationnaires.

## §2 Signaux complexes stationnaires

La théorie des statistiques des signaux non gaussiens remonte au début des années 60 avec les travaux fondateurs de Brillinger, Rosenblatt et Shiryayev [68, 21, 22]. Dans ces différents travaux, les notions de multicorrélations et d'analyses multispectrales sont développées dans le cas de signaux à valeurs réelles. Des mentions aux extensions pour les signaux à valeurs complexes sont faites, mais la théorie générale n'est pas effectuée. De plus, la notion de circularité n'y est pas du tout discutée.

Nous<sup>4</sup> avons étendu au cours de ma thèse ces travaux au cas des signaux à valeurs complexes, modélisation des signaux intéressante dans de nombreux domaines, communication, théorie des ondes, *etc.* La théorie est développée dans [10, 3, 4, 51] (voir annexe C).

Par extension de l'ordre deux, les fonctions utilisées aux ordres supérieurs s'appellent multicorrélation et multispectre. La multicorrélation à  $n$  instants est définie comme le cumulants des valeurs du signal prises à  $n$  instants. Elle se déduit donc de la densité de probabilité à  $n$  instants. Toutefois, le cas stationnaire réduit la dimension de la densité de  $2n$  à  $2n - 1$ . Après moyennage pour obtenir le cumulants, il ne reste alors que  $n - 1$  variables temporelles. De plus, le paragraphe précédent a montré la nécessité dans le cas complexe de travailler à la fois sur le signal et son complexe conjugué. Dans ce cas, nous travaillons à l'ordre  $p + q$ ,  $p$  représentant le nombre de valeurs du signal non conjuguées, et  $q$  dénotant le nombre de valeurs conjuguées. La multicorrélation d'ordre  $p + q$  est alors définie par

$$C_{x,p+q}(\boldsymbol{\tau}) = \text{Cum}[x(t), x(t + \tau_1), \dots, x(t + \tau_{p-1}), x^*(t - \tau_p), \dots, x^*(t - \tau_{p+q-1})]$$

où  $\boldsymbol{\tau} = (\tau_1, \dots, \tau_{p+q-1})$ . Remarquons dans cette définition que l'instant de référence ne joue aucun rôle, ce fait traduisant la propriété de stationnarité. Par convention,  $x(t)$  apparaît non conjugué ; la version

---

<sup>4</sup>La théorie est développée avec Jean-Louis Lacoume.

dans laquelle ce terme est conjugué se déduit par symétrie. Notons de plus la paramétrisation particulière dans la définition de la multicorrélation : le signal non conjugué intervient à travers ses versions avancées, alors que le signal conjugué intervient à travers ses versions retardées<sup>5</sup>. Cette paramétrisation est adoptée pour permettre la généralisation directe du théorème de Wiener-Khintchine (voir [10, 51], et conduit à la définition du multispectre d'ordre  $p+q$  comme transformée de Fourier  $p+q-1$  dimensionnelle de la multicorrélation

$$S_{x,p+q}(\boldsymbol{\nu}) = \mathcal{F} \{C_{x,p+q}(\boldsymbol{\tau})\}$$

où  $\boldsymbol{\nu} = (\nu_1, \dots, \nu_{p+q-1})$ . On montre alors que le multispectre examine les interactions statistiques entre les  $p+q-1$  fréquences  $\nu_i$  du signal, et la fréquence de couplage  $\nu_0$  définie par

$$\nu_0 = -\sum_{i=1}^{p-1} \nu_i + \sum_{i=p}^{p+q-1} \nu_i$$

Dans l'espace de dimension  $p+q$  des fréquences, l'équation précédente est l'équation d'un hyperplan appelé variété stationnaire.

Les définitions précédentes peuvent être données à l'aide des moments. Dans ce cas, on parle de multicorrélation (ou multispectre) des moments. L'avantage des cumulants a été évoqué dans le paragraphe précédent<sup>6</sup>. Un autre avantage des cumulants apparaît nettement dans l'espace des fréquences. Cet avantage vient du fait que les cumulants sont des statistiques "nettoyées" de l'effet des statistiques d'ordre inférieur. Par exemple, la variance, ou cumulant d'ordre deux, examine la dispersion autour de la moyenne (cumulant d'ordre 1) et ne tient donc pas compte de la moyenne. A l'ordre deux, le spectre des moments est de façon générale la somme du spectre (des cumulants) et d'une distribution de Dirac à la fréquence nulle portant le carré de la moyenne du signal. Ceci se généralise à tout ordre. Le multispectre des moments est égal à la somme du multispectre des cumulants et de contributions statistiques d'ordre inférieur portées par des hyperplans appelés variétés propres [21, 22]. Cette propriété est liée au comportement des moments face à l'indépendance, et à la notion de signal mélangeant. Un signal est mélangeant lorsque des valeurs du signal sont de plus en plus indépendantes lorsque les instants d'étude sont de plus en plus éloignés. Autrement dit, un signal est mélangeant lorsque ses multicorrélations décroissent vite vers 0 à l'infini<sup>7</sup>. Par exemple, les échantillons infiniment éloignés d'un signal non centré sont corrélés lorsque la corrélation est mesurée avec les moments, puisque dans ce cas la fonction de corrélation ne tend pas vers zéro à l'infini, mais tend vers le carré de la moyenne.

Les propriétés des multicorrélations et multispectres de signaux à valeurs complexes sont semblables aux propriétés obtenues dans le cas de signaux à valeurs réelles (les propriétés de symétrie étant toutefois moins riches). Par contre, l'étude des statistiques d'ordre supérieur des variables et signaux à valeurs complexes met en lumière une propriété particulière : la circularité. La circularité correspond à l'invariance des mesures de probabilité sous l'action des rotations. Elle conduit à des propriétés intéressantes. Par exemple, si un signal est circulaire, les multicorrélations comportant un nombre différent de termes conjugués que de termes non conjugués sont nulles. Ceci peut avoir des applications intéressantes en communication, puisque certains types de modulations numériques sont circulaires jusqu'à un certain ordre, et peuvent être distingués par des analyses multispectrales [54, 55].

### §3 Signaux complexes cyclostationnaires

Les signaux cyclostationnaires forment une classe particulièrement intéressante de signaux non stationnaires. La stationnarité correspond à l'invariance sous toute translation des mesures de probabilités. La cyclostationnarité est définie de la même façon, mais l'invariance existe pour une seule translation. Autrement dit, les processus cyclostationnaires sont caractérisés par la périodicité de leurs mesures de probabilité. Cette notion peut s'étendre à la presque-périodicité. La théorie des statistiques d'ordre supérieur des processus cyclostationnaires a été développée par Gardner et Spooner dans une modélisation déterministe [43, 44] et par Giannakis et Dandawaté dans une modélisation stochastique [33, 34]. Ces derniers n'ont pas développé l'aspect complexe, pourtant très important en

<sup>5</sup>Avances et retards peuvent être négatifs ou positifs!

<sup>6</sup>Toutefois, il semble que les modèles multiplicatifs soient plus simples à étudier à l'aide des moments.

<sup>7</sup>En général, la décroissance doit être suffisamment rapide pour assurer l'existence de la transformée de Fourier des multicorrélations pour toutes les fréquences.

télécommunications. L’aspect complexe a été traité par Gardner et Spooner, mais le cadre déterministe retenu conduit à mon sens à une inutile complication des formalismes. Nous avons donc retravaillé la formulation des statistiques d’ordre supérieur pour les signaux cyclostationnaires à valeurs complexes, travail accompli avec P. Marchand durant sa thèse [51, 54, 55]. La démarche est la même que pour les signaux stationnaires. Les multicorrélations sont définies de la même façon, mais dépendent cette fois de l’instant de référence et ce de manière périodique. La transformée de Fourier  $t \leftrightarrow \lambda$  de la multicorrélation  $C_{x,p+q}(t, \boldsymbol{\tau})$  conduit à la multicorrélation cyclique  $S_{x,p+q}(\lambda, \boldsymbol{\tau})$ . Une transformée de Fourier supplémentaire  $\boldsymbol{\tau} \leftrightarrow \boldsymbol{\nu}$  permet de définir la multicorrélation spectrale  $\mathcal{S}_{x,p+q}(\lambda, \boldsymbol{\nu})$ . Etant donnée la périodicité en  $t$ , la multicorrélation spectrale est discrète en  $\lambda$ , et ne vit que sur des hyperplans définis par  $\lambda = k/T$ ,  $k \in \mathbb{Z}$ , où  $T$  est la période de cyclostationnarité.

P. Marchand a utilisé le formalisme cyclostationnaire dans sa thèse pour faire de la classification de modulations numériques.

#### §4 Représentations temps-multifréquence

L’étude des signaux non stationnaires a débuté après la seconde guerre avec les travaux de Gabor et de Ville [71, 36]. J. Ville a introduit la notion d’analyse temps-fréquence, et a effectué un parallèle entre mécanique quantique et théorie du signal. Reconnaisant les similitudes des cadres théoriques (espaces vectoriels hilbertiens), il a su montrer le bien fondé de la distribution de Wigner pour l’analyse des signaux non stationnaires. L’activité en théorie du signal non stationnaire s’est essentiellement développée dans les années 70, bien que des travaux aient été réalisés en radar dans les années 60 (n’oublions pas les nombreux travaux en mécanique quantique durant cette période). Les années 80 ont vu des avancées considérables, et diverses théories sont apparues et/ou se sont développées : analyses linéaires (Fourier court terme, ondelettes), analyses bilinéaires (classe de Cohen, classe affine), analyses paramétriques évolutives, *etc.* Le nombre d’outils aujourd’hui disponibles pour l’analyse de signaux non stationnaires est immense (voir [36]), phénomène bien compréhensible pour une non-propriété.

A la fin des années 80 et au début des années 90, le “boom” des statistiques d’ordre supérieur a conduit les chercheurs à l’étude des propriétés d’ordre supérieur des signaux non stationnaires. Le premier travail fut l’extension par Gerr de la distribution de Wigner-Ville à l’ordre 3 [45], suivi un peu plus tard par des travaux de Fonollosa, Giannakis, Swami [69, 46, 37]. Ces différents travaux ont concerné la généralisation brutale des distributions bilinéaires aux distributions multilinéaires.

Durant ma thèse, je me suis intéressé aux distributions multilinéaires, en essayant de leur donner un cadre théorique rigoureux. Partant de la forme la plus générale qu’une représentation multilinéaire peut avoir, et considérant des propriétés naturelles qu’une représentation multilinéaire doit posséder, nous avons pu construire une classe générale de représentations appelées représentations temps-multifréquence. Ces travaux sont exposés dans [10, 51, 7, 5]. Cette dernière référence fait l’objet de l’annexe D.

Les propriétés évoquées sont des covariances sous des lois de groupe. La première est la covariance sous les translations temporelles : si le signal analysé est translaté, on souhaite que la représentation temps-multifréquence se décale de la même façon. La deuxième est la covariance sous les translations de fréquence. Cette propriété est moins naturelle que la première. Toutefois, en examinant le comportement des multicorrélations de signaux aléatoires stationnaires, on montre, que cette propriété est vérifiée aux ordres pairs, et vérifiée dans une certaine mesure aux ordres impairs pour des inter-multicorrélations. Nous avons donc imposé cette covariance aux représentations temps-multifréquence. Imposer ces propriétés de covariance conduit alors à l’extension aux ordres supérieurs de la classe de Cohen. On obtient une classe générale de représentations temps-multifréquence, et ce pour tout ordre. Ce travail est essentiellement théorique, et les représentations obtenues sont difficilement exploitables en pratique (lourdeur en calculs, problèmes d’interférences, difficultés de lecture et surtout d’interprétation). Toutefois, la théorie offre un cadre de réflexion qui permet de développer des idées de traitement. Nous avons d’ailleurs pu replacer une application de détection de transitoires dans ce cadre [10, 6]. Notons que des travaux récents ont permis l’utilisation des ces représentations dans un problème industriel [31].

#### §5 Représentations temps-multiéchelle

Les représentations temps-multifréquence évoquées au paragraphe précédent ont été étudiées jusqu’au milieu des années 90. Depuis, les recherches théoriques sur ces objets ont été un peu délaissées. Mes

travaux sur l'étude de la cascade d'énergie en turbulence (voir §15), m'ont conduit récemment à revenir sur le terrain pour essayer de définir des représentations temps-multiéchelle. La motivation pour définir ces représentations se décline en deux points de vue.

La cascade d'énergie en turbulence est un phénomène toujours mal (ou pas) compris. Une image de la turbulence est la célèbre cascade de Richardson [40] dans laquelle les tourbillons de grande taille se cassent en de plus petits tourbillons, qui se cassent en de plus petits, *etc.* Dans cette vision, l'énergie se transfère des objets de grande taille vers les objets de petite taille. De plus, le mécanisme de transfert d'énergie, encore très mal compris, est géré par l'équation fortement non linéaire de Navier-Stokes. L'étude de cette cascade revient donc à examiner des interactions non linéaires entre des structures vivant à des échelles différentes. Pour introduire la notion d'échelle, les physiciens utilisent les incréments d'un signal, et depuis peu la théorie des ondelettes.

Les ondelettes ont montré leur efficacité pour l'étude des signaux fractals puis multifractals. Pour l'estimation de la dimension fractale d'un signal, des analyses statistiques d'ordre 2 effectuées sur les coefficients en ondelette suffisent. Par contre, l'analyse de signaux multifractals nécessite l'utilisation de statistiques d'ordre supérieur. Les multifractals aléatoires sont fondamentalement non gaussiens. Caractériser un signal multifractal peut par exemple passer par l'étude des statistiques  $E[TO(a, t)^q]$ , où  $TO(a, t)$  est le coefficient en ondelette du signal à l'échelle  $a$  et au temps  $t$ . Le comportement de la statistique en fonction de  $a$  et de  $q$  renseigne sur la multifractalité. Toutefois, ces quantités sont des statistiques à un point et ne permettent pas l'étude des liens statistiques éventuels entre échelles. Enfin, des cascades multiplicatives en échelle ont été proposées comme modèles de cascade en turbulence, et conduisent à des signaux multifractals. Des représentations temps-multiéchelle pourraient alors contribuer à la compréhension et à l'analyse de ces cascades.

Un autre point de vue, moins pragmatique, consiste à généraliser les techniques d'ordre 2 aux ordres supérieurs. Si cette généralisation est maintenant bien établie dans le cadre des signaux stationnaires, un effort reste à fournir dans le cas non stationnaire. Nous illustrons ce fait sur la figure 1. A l'ordre 2, les représentations temps-fréquence covariantes par translations constituent la classe de Cohen, et les représentations temps-échelle covariantes par translations (des groupes concernés) définissent la classe affine, d'intersection non nulle avec la classe de Cohen [65, 20]. On montre de plus que ces deux classes peuvent être générées à l'aide de la représentation de Wigner-Ville *via* des transformations ad-hoc. La classe de Cohen a été généralisée aux ordres supérieurs pour conduire à une classe générale de représentations temps-multifréquence [37, 5]. Par contre, la généralisation de la classe affine à une classe de représentations temps-multiéchelle reste à faire.

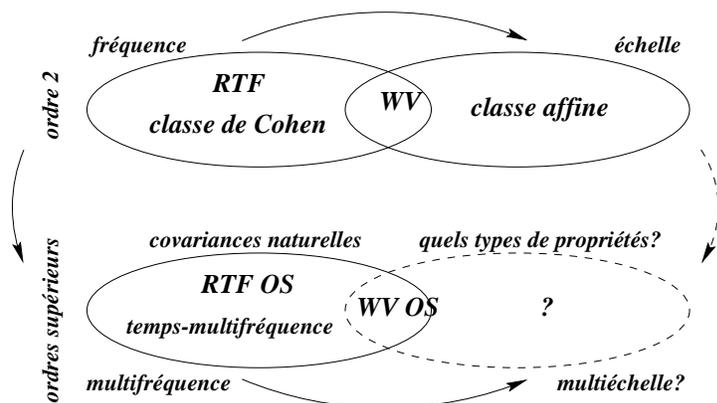


Figure 1: Du temps-fréquence(-échelle) bilinéaire vers le temps-multifréquence(-multiéchelle).

J'ai commencé récemment, une réflexion sur le sujet en collaboration avec O. Michel, du laboratoire de physique de l'ENS Lyon<sup>8</sup>. Une première publication de ces travaux [8] est présentée en annexe E.

Nos tentatives de construction de représentations temps-multiéchelle se cantonnent pour l'instant à l'ordre 3, ordre qui je crois contient toutes les difficultés. Le principe de la construction est le même que pour les représentations temps-multifréquence. Partant d'une représentation générale trilinéaire,

<sup>8</sup>C'est avec plaisir que je corrige le tir : O. Michel est maintenant professeur à l'Université de Nice, et dépend du laboratoire d'astrophysique...

nous imposons des propriétés de covariance, cette fois sous les lois de transformations du groupe affine, c'est-à-dire

$$(t, a) \longrightarrow \left( \frac{t - \tau}{a'}, \frac{a}{a'} \right)$$

Cette covariance impose au noyau de la représentation trilinéaire de prendre une certaine forme. Contrairement au cas temps-bifréquence, pour lesquelles les covariances imposées conduisent à un noyau dépendant simplement des fréquences d'analyse (exponentielle imaginaire conduisant à une transformée de Fourier), le noyau temps-multiéchelle dépend du rapport des échelles d'analyse, et ne donne pas de formulation simple de la classe générale. Ce fait est encore incompris. Nous pensons que les difficultés rencontrées sont dues à la mauvaise compréhension que nous avons de la notion d'interaction non linéaire entre échelles [8]. Ce travail est toujours en cours et fait partie de mes perspectives de recherche.

## §6 Estimation adaptative des cumulants

Les paragraphes précédents traitent de la théorie des statistiques d'ordre supérieur à deux pour les signaux non gaussiens. Aucune mention n'a été faite sur leur utilisation en pratique, et donc sur le problème épineux de leur estimation.

Estimer des moments est assez facile, puisqu'il suffit de sommer. Estimer un cumulant est beaucoup plus difficile. Une façon simple est d'utiliser l'expression du cumulant en fonction des moments en remplaçant les moments par leurs estimateurs. Cette manière ne conduit à une estimation non biaisée qu'asymptotiquement. Pour une estimation non biaisée à temps fini, il faut avoir recours aux  $k$ -statistiques [51, 49, 56]. De même, la théorie de l'estimation des multicorrélations et des multispectres est difficile [21, 22, 51]. Enfin, en des contextes non stationnaires, estimer des représentations temps-multifréquence relève de l'exploit. Toutefois, certaines applications requièrent l'estimation de cumulants évoluant dans le temps. Un algorithme spécifique a été développé avec Jean-Marc Brossier permettant une estimation adaptative du cumulant d'ordre 4 d'un processus blanc [1], voir annexe F.

Pour estimer récursivement le cumulant d'ordre 4 d'un processus blanc centré, une méthode simple consiste à estimer récursivement les moments d'ordre 2 et 4, et à les combiner selon  $c_4(t) = m_4(t) - 3m_2(t)^2$ , formule liant moments d'ordre 2 et 4 au cumulant d'ordre 4. Le problème de cette façon de faire réside dans la variance d'estimation du moment d'ordre 2 qui a autant d'importance que celle de l'estimation du moment d'ordre 4. L'astuce proposée dans [1] est de considérer que le terme  $x(t)^4 - 3x(t)^2m_2(t-1)$  est une estimation non biaisée du cumulant d'ordre 4 (uniquement dans le cas blanc). L'algorithme est alors le suivant

$$\begin{aligned} m_2(t) &= m_2(t-1) + \mu (x(t)^2 - m_2(t-1)) \\ c_4(t) &= c_4(t-1) + \gamma (x(t)^4 - 3x(t)^2m_2(t-1) - c_4(t-1)) \end{aligned}$$

L'algorithme est étudié dans [1] où il est montré sa convergence en moyenne, et où la variance asymptotique est calculée explicitement. Le résultat intéressant est la robustesse de l'algorithme par rapport au paramètre  $\mu$  : en effet, ce facteur d'oubli n'a que peu d'influence sur la variance asymptotique, contrairement au cas classique où moments d'ordre 2 et 4 servent à l'estimation du cumulant.

## §7 Filtres de Volterra fréquentiels et théorie des distributions

Les filtres de Volterra sont des filtres polynômiaux avec mémoire. Ils forment une classe intéressante de filtres non linéaires, et ont prouvé leur utilité dans un certain nombre d'applications (voir §8).

Lors de la rédaction de mon mémoire de thèse, le "nec plus ultra" du relecteur, Eric Moisan, m'a fait remarquer que la définition fréquentielle des filtres de Volterra laissait à désirer, surtout en présence de signaux ne possédant pas de transformée de Fourier au sens usuel. C'est le cas par exemple des signaux harmoniques ou des signaux échantillonnés. Nous avons donc entrepris tous les deux de travailler à la définition des filtres de Volterra fréquentiels en utilisant la théorie des distributions de Schwartz (plus précisément les distributions tempérées). Ce travail est publié dans [9] et est reproduit à l'annexe G.

La définition en terme des distributions permet de faire des calculs efficaces de sorties de filtres de Volterra attaqués par des fréquences pures, et nous a permis d'étudier le problème épineux du passage du temps continu vers le temps discret [12].

## ...sur les applications en non-situations

Les paragraphes précédents ont essentiellement traité des travaux théoriques menés depuis maintenant 10 ans. Toutefois, durant ces années, j'ai souvent pu confronter la théorie à la réalité, réalité qui se traduit pour nous par le vocable "signaux réels".

J'ai eu la chance dès mes débuts d'avoir à disposition des signaux réels de la Direction des Constructions Navales concernant la soustraction de bruit en surveillance par sonar embarqué. L'application développée dans ce cadre est décrite au paragraphe §8. Les liens que nous avons avec la DCN nous ont permis alors d'obtenir des enregistrements de signaux transitoires, et de travailler sur la détection de transitoires (application sur laquelle j'ai travaillé avec L. Duboisset-Chareyre, J.L. Lacoume et P. Ravier, en collaboration avec G. Gouillet<sup>9</sup>). Ces travaux font l'objet des paragraphes §9 et §10. Toujours dans le domaine de l'acoustique sous-marine, j'ai eu l'occasion de collaborer<sup>10</sup> avec V. Carmillet lors de sa thèse sur le problème délicat de la détection de signaux en présence de bruit de réverbération. Ce point est évoqué au paragraphe §11. Enfin, les activités géophysiques (interne et externe) du laboratoire n'ont pas échappé à mon ratissage! Je présente brièvement les résultats de quelques collaborations avec J. Lilensten (externe) et J. Mars (interne) sur l'application de l'analyse temps-fréquence en géophysique (§12)

### §8 Soustraction de bruit en situation non linéaire

La méthode de Soustraction de Bruit (SdB) (Noise Cancellation en Anglais) est devenue célèbre avec l'article de B. Widrow et de ses collègues publié en 1975 [73], bien que la notion de référence bruit seule ait été mise en avant par H. Mermoz bien avant [57]. Dans [73], l'application de cette méthode à l'écoute du cœur d'un fœtus est remarquable. En effet, les battements du cœur du fœtus sont faibles, et sont en grande partie cachés par ceux du cœur de la mère. Widrow propose alors de placer un capteur de référence au niveau du cœur de la mère, et montre comment estimer l'influence de cette référence sur un capteur d'écoute placé près du cœur du fœtus. Une fois l'influence quantifiée, il suffit de la retrancher du capteur d'écoute pour obtenir le rythme cardiaque propre du fœtus. La soustraction de bruit est donc une méthode d'élimination de bruit d'un signal lorsque l'on a accès à une référence liée au bruit pollueur. Elle est fondée sur des hypothèses de type indépendance et son principe est d'identifier le lien entre la référence (souvent appelée référence bruit seul) et le bruit. L'identification étant faite, une estimation du bruit est obtenue et est retranchée du signal bruité. Cette démarche est résumée par la figure 2.

Les travaux de pionniers de B. Widrow et de ses collaborateurs ont conduit de nombreuses équipes à travailler dans ce domaine. Toutefois, les études ont été principalement menées dans le cas où le lien entre le bruit et sa référence est supposé linéaire. Plus précisément, nous pouvons dire qu'aucune hypothèse n'était faite sur la nature du lien, mais que ce lien était identifié dans la classe très restreinte des systèmes linéaires. De plus, de nombreux travaux ont concerné la soustraction de bruit en linéaire pour des signaux non stationnaires. Une synthèse détaillée des divers algorithmes utilisables et une bibliographie étendue peuvent être trouvés dans [18].

Les Filtres de Volterra, filtres polynômiaux, sont évidemment non linéaires, mais présentent la particularité d'être "linéaires en paramètres". Autrement dit, à entrée fixée, la somme pondérée des sorties de deux filtres de Volterra est la sortie d'un filtre de Volterra, dont les paramètres sont la somme pondérée des paramètres des deux filtres de Volterra considérés. Ce fait permet d'écrire la sortie d'un filtre de Volterra sous forme linéaire et d'utiliser l'arsenal du linéaire pour travailler, par exemple pour identifier.

Dans le cadre de la soustraction de bruit, lorsque référence bruit seul et signal utile sont indépendants et centrés, l'utilisation des filtres de Volterra peut s'effectuer. Le lien entre référence bruit et signal pollueur est identifié dans la classe des filtres de Volterra, le bruit pollueur est ensuite estimé et retranché de l'observation. Cette technique a été appliquée avec un certain succès sur une expérience réelle en surveillance sonar [10, 51]. L'apport des filtres non linéaires est impressionnant sur cet exemple particulier, puisque des gains de 10 dB ont été obtenus sur certaines composantes spectrales du signal pollueur. En effet, l'utilisation de filtres quadratiques permet de retrouver des couplages existant entre des fréquences  $\nu_1, \nu_2$  et  $\nu_1 + \nu_2$ , couplage indétectable en n'utilisant que des filtres linéaires. Notons que

<sup>9</sup>Eminent membre de la DCN que je suis heureux de saluer ici.

<sup>10</sup>Et ce n'est pas fini...

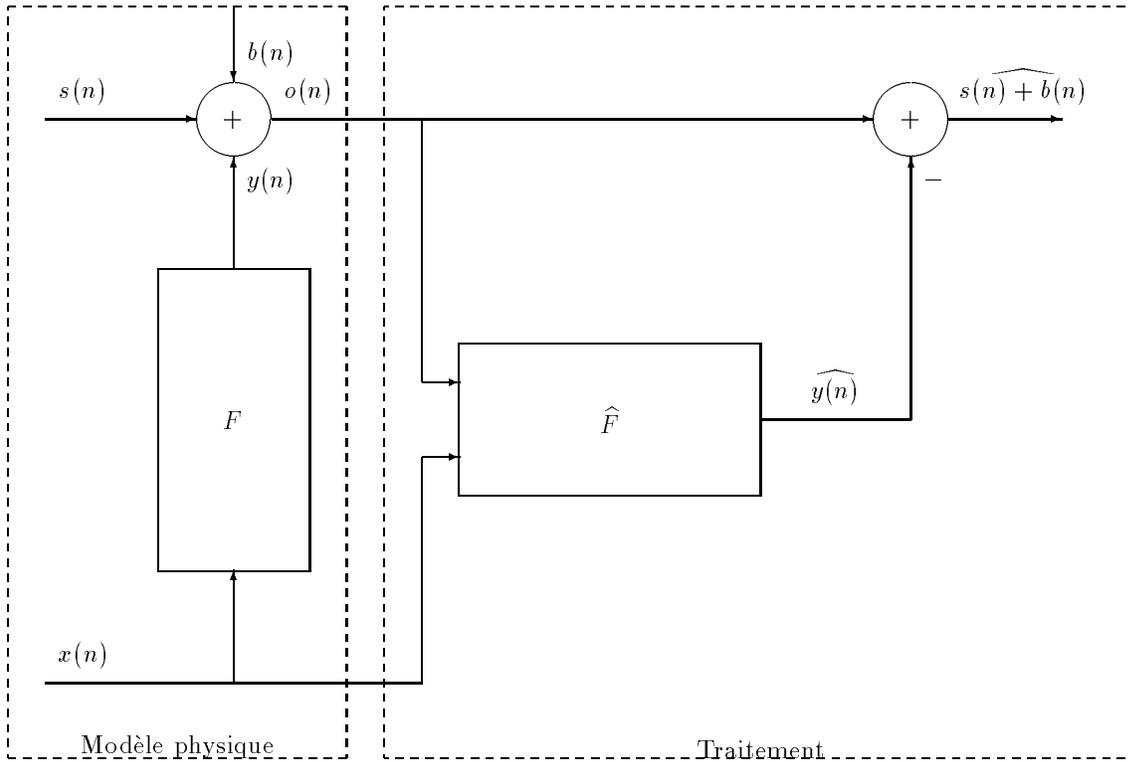


Figure 2: Principe de la soustraction de bruit

K. Mio a obtenu par la suite des résultats encore plus spectaculaires en utilisant des filtres bilinéaires [59].

### §9 Détection de transitoires à l'aide des SOS

Ce paragraphe et le suivant traitent de la détection de transitoires. Il n'est pas inutile de débiter par définir la notion de transitoire, et de préciser le contexte de détection dans lequel nous nous plaçons.

La définition d'un signal transitoire n'existe pas, et nous ne pouvons donner que des éléments qualitatifs pour préciser la nature de tels signaux. Le terme transitoire évoque la brièveté du signal par rapport à l'échelle de l'observation. Autrement dit, lorsque l'on observe un signal noyé dans une observation de durée  $T$ , le signal est bref si son support est très inférieur à  $T$ . De plus, les transitoires auxquels nous nous intéressons sont souvent issus de chocs divers, et présentent donc des résonances marquées. Ainsi, dans la suite, un transitoire est un signal oscillant, bref à l'échelle de l'observation.

Les problèmes de détection se posent souvent statistiquement en terme de tests d'hypothèses. Résoudre un tel problème requiert la connaissance des lois de probabilité de l'observation conditionnellement aux diverses hypothèses. Ainsi, le signal à détecter est en général paramétré, de sorte que les probabilités conditionnellement aux hypothèses soient calculables. Si les paramètres du signal sont inconnus, une étape d'estimation est ajoutée à la procédure de détection. Ce genre d'approche est utilisable dans les systèmes de détection actifs, pour lesquels un signal est émis, interagit avec un milieu, et est à détecter ensuite. Le problème de la détection de transitoire tel que nous l'étudions n'entre pas dans ce cadre, mais relève de la détection passive. Autrement dit, nous cherchons un signal de forme inconnue (et donc non paramétré) dans du bruit. Ce problème est difficilement "théorisable", et des approches plutôt empiriques sont adoptées. On peut par exemple recourir à un détecteur énergétique qui cherche des variations d'énergie dans le bruit supposé stationnaire.

La première approche que j'ai développée repose sur l'utilisation de statistiques d'ordre supérieur [10, 6], et a fait l'objet de développements ultérieurs dans le cadre du DEA de P. Ravier (études des performances [13]). L'idée de cette approche est simple : le bruit est en général supposé gaussien, stationnaire, alors que le transitoire est bref, fortement oscillant, et apparaît comme non gaussien (si on le replace dans une modélisation stochastique). Détecter un transitoire revient alors à chercher un

brusque écart à la gaussiannité dans le bruit. Un outil de choix chiffrant l'écart à la gaussiannité est la néguentropie (divergence de Kullback entre une densité et la densité gaussienne de mêmes moyenne et variance). Bien sûr, implanter une divergence de Kullback requiert l'estimation de mesures de probabilité, tâche impossible dans le problème de détection de transitoires (brièveté du transitoire). Toutefois, P. Comon [32] a montré qu'en première approximation la néguentropie est proportionnelle au carré du cumulatif d'ordre 4 (l'approximation repose sur l'utilisation du développement de Edgeworth d'une densité de probabilité [56]).

Le détecteur de transitoire utilise cette idée. Il estime de façon adaptative le cumulatif d'ordre 4 de l'observation (en utilisant l'algorithme présenté au §6), élève au carré l'estimation, et compare le résultat à un seuil. L'étude de performance [13] montre *via* des réseaux de courbes COR le comportement de ce détecteur, et ce en fonction des divers paramètres en jeu. Ce détecteur se comporte de façon intéressante, et dans bon nombre de situations est supérieur au simple détecteur énergétique. Toutefois, dans des contextes où le bruit n'est plus blanc, les performances se dégradent.

Une autre technique fondée sur le bispectre a été étudiée et implantée en temps-réel par L. Dubois-Chareyre dans sa thèse [35]. L'idée est ici d'estimer le bispectre sur des tranches de signal, et de tester la nullité du bispectre dans son triangle de définition principal (hypothèse gaussienne), ou dans un triangle extérieur (hypothèse de stationnarité). Les résultats de ce détecteur sont très bons.

## §10 Détection de transitoires par ondelettes adaptées

Ce paragraphe est la synthèse de 4 ans d'activité sur la détection de transitoires par ondelettes adaptées. Il résulte d'idées que P. Ravier a approfondies durant sa thèse de doctorat. Ce paragraphe est plus structuré que les précédents. Je commencerai par présenter l'idée de la détection par ondelette adaptée, donnerai ensuite des éléments pour comprendre les ondelettes de Malvar et les paquets d'ondelettes et terminerai avec la stratégie de détection adoptée.

**Transitoires et temps-fréquence.** La figure 3 montre un signal transitoire réel et deux observations de bruit ; l'une correspond à l'hypothèse  $H_0$  de bruit seul, et l'autre à l'hypothèse  $H_1$  de signal plus bruit. Le rapport signal-à-bruit, défini sur le support essentiel du signal transitoire, est très faible (typiquement de -5 à -10 dB). Ces signaux illustrent le type de problème auquel nous sommes confrontés : détecter un signal bref noyé dans un bruit très puissant. Le rapport signal-à-bruit est si faible qu'il est difficile à l'œil de distinguer les deux hypothèses.

L'aspect spectral du signal transitoire apparaît sur la figure 4 à travers le spectrogramme (module carré de la transformée de Fourier à court terme). Outre la bonne localisation temporelle, on remarque une assez bonne localisation fréquentielle du signal. Intuitivement, détecter le transitoire revient à obtenir une très bonne image temps-fréquence, autrement dit, avoir un découpage du plan temps-fréquence révélateur de la signature du transitoire dans le plan. Or, le découpage proposé par le spectrogramme est régulier, et ne s'adapte pas à la signature du transitoire. L'idée défendue dans ce paragraphe est d'obtenir un découpage du plan qui s'adapte au transitoire afin de le détecter au mieux. Avant de présenter la stratégie retenue pour implanter cette idée, quelques rappels sur le découpage du plan temps-fréquence sont nécessaires.

**Plan temps-fréquence et ondelettes.** Au début des années 1920, Heisenberg arrive à la conclusion que position et impulsion d'une particule ne peuvent être simultanément mesurés avec une infinie précision. Pire, il conclut que la connaissance de la vitesse d'une particule interdit la connaissance de sa position (et réciproquement). Mathématiquement, cela vient du fait que vitesse et impulsion sont des variables conjuguées par transformée de Fourier. Gabor réinterprète ce résultat en terme de signal, pour conclure qu'un signal ne peut pas être à la fois infiniment bien localisé en temps et en fréquence. Pour des signaux d'énergie finie, ce résultat est traduit par des relations d'incertitude, appelées relations de Heisenberg-Gabor dans la communauté des traiteurs de signaux. Ces relations s'écrivent

$$\Delta t \Delta \nu \geq \frac{1}{4\pi}$$

où  $\Delta u$  représente l'écart-type du module carré du signal (normalisé en énergie) dans la représentation  $u$ . Pratiquement,  $\Delta u$  est une mesure de localisation du signal dans la représentation  $u$ .

Les relations d'incertitude sont très importantes dans la notion de plan temps-fréquence [36]. Toute méthode temps-fréquence (ou temps-échelle en référence aux ondelettes ou à la classe affine) induit un découpage du plan qui n'échappe pas aux relations d'incertitude. Pour chaque méthode, on pourrait (au

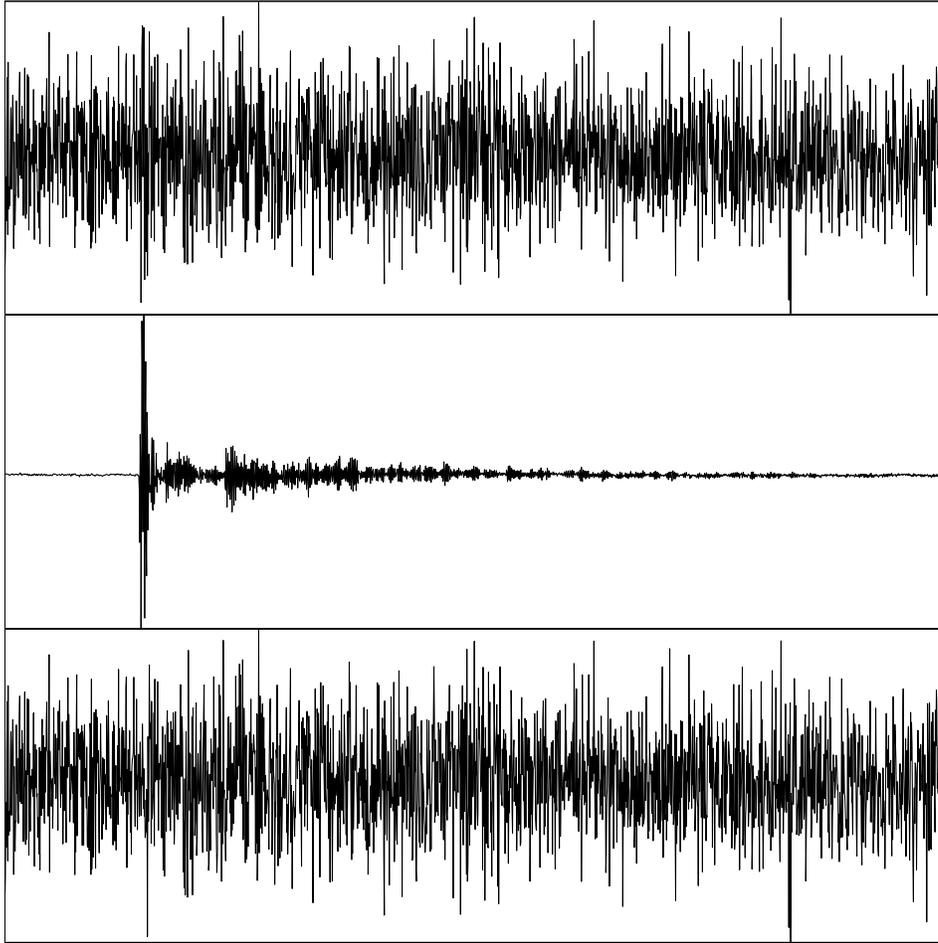


Figure 3: Exemple de signal transitoire (panneau milieu), et observations de deux hypothèses : bruit seul et bruit additionné du transitoire. Le rapport signal à bruit est très faible. Quel panneau pour quelle hypothèse ?

moins en pensée) associer un signal qui optimise le produit  $\Delta t \Delta \nu$ . Un tel signal est souvent dénommé logon.

Par exemple, dans l'analyse de Fourier à court terme, le logon (dit de Gabor) est un signal de forme gaussienne. L'encombrement temps-fréquence vaut alors  $1/4\pi$ . Lorsque le logon de Gabor ne se situe pas autour de la date  $t = 0$  ni autour de la fréquence  $\nu = 0$ , l'image temps-fréquence est la même à une translation près, et l'encombrement temps-fréquence reste identique. On a alors pour habitude de représenter le plan temps-fréquence sous forme découpée par des rectangles identiques qui traduisent l'encombrement du logon (voir figure 5, panneau supérieur gauche). Mais d'autres types de découpages existent. Par exemple, la transformée en ondelette induit le découpage dyadique (figure 5, panneau supérieur droit). Dans ce cas, les rectangles ne sont pas identiques, mais leur hauteur croît avec la fréquence. Les relations de Heisenberg-Gabor ne pouvant être violées, leur largeur décroît avec la fréquence, de sorte que l'aire des rectangles reste constante. Ce découpage est assez intuitif. La transformée en ondelette révèle la bonne localisation fréquentielle de phénomènes lents (et donc délocalisés en temps) et la mauvaise localisation fréquentielle des phénomènes rapides (mais bien localisés en temps).

Au début des années 90, Coifman, Meyer et Wickerhauser se sont intéressés à d'autres découpages de plan [58, 72]. Ces découpages apparaissent sur les panneaux inférieurs de la figure 5. Alors que dans les analyses Fourier court terme et ondelette les variables temps et fréquence sont liées, l'idée est ici d'avoir une variable active, l'autre étant passive (elle subit les incertitudes). Pratiquement, une segmentation est effectuée sur la variable active, segmentation qui induit la segmentation de la

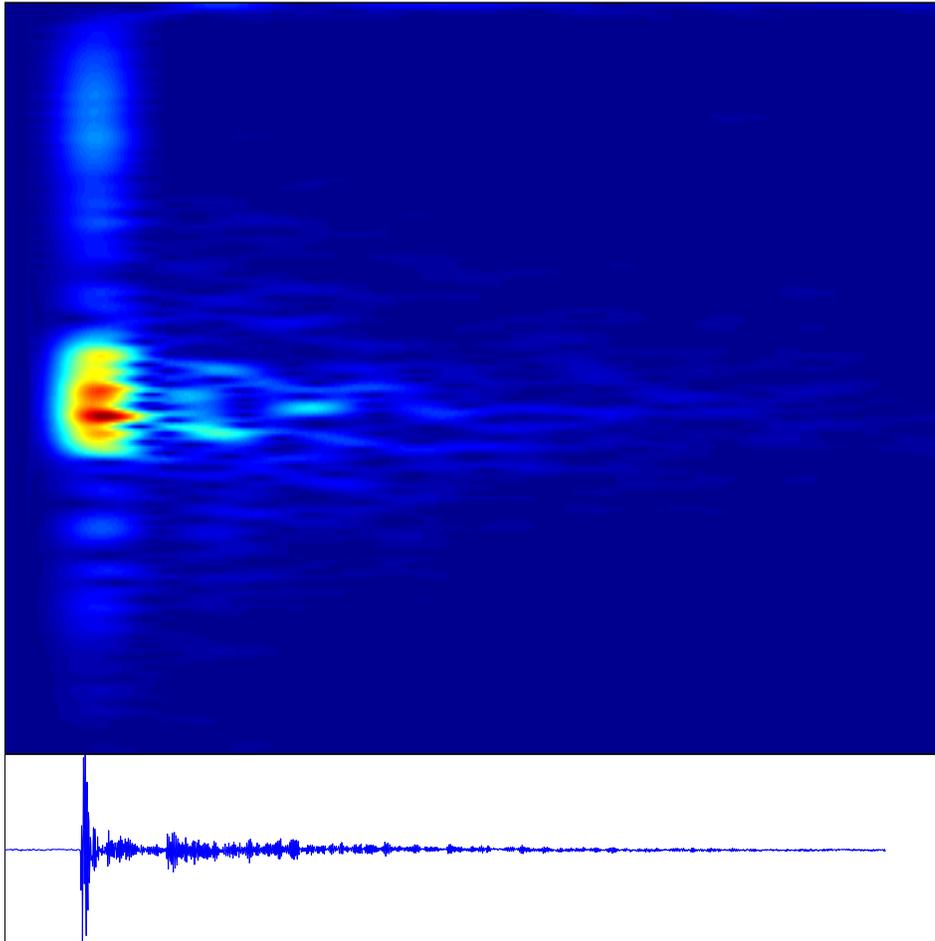


Figure 4: Un transitoire et son spectrogramme. On remarque la très bonne localisation temps-fréquence du transitoire. Le découpage régulier du plan temps-fréquence par le spectrogramme est-il bien adapté?

variable passive. Les transformées réalisant ce travail sont les transformées en ondelettes de Malvar ( $t$  est active) et en paquets d'ondelettes ( $\nu$  est active). Ces ondelettes forment, lorsque leur ensemble est bien défini, une base orthogonale de l'ensemble des signaux d'énergie finie. La théorie et les problèmes d'implantation de ces transformées sont décrits dans [72].

L'intérêt de ces ondelettes est de proposer un ensemble de découpages possibles du plan (une segmentation particulière de la variable active induit un découpage particulier). Ainsi, face à un signal à analyser ou à une application particulière, un choix de découpage du plan temps-fréquence peut et/ou doit être effectué. Un critère est alors défini pour obtenir le découpage du plan adéquat pour l'application. Par exemple, à des fins de compression, un critère entropique peut être adopté, et un algorithme rapide permet la décomposition en ondelettes qui optimise le critère et conduit au découpage cherché. Dans le paragraphe suivant, nous expliquons le principe des paquets d'ondelettes.

**Détection par paquets d'ondelettes.** Nous détaillons la stratégie de détection à l'aide des paquets d'ondelettes. La stratégie fondée sur les ondelettes de Malvar est presque identique, et est décrite dans [64], article reproduit à l'annexe H.

Comme expliqué précédemment, une décomposition en paquets d'ondelettes provoque un découpage du plan temps-fréquence piloté par une segmentation de la variable  $\nu$ . Pour des problèmes algorithmiques, la segmentation de la variable fréquentielle est dyadique. Le principe de l'algorithme est décrit figure 6. Partant d'une segmentation fine en fréquence, l'algorithme décide de fusionner ou non des bandes fréquentielles adjacentes, et ce en accord avec un critère. L'orthogonalité se traduit par l'interdiction de fusionner des bandes fréquentielles de largeurs différentes. Le critère que nous avons retenu repose sur une des caractéristiques des transitoires : ils sont oscillants. Cette caractéristique se traduit sur les

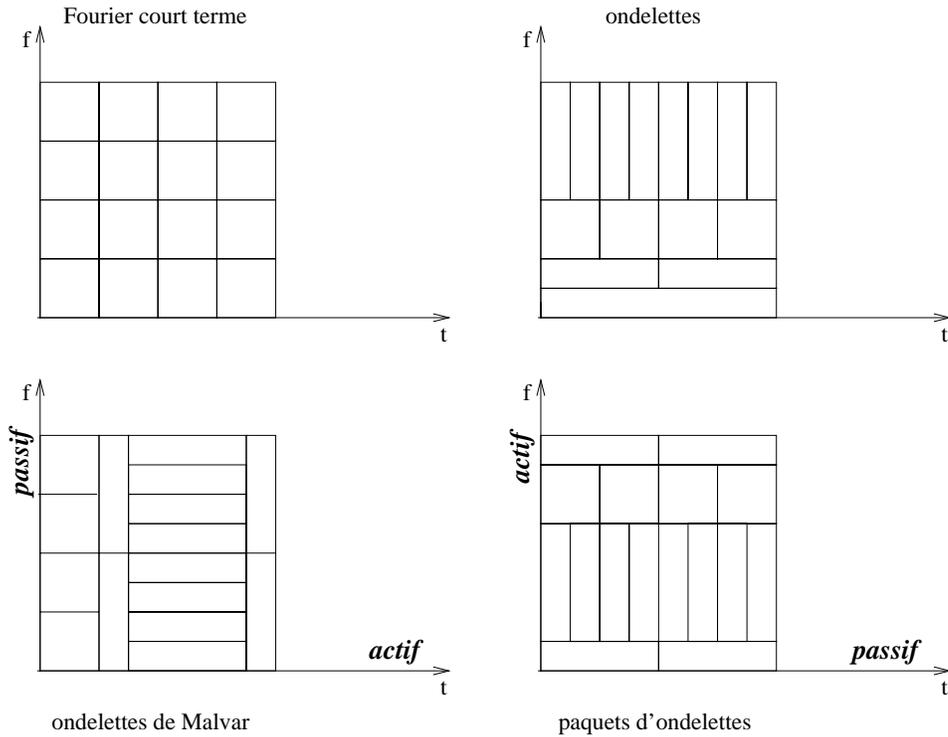


Figure 5: Illustration du découpage du plan temps-fréquence induit par la transformée de Fourier à court-terme (panneau supérieur gauche), par la transformée en ondelette dyadique (panneau supérieur droit). Les panneaux inférieurs donnent des exemples de découpage provoqués par des bases de paquets d'ondelettes (droit) et de Malvar (gauche).

coefficients en ondelettes par l'existence de pics très marqués et très localisés en fréquence. Par contre, les coefficients en ondelettes associés au bruit sont eux répartis de façon homogène dans le plan. Si l'on fait l'hypothèse de gaussiannité du bruit, les coefficients en ondelettes sont gaussiens.

Le critère de segmentation est donc fondé sur cette remarque. On souhaite découper finement le plan autour des zones associées au transitoire, et découper plus lâchement dans les zones correspondant au bruit. Le critère de fusion repose sur une mesure de gaussiannité des coefficients. Lorsque les coefficients en paquets d'ondelettes de deux bandes fréquentielles adjacentes sont jugés gaussiens, les deux bandes fusionnent. Au contraire, si les coefficients d'au moins une des deux bandes sont jugés non gaussiens, les bandes restent disjointes.

Le test de gaussiannité retenu est le *kurtosis*. Son estimation est confrontée à un intervalle de confiance, et ceci permet de prendre la décision de gaussiannité ou non. Les coefficients jugés gaussiens sont alors mis à 0 (procédure de seuillage), et le signal ainsi débruité est reconstruit par transformation inverse [62, 63]. Enfin, le gain en terme de rapport signal-à-bruit est tel qu'une procédure classique de détection peut être appliquée sur le signal débruité (détecteur énergétique par exemple).

Remarquons pour finir que le découpage obtenu est adapté au signal à détecter. On rejoint alors la notion de filtre adapté, en remplaçant cette notion par celle de représentation adaptée.

**Application.** Le problème de détection de transitoires nous a été initialement proposé par la DCN. Le détecteur décrit ici a donc été appliqué dans le cadre de l'acoustique sous-marine. Il a été testé sur divers types de transitoires réels, mélangés avec du bruit de mer réel (le mélange étant toutefois synthétique). Cette approche nous a permis d'effectuer des analyses de performances en dessinant des réseaux de courbes COR. Le détecteur est supérieur au détecteur énergétique, et en général meilleur que de bons détecteurs bispectraux [62].

Nous avons été confrontés par hasard à des signaux délivrés par EDF (DER-Chatou, Guy D'Urso<sup>11</sup>) concernant les problèmes de corps errants dans la tuyauterie de centrales nucléaires. Le problème est de

<sup>11</sup>Guy nous a par ailleurs chargé d'étudier plus profondément la méthode sur les signaux d'EDF. Que son intérêt soit ici remercié.

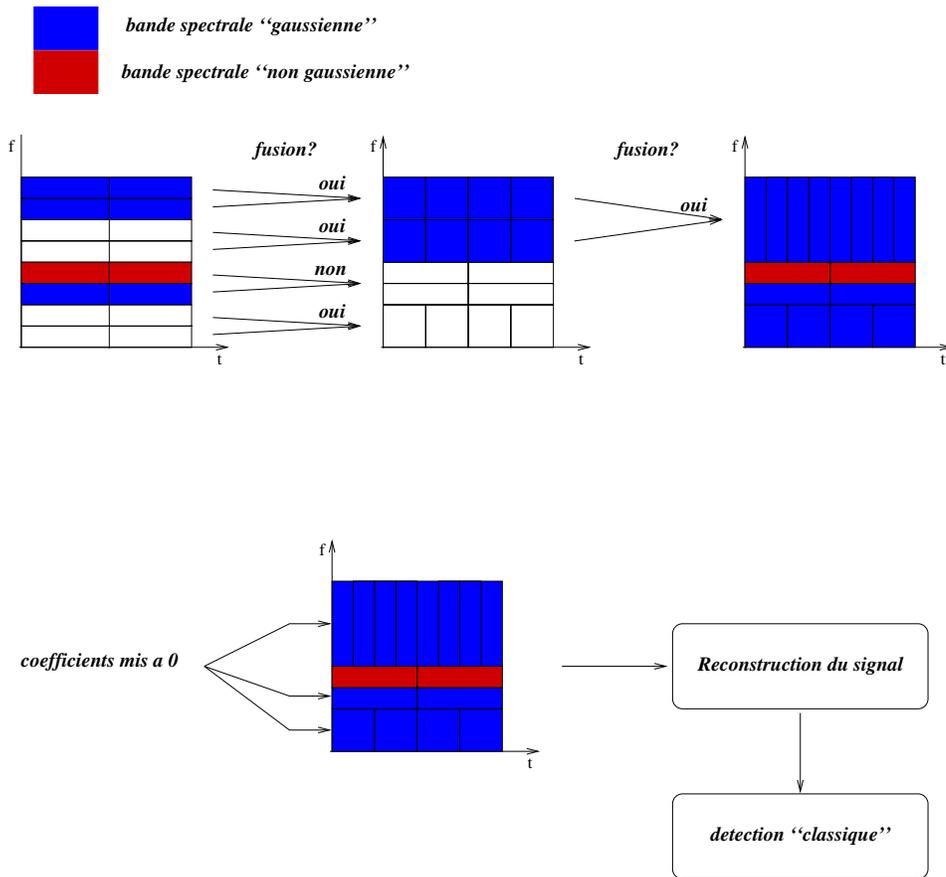


Figure 6: Principe de la segmentation du plan temps-fréquence par paquets d’ondelettes adaptés au problème de détection de transitoires.

détecter dans des signaux accélérométriques les chocs des corps errants sur les tuyaux. Ces signaux sont essentiellement bruités par des bruits de machines (pompes par exemple) et par le bruit hydraulique.

Nous avons appliqué brutalement le détecteur fondé sur les paquets d’ondelettes à ces signaux. Le résultat du traitement est montré figure 7. Le signal et son spectrogramme apparaissent sur les deux panneaux supérieurs. Trois événements très violents se distinguent parfaitement temporellement, et leurs signatures temps-fréquence sont clairement dévoilées par le spectrogramme (autour de 1 s et 6 Hz). Un autre événement apparaît sur le spectrogramme à 6 Hz et environ 0.6 s. La structure du bruit est bien perçue par le spectrogramme. Il s’agit essentiellement de trois résonances à 3, 10 et 11 Hz, dont la puissance fluctue au cours du temps (voir la représentation temporelle du signal), auxquelles s’ajoutent un bruit de fond très large bande et bien moins puissant.

Les panneaux milieux montrent le résultat de la décomposition en paquets d’ondelettes obtenue à l’aide de la stratégie proposée (gauche), et la même décomposition après seuillage des coefficients gaussiens. Le résultat est assez inattendu, puisque les bruits de résonances sont éliminés (les coefficients en ondelettes associés à ces bruits sont jugés gaussiens). Ce résultat est assez surprenant, mais s’explique facilement : la gaussiannité provient de la fluctuation d’amplitude de ces bruits. Outre l’élimination des bruits résonants, l’algorithme fonctionne bien, puisqu’il segmente fortement la zone fréquentielle contenant les signaux transitoires.

Les panneaux inférieurs montrent à gauche le signal débruité, et à droite le détecteur énergétique avant (en bleu) et après (en rouge) traitement. Les quatre événements mentionnés avant sont maintenant, plus clairement détectés (augmentation du contraste dû au gain en rapport signal-à-bruit), mais plus important à mon sens, les fausses alarmes dues aux bouffées d’énergie des résonances sont supprimées (par exemple autour de 0.1 s et 0.75 s).

Le détecteur de transitoires proposé est très efficace, comme le montrent les deux types d’application étudiés. L’hybridation SOS-ondelette montre sa puissance en profitant des qualités de chacune des tech-

niques.

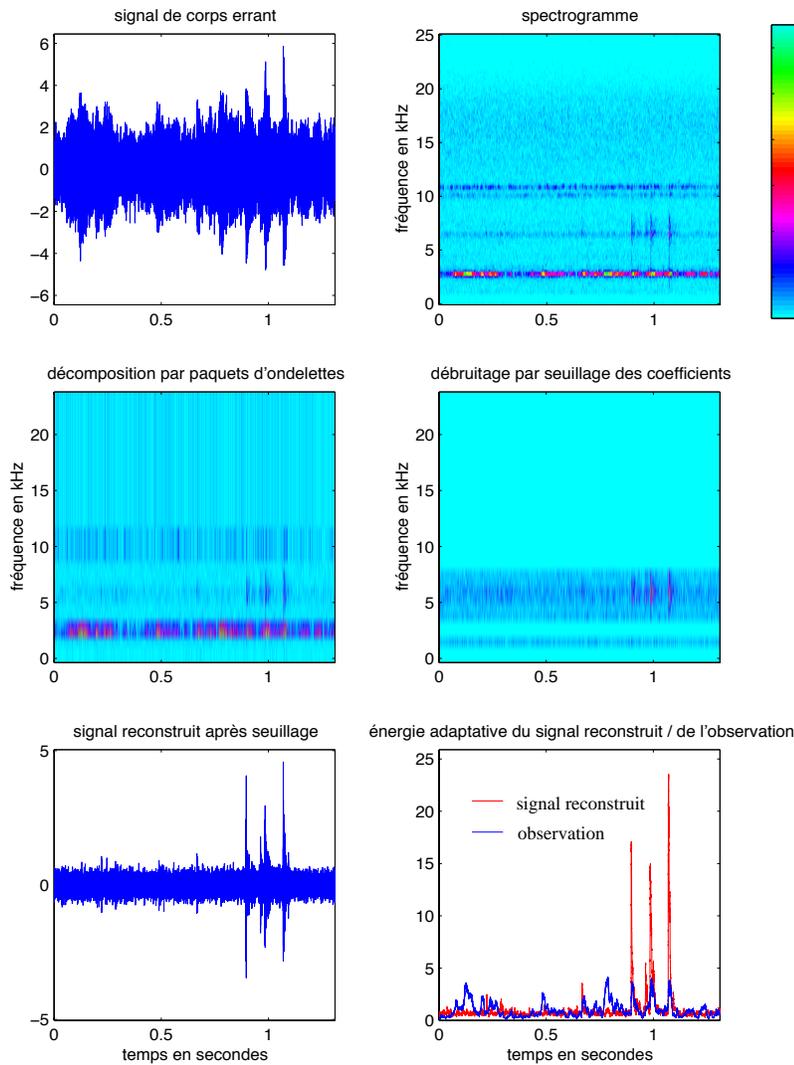


Figure 7: Détection de corps errants. Panneaux supérieurs : l’observation à gauche et son spectrogramme à droite. Panneaux milieux : représentation temps-fréquence associée à la base de paquets d’ondelettes obtenue, avant seuillage à droite et après à gauche. Panneaux inférieurs : signal reconstruit après seuillage à gauche, énergie au cours du temps à droite (en bleu avant traitement et en rouge après).

## §11 Détection en réverbération

La réverbération est un phénomène bien connu des alpinistes<sup>12</sup> ou des marins<sup>13</sup>. Physiquement, la réverbération résulte de la diffusion d’onde par des surfaces rugueuses, ou par des volumes très inhomogènes. La diffusion d’ondes sur surfaces rugueuses est très difficile à étudier. Il faut pour cela résoudre une équation d’onde (Helmholtz pour les ondes sonore, Maxwell pour des ondes électromagnétiques) avec des conditions aux limites “rugueuses”, souvent modélisées de façon stochastique. Il n’existe pas de solution explicite, et les solutions sont approchées (approximation de Kirchoff par exemple).

Les traités de signaux adoptent plutôt une approche systémique du problème de réverbération. L’interaction signal-surface (ou milieu en général) est modélisée par un filtrage entre le signal émis et le

<sup>12</sup>Parlez-en à Fabien Holin.

<sup>13</sup>Demandez à Eric Moisan.

signal reçu sur un capteur. Pour prendre en compte la rugosité ou les inhomogénéités, le filtrage est choisi aléatoire et non invariant. Cette modélisation permet une description statistique de la réverbération d'un signal par une surface. Le signal réverbéré est appelé bruit de réverbération.

Le problème de détection active en acoustique sous-marine est rendu difficile par l'existence du bruit de réverbération créé par la surface, les inhomogénéités et le fond. Par gros temps, la réverbération de surface peut être très forte<sup>14</sup> (le bruit de réverbération est alors très puissant).

La théorie de détection active en présence de bruit de réverbération est écrite depuis longtemps [70], mais le détecteur optimal nécessite la connaissance des propriétés statistiques du filtre générateur de la réverbération. Le détecteur blanchit le bruit, effectue un filtrage adapté et une quadrature. Pratiquement, l'implantation de ce détecteur est impossible. Valérie Carmillet dans sa thèse [23] a notamment étudié une approche sous-optimale permettant une réalisation de ce détecteur. J'ai collaboré avec elle sur un certain nombre de points, et le travail est publié dans [24], article reproduit à l'annexe I. Le détecteur est séquentiel et fonctionne par blocs. Une hypothèse de stationnarité locale permet de blanchir un bloc en estimant par modélisation AR la covariance du bruit sur le bloc précédent. Une stratégie par rapport de vraisemblance généralisé est ensuite appliquée sur le bloc blanchi. Ce détecteur est étudié pour des modulations de fréquence linéaire et hyperbolique, ainsi que pour des signaux BPSK (Séquence Binaire de Longueur Maximale modulée en phase). Les performances sont très bonnes, comme le montre l'étude de réseaux de courbes COR.

## §12 Applications du temps-fréquence en géophysique

Le laboratoire LIS (auparavant CEPHAG) a une activité forte en géophysique. L'équipe de géophysique externe (sondage électromagnétique de l'ionosphère, planétologie, missions spatiales) est maintenant intégrée dans le nouveau Laboratoire de Planétologie de Grenoble. L'équipe de géophysique interne est au LIS chargée de l'application du traitement du signal en prospection sismique (essentiellement). J'ai collaboré avec ces deux équipes sur l'application de méthodes temps-fréquence dans les problèmes de géophysique.

J'ai travaillé avec J. Liliensten sur les signaux expérimentaux issus du sondage radar de l'ionosphère aurorale (EISCAT). La mesure des ondes rétrodiffusées par le plasma ionosphérique donne accès à un certain nombre d'informations, telles la vitesse ionique, les températures ionique et électronique, la densité électronique, *etc.* Des périodicités "anormales" dans les signaux de vitesse ionique lors de diverses campagnes de mesures ont été observées. Pour comprendre ces phénomènes, nous avons appliqué des techniques temps-fréquence pour localiser les ondes suspectes. Nous avons pu montrer qu'il existe parfois une cohérence fréquentielle dans les données (période caractéristique de l'ordre de la demi-heure). Cela correspond probablement au phénomène bien connu des "ondes de gravité". En revanche, la plupart du temps, il n'y a pas de cohérence fréquentielle, et les oscillations observées peuvent être assimilées à un bruit géophysique dont il reste à déterminer la source. Ces travaux ont été publiés dans une revue de géophysique [52].

Ces travaux viennent de voir une suite, puisque nous avons proposé que les oscillations observées soient dues à des tourbillons gigantesques présents dans l'ionosphère [53]. Une expérience, suggérée dans [53], est actuellement développée par une équipe anglaise, et doit permettre de valider ou d'invalider l'hypothèse émise.

Je collabore avec J. Mars sur l'application des méthodes de réallocation [36, 17] pour la mesure précise de lois de vitesse de groupe. Ce travail, effectué également en collaboration avec H. Pedersen du LGIT, fait l'objet de la publication [61]. L'application concerne la mesure des vitesses de groupe (fonction de la fréquence ou de la période) dans les ondes de surface engendrées par des séismes. La technique utilisée par les sismologues est appelée "AFM" pour Analyse en Filtrage Multiple (analyse temps-fréquence par banc de filtres!). Mon premier souci a été de convaincre les géophysiciens que cette technique n'est autre que ce les traiteurs de signaux dénomment Fourier court-terme! J'ai ensuite proposé d'appliquer les techniques de réallocation à l'AFM pour mieux localiser dans le plan vitesse-période les courbes de dispersion. Il suffit pour cela d'adapter les travaux de Auger & Flandrin à l'AFM (implantation en fréquence du spectrogramme). L'analyse de signaux réels à l'aide de l'AFM réallouée satisfait pleinement les géophysiciens qui obtiennent des mesures plus fines des courbes de dispersion.

---

<sup>14</sup>Par gros temps, les sous-marins peuvent d'ailleurs se cacher avec une certaine sécurité juste sous la surface de la mer : les échos d'un signal sur le bâtiment seront alors complètement noyés dans la réverbération due au signal.

## ...sur le traitement du signal et la physique non linéaire

Le traitement du signal a l'immense intérêt d'être à la frontière de nombreuses sciences, de la physique à l'économie, en passant par la biologie. Parmi ces sciences, la physique a un lien privilégié avec le traitement du signal.

La physique expérimentale génère un très grand nombre de signaux qui peuvent être de natures très différentes. Ces signaux sont porteurs d'informations sur le système physique étudié, et un des travaux du physicien expérimentateur réside dans l'extraction de l'information des signaux mesurés. Dans cette tâche, il s'aide inévitablement de l'arsenal développé par les traiteurs de signaux depuis plusieurs décennies.

D'autre part, les théoriciens du signal ont très tôt remarqué les similitudes entre certaines branches de la physique théorique et leur discipline. Ceci est particulièrement remarquable pour la mécanique quantique et la théorie des représentations temps-fréquence : J. Ville, pionnier du traitement du signal non stationnaire, a introduit la distribution de Wigner, initialement inventée pour la description d'états quantiques. Dans les années 60, L. Cohen, physicien théoricien, a étendu les travaux de Wigner (et d'autres) pour définir une classe générale de distributions. Plus récemment, la théorie des ondelettes a explosé grâce notamment à des travaux de physiciens théoriciens (I. Daubechies, A. Grossmann, T. Paul, *etc*). Ces exemples montrent que le traitement du signal ne doit pas se fermer sur lui même et doit rester en interaction avec d'autres disciplines pour respirer.

Dans cet esprit, j'ai pu travailler sur des idées provenant de la physique non linéaire. Le premier point que j'expose est le phénomène de résonance stochastique (§13 et §14) découvert par des physiciens au début des années 80, et peu ou pas étudié dans un contexte de traitement du signal. Le deuxième sujet de recherche lié à la physique non linéaire concerne l'étude de la cascade d'énergie en turbulence développée (déjà évoquée au §5) qui fait l'objet du §15.

### §13 Résonance stochastique : systèmes AR(1) non linéaires

La résonance stochastique a été proposée pour expliquer la périodicité des glaciations [42, 60]. Ce phénomène est l'objet de nombreux travaux depuis maintenant deux décennies, essentiellement dans la communauté des physiciens théoriciens. Une présentation exhaustive des travaux réalisés est impossible, mais une revue assez complète peut être obtenue avec l'article "Stochastic resonance" de Gammaitoni *et al.* [42]. Pour expliquer le phénomène, il est usuel de considérer un modèle physique unidimensionnel simple : une particule soumise à un potentiel quartique et excitée par une force sinusoïdale additivement bruitée. Dans l'hypothèse de forte friction (ou de particule de masse nulle), l'équation de la dynamique

$$\dot{x} = -\nabla_x U(x) + A \cos(2\pi\nu_0 t + \varphi_0) + b(t)$$

gère le mouvement de la particule. Le comportement de la particule est illustré sur la figure 8.

Dans le modèle, l'amplitude de la sinusoïde est suffisamment petite pour que la particule piégée dans un puits y reste. Sans bruit, la particule oscille donc infiniment au fond d'un puits. Lorsque l'on ajoute un peu de bruit, la particule reste préférentiellement dans le puits mais a une probabilité non nulle de passer dans l'autre. Par contre, si la puissance de bruit ajouté est très grande, la particule ne subit plus que l'excitation due au bruit et saute de façon très erratique d'un puits à l'autre. Entre ces deux extrêmes, il y a une puissance de bruit "optimale" pour laquelle la particule saute d'un puits à l'autre en moyenne à la cadence de la sinusoïde. Cet effet est dû à un synchronisme entre les deux constantes de temps gérant le problème. La première est évidemment la période de la sinusoïde. La seconde constante de temps est plus subtile, et vient du temps de Kramers : temps moyen mis par la particule pour s'échapper d'un puits.

Le phénomène ainsi décrit, il est intéressant de regarder la position  $x(t)$  de la particule au cours du temps. Plus précisément, regardons à quel puits appartient la particule. Lorsqu'elle est dans le puits droit :  $x(t) = 1$ , et  $x(t) = -1$  dans le cas contraire. Les signaux types obtenus sont montrés figure 9. Lorsque seule la sinusoïde excite la particule, le signal  $x$  est évidemment constant, puisque l'amplitude de la sinusoïde ne permet pas de sauter. Lorsque le bruit ajouté est faible, la probabilité de sauter est faible mais non nulle, et  $x$  passe de temps en temps de  $\pm 1$  à  $\mp 1$ , traduisant le saut de la particule. Si le bruit est très puissant, les sauts s'effectuent de manière très erratiques, et le signal résultant semble "très aléatoire". Pour une puissance de bruit optimale, les sauts s'effectuent à la cadence de la sinusoïde. et le signal résultant semble périodique, de fondamentale la fréquence de la sinusoïde.

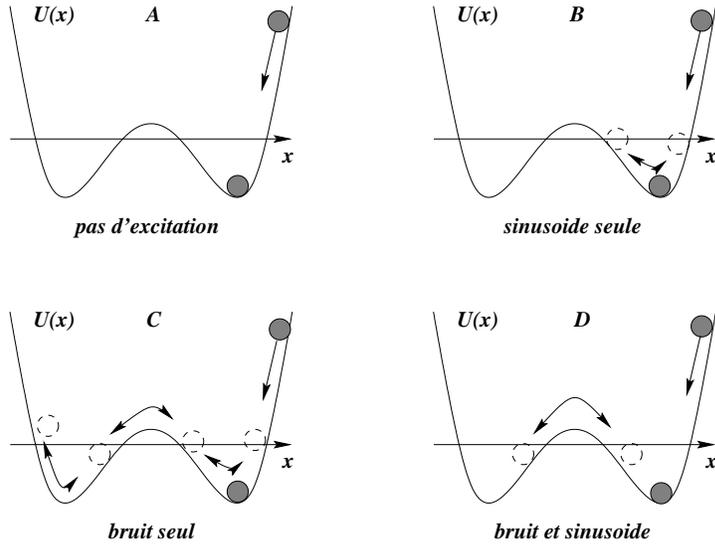


Figure 8: Illustration de la résonance stochastique. A : la particule soumise au potentiel sans excitation s’immobilise dans un puits. B : en présence de la sinusoïde seule, la particule oscille au fond d’un puits à condition que l’amplitude de la sinusoïde soit suffisamment petite. C : en présence du bruit seul, la particule erre au fond d’un puits, mais a une probabilité non nulle de sauter dans l’autre puits, même si le bruit est très peu puissant. D : lorsque bruit et sinusoïde excitent la particule, un réglage fin de la puissance du bruit et de la sinusoïde provoque un effet coopératif entre les deux, et la particule saute d’un puits à l’autre à la cadence de la sinusoïde –en moyenne–.

Pour essayer de chiffrer cet effet, il est intéressant de considérer le rapport signal-à-bruit en sortie à la fréquence de la sinusoïde. Intuitivement, lorsque le bruit est faible, l’effet de la sinusoïde n’est pratiquement pas vu en sortie, et le rapport signal-à-bruit est très faible. Pour une puissance de bruit très grande, le même effet est constaté, et le rapport est encore très faible. Entre ces deux extrêmes, le rapport signal-à-bruit peut être très grand. L’effet de résonance peut donc être vu en remarquant que le rapport signal-à-bruit en sortie à la fréquence de la sinusoïde possède un maximum local pour une puissance de bruit finie strictement positive. Cette remarque est très intéressante en terme de traitement du signal, et c’est elle qui m’a conduit à l’étude de la résonance stochastique. “Plus il y a de bruit, moins il y a de bruit!”. L’application à laquelle on pense immédiatement est la détection de sinusoïde noyée dans du bruit. J’ai proposé à Steve Zozor d’étudier la résonance stochastique dans ce but.

La première chose faite fut l’étude de la discrétisation des systèmes dynamiques continus, connus pour engendrer de la résonance stochastique, et ce pour utiliser l’effet dans des traitements à temps discret. Les équations de dynamique avec excitation aléatoire sont des équations différentielles stochastiques dont la discrétisation n’est absolument pas triviale [50]. De plus, dans les schémas de discrétisation, même les plus simples, sinusoïde et bruit doivent être traités séparément, fait impossible à appliquer dans une procédure de détection. Nous avons donc cherché à étudier la résonance stochastique intrinsèquement à temps discret. Le pendant discret des équations différentielles stochastiques sont les modèles autorégressifs (AR). Le modèle considéré dans la thèse de S. Zozor est de la forme

$$\begin{aligned} x_{n+1} &= \Phi(x_n) + A \cos(2\pi\lambda_0 n + \varphi_0) + b(n) \\ y_n &= c.\text{Sign}(x_n) \end{aligned}$$

L’état du système suit un modèle AR(1) non linéaire excité par une sinusoïde bruitée additivement. La fonction  $\Phi$  est considérée impaire, bistable (elle coupe deux fois la première bissectrice, et aux intersections sa dérivée est inférieure à 1 en module) de points d’équilibre stables  $\pm c$ . Le bruit d’excitation est blanc au sens strict, ce qui assure à l’état d’être markovien. L’état est observé à travers  $y_n = c.\text{Sign}(x_n)$ ,  $y_n$  montrant autour de quel point d’équilibre se trouve le système. L’étude des propriétés statistiques de l’état du système est rendue difficile par la présence de la sinusoïde en entrée. Une théorie spécifique a dû être développée. L’étude théorique est développée dans [75, 74] (la référence [75] est reproduite

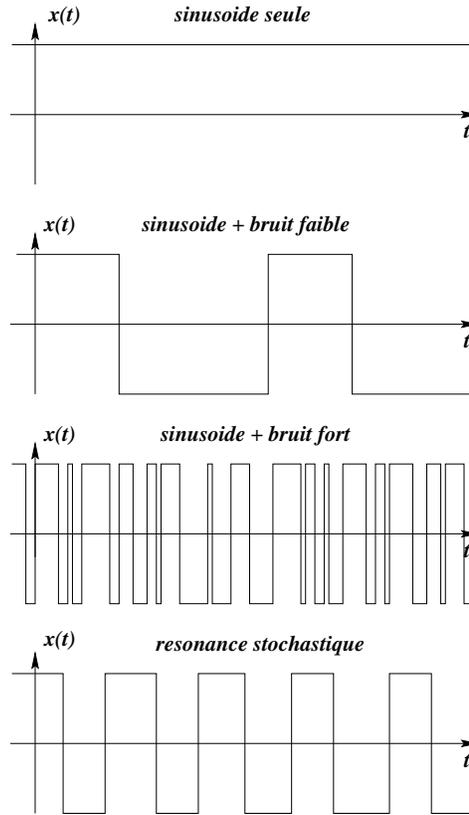


Figure 9: Signaux décrivant le puits dans lequel se trouve la particule au cours du temps.

en annexe J). Le but de l'étude est de prouver l'existence de résonance stochastique dans le modèle considéré. Cette preuve passe par l'évaluation du rapport signal-à-bruit de sortie à la fréquence de la sinusoïde d'excitation. Pour obtenir ce rapport il faut évaluer la densité spectrale de puissance de la sortie du système, et donc l'autocorrélation de cette sortie. Ce calcul nécessite la connaissance de la loi de transition de la chaîne<sup>15</sup>  $y_n$ , et donc la connaissance de la densité de probabilité de l'état  $x_n$ . L'étude se découpe alors en deux étapes principales :

1. Densité de probabilité de l'état. La densité de probabilité de l'état dépend du temps et satisfait une équation de récursion. L'étude de la convergence de cette suite est impossible dans le cas général. Toutefois, comme l'amplitude  $A$  de la sinusoïde est faible, un développement limité peut être effectué. En première approximation, on montre que la densité de probabilité se décompose en deux termes. Le premier correspond à la densité de probabilité en absence de sinusoïde. Ce terme suit une récursion qui converge vers la densité stationnaire de l'état en absence de sinusoïde. Le second terme suit une récursion faisant intervenir la sinusoïde. Cette récursion converge également vers une solution d'une équation intégrale "compliquée".

Finalement, la densité de probabilité de l'état est connue (au moins formellement), et correspond à la densité stationnaire en absence de sinusoïde perturbée additivement par un terme sinusoïdal.

2. Fonction de corrélation du signal  $y_n$  : le calcul de la corrélation  $\Gamma_y(n, q) = E[y_n y_{n+q}]$  nécessite l'évaluation des probabilités du type  $P_{\pm, \pm}(n, q) = \text{Proba}(\pm y_n > 0, \pm y_{n+q} > 0)$ . Ces probabilités sont évaluées en utilisant encore un développement limité. Des calculs fastidieux permettent d'obtenir une forme synthétique pour la fonction de corrélation. La présence de la sinusoïde rend l'observation cyclostationnaire. La corrélation dépend donc périodiquement du temps de référence. On s'intéresse alors au processus stationnarisé, et on évalue la densité spectrale de puissance

<sup>15</sup>Le signal  $y_n$  n'est pas une chaîne de Markov dans le cas général, contrairement à ce qui est affirmé dans le papier [75]. Un erratum est soumis à la revue IEEE Transaction on Signal Processing pour corriger les erreurs induites par cette hypothèse. L'erratum est évidemment reproduit à la suite du papier, à l'annexe J.

en moyennant temporellement la fonction de corrélation. Cette densité spectrale de puissance comporte deux termes : un spectre large bande en forme de lorentzienne et un dirac provenant de la sinusoïde. Le rapport signal-à-bruit de sortie est facilement calculable à partir de l'expression de la densité spectrale. Nous montrons que ce rapport tend vers zéro quand la puissance du bruit d'excitation est nulle ou infinie. Comme le rapport est positif et non identiquement nul, il possède forcément un maximum, caractéristique de la résonance stochastique.

Le rapport signal-à-bruit de sortie à la fréquence  $\lambda_0$  présente donc un maximum en fonction de la puissance du bruit d'entrée. Mais pour être exploitable, ce résultat doit être comparé au même rapport signal-à-bruit, mais d'entrée. On définit alors le gain du système comme le *ratio* des rapports signal-à-bruit. La résonance stochastique peut alors présenter de l'intérêt si le gain dépasse 1. Or, l'expression théorique du gain dépend de la nature du bruit. Il s'avère que le gain ne peut dépasser 1 lorsque le bruit est gaussien (fait démontré pour des fonctions  $\Phi$  particulières). Par contre, le gain peut dépasser 1 lorsque le bruit est par exemple uniforme, ou encore discret à deux états ("dichotomique"). Dans le cas dichotomique, le gain peut d'ailleurs être très grand. Ce fait n'est pas étonnant lorsque l'on examine avec les mains ce qui peut se passer. En l'absence de bruit, le système ne peut pas basculer d'un point d'équilibre à l'autre. Pourtant, au maximum de la sinusoïde, il manque un peu d'énergie pour sauter. Si l'on ajoute un bruit dichotomique de puissance bien réglée (juste ce qu'il manque à la sinusoïde pour que le système bascule), le système aura alors une très forte probabilité de sauter. Lorsque la sinusoïde n'est pas à son maximum, ajouter le bruit ne fera pas basculer le système.

Ce gain énorme, laisse présager des résultats très intéressants en détection de sinusoïde, dans du bruit uniforme ou dichotomique. S. Zozor a implanté un détecteur composé de résonateurs stochastiques en parallèle, chacun ayant des points d'équilibre différents. La sortie des résonateurs subit une détection incohérente (transformée de Fourier suivie d'une quadrature). On cherche alors le maximum par rapport aux fréquences et à  $c$  (points d'équilibre) parmi les différents résonateurs. Si le maximum dépasse un seuil, la sinusoïde est jugée présente. Cette procédure est comparée au détecteur incohérent seul. Dans le cas où le bruit est gaussien, la résonance stochastique est toujours inférieure au détecteur incohérent<sup>16</sup>. Par contre, dans les cas de bruits uniforme ou dichotomique, les résultats sont remarquables et dépassent de loin le détecteur incohérent seul<sup>17</sup>. Le résultat est jugé en terme de courbes COR (caractéristiques opérationnelles du récepteur). Pour le cas dichotomique, ces courbes sont idéales jusqu'à des rapports signal-à-bruit très faibles. Ces résultats laissent présager des applications intéressantes pour des systèmes de communication. Il faudra toutefois examiner des modèles d'entrées plus compliqués (sinusoïde bruitée multiplicativement par des bruits discrets et additivement par des bruits continus).

#### §14 Résonance stochastique : signaux cyclostationnaires et systèmes à seuil

La résonance stochastique a initialement été étudiée dans les systèmes dynamiques bistables. Les diverses théories tentant d'expliquer le phénomène considéraient en général le potentiel quartique, et se restreignaient à des entrées sinusoïdales bruitées additivement. Dans les années 90, d'autres types de résonances stochastiques sont apparus : entrées large bande, systèmes à potentiel périodique, systèmes statiques, *etc.* La résonance stochastique semble être un phénomène presque universel, tant il semble difficile de trouver un système non linéaire ne présentant pas l'effet.

Parmi les systèmes présentant l'effet de résonance stochastique se trouvent les plus simples non-linéarités : les non-linéarités statiques. Chapeau-Blondeau et Godivier ont étudié de façon intensive la résonance stochastique dans des systèmes à seuils attaqués par une sinusoïde bruitée additivement [30, 29, 28]. Les systèmes à seuils avaient auparavant été considérés par Gammaitoni [41]. Comme les systèmes statiques sont ... statiques, il ne possèdent pas de constante de temps. L'effet de résonance stochastique n'est donc pas dû à un synchronisme entre deux constantes de temps. Gammaitoni suggère alors d'employer le terme "Franchissement de Seuil Induit par le Bruit"-FSIB-. Pour comprendre le mécanisme, un exemple simple suffit.

Considérons une sinusoïde d'amplitude  $A < \theta$  attaquant le système à seuil<sup>18</sup>  $\mathbf{1}_{[\theta, +\infty[}(x)$ . Comme

<sup>16</sup>Ouf! Ce résultat n'est évidemment pas étonnant, puisque dans ce cas, le détecteur incohérent est le test du rapport de vraisemblance généralisé.

<sup>17</sup>Le détecteur incohérent n'est plus le test du rapport de vraisemblance dans ce cas. Une question intéressante est de savoir si le détecteur optimal pour des bruits uniforme ou dichotomique présente l'effet de résonance stochastique.

<sup>18</sup> $\mathbf{1}_I(x)$  est l'indicatrice de l'intervalle  $I$ .

$A < \theta$ , la sinusoïde ne peut franchir le seuil. Lorsque l'on ajoute un peu de bruit, le seuil est franchi de temps en temps. A l'opposé, lorsque la puissance du bruit ajouté est très grande, le seuil est franchi très fréquemment et de façon "complètement aléatoire". Entre les deux extrêmes, une puissance optimale de bruit fait franchir le seuil à la cadence de la sinusoïde.

Cette description n'est pas seulement vraie pour une sinusoïde. L'exemple<sup>19</sup> des figures 10 et 11 illustre le FSIB pour une image noir et blanc. Les pixels prennent la valeur 0 (blanc) et 1 (noir), et le seuil est fixé à 1.2. Sur les deux figures, l'image en haut à gauche est l'originale transmise à travers le seuil. Pour la figure 10, le bruit ajouté est uniforme sur  $[0, a]$ ,  $a$  variant régulièrement de 0.11 à 2.11 par pas de 0.2. Dans le cas de la figure 11, le bruit est gaussien d'écart type variant de 0.11 à 1.11 par pas de 0.1. Sans commentaire! Une mesure pour quantifier la résonance stochastique est le taux d'erreur (BER pour Bit Error Rate en anglais). Ces taux sont calculés directement sur les images des figures précédentes. De plus, ces taux sont montrés sur la figure 12. Ces tracés montrent l'existence d'un écart type optimal pour la transmission de l'image à travers le seuil, le minimum des BER étant une manifestation du FSIB.

Les systèmes à seuil peuvent être considérés comme académiques, mais sont très importants dans nombre de domaines. Ils apparaissent par exemple dans les processus de quantification, dans certains systèmes de télécommunications, *etc.* De plus, le cadre théorique naturel de la résonance stochastique est la cyclostationnarité. Nous avons donc entrepris une étude théorique du FSIB dans les systèmes à seuil attaqués par des signaux cyclostationnaires. Ce travail fait l'objet de la publication [14] reproduite en annexe K.

Dans ce travail, les statistiques d'ordre 2 cyclostationnaires sont complètement utilisées, contrairement à la littérature, où le processus est stationnarisé, avant quantification de l'effet de résonance ou de FSIB. Nous montrons que les approches classiques peuvent ne pas mettre en évidence l'effet en stationnarisant. L'utilisation des statistiques cyclostationnaires révèle dans ce cas l'effet à travers le comportement, par exemple, de la corrélation spectrale à des fréquences cycliques non nulles (la corrélation spectrale à la fréquence cyclique nulle représente le spectre du signal stationnarisé). L'étude est faite pour des entrées sinusoïdales bruitées additivement ou multiplicativement, pour des signaux d'entrées de type signal de télécommunications. Les expressions théoriques exactes sont examinées pour des systèmes à seuil simples, et des signaux à deux états. A chaque fois, le FSIB est détecté par la corrélation spectrale. Dans cette vision, le FSIB se caractérise par la cyclostationnarité de la sortie. Lorsque le bruit est faible, la sortie est nulle, et donc stationnaire! Lorsque le bruit est très puissant, le signal de sortie tend à devenir stationnaire. Entre ces extrêmes, le signal est cyclostationnaire. Ainsi, en fonction de la puissance du bruit d'entrée, l'effet est révélé par l'existence d'un maximum dans l'amplitude de la corrélation spectrale de sortie, pour toute fréquence cyclique.

## §15 Cascade en turbulence

La turbulence dans les fluides reste aujourd'hui un défi pour les physiciens. Sa compréhension a une importance non seulement scientifique, mais également technologique. La turbulence est gérée mathématiquement par l'équation de Navier-Stokes, équation aux dérivées partielles fortement non linéaire. Le terme non linéaire  $\mathbf{v}\nabla\mathbf{v}$ , où  $\mathbf{v}$  est le champ de vitesse, induit une complexité terrifiante. A côté des études mathématiques sur l'existence, la régularité de solutions, les physiciens ont une approche plus pragmatique. Les premiers résultats sur la turbulence sont dus à A.N. Kolmogorov en 1941 [40]. Sous des hypothèses de stationnarité et d'homogénéité, il montre la loi des<sup>20</sup>  $4/5$ , et déduit par des arguments de dimension la forme de la densité spectrale de la vitesse dans un fluide turbulent. Pour contrer certaines remarques de Landau, il modifie sa théorie en 1962 avec Obukhov en prenant en compte la fluctuation de la dissipation d'énergie avec les échelles.

Le mot est laché : échelle. Cette notion est fondamentale dans l'étude de la turbulence. D'ailleurs, une image traditionnelle de la turbulence est celle de la cascade d'énergie de Richardson, dans laquelle les tourbillons de grande taille se brisent en de plus petits, qui se brisent en de plus petits, *etc.*, jusqu'à dissipation de l'énergie sous forme calorique. Pour étudier la turbulence, les physiciens introduisent la notion de taille ou d'échelle en travaillant sur les incréments d'une grandeur ou d'un champ<sup>21</sup>.

<sup>19</sup>Exemple dû à F.Chapeau-Blondeau-sur une autre image-. Merci à Franquin de nous éclairer.

<sup>20</sup>Cette loi lie le moment d'ordre 3 des incréments de vitesse de taille  $l$  à la dissipation d'énergie à l'échelle  $l$ . Sous certaines hypothèses, ce moment d'ordre trois est proportionnel à l'échelle, le coefficient de proportionalité étant  $-4/5$  de la dissipation d'énergie par unité de masse.

<sup>21</sup>Les incréments à l'échelle  $l$  du signal  $v(t)$  sont définis par  $\delta v_l(l) = v(t+l) - v(t)$ .

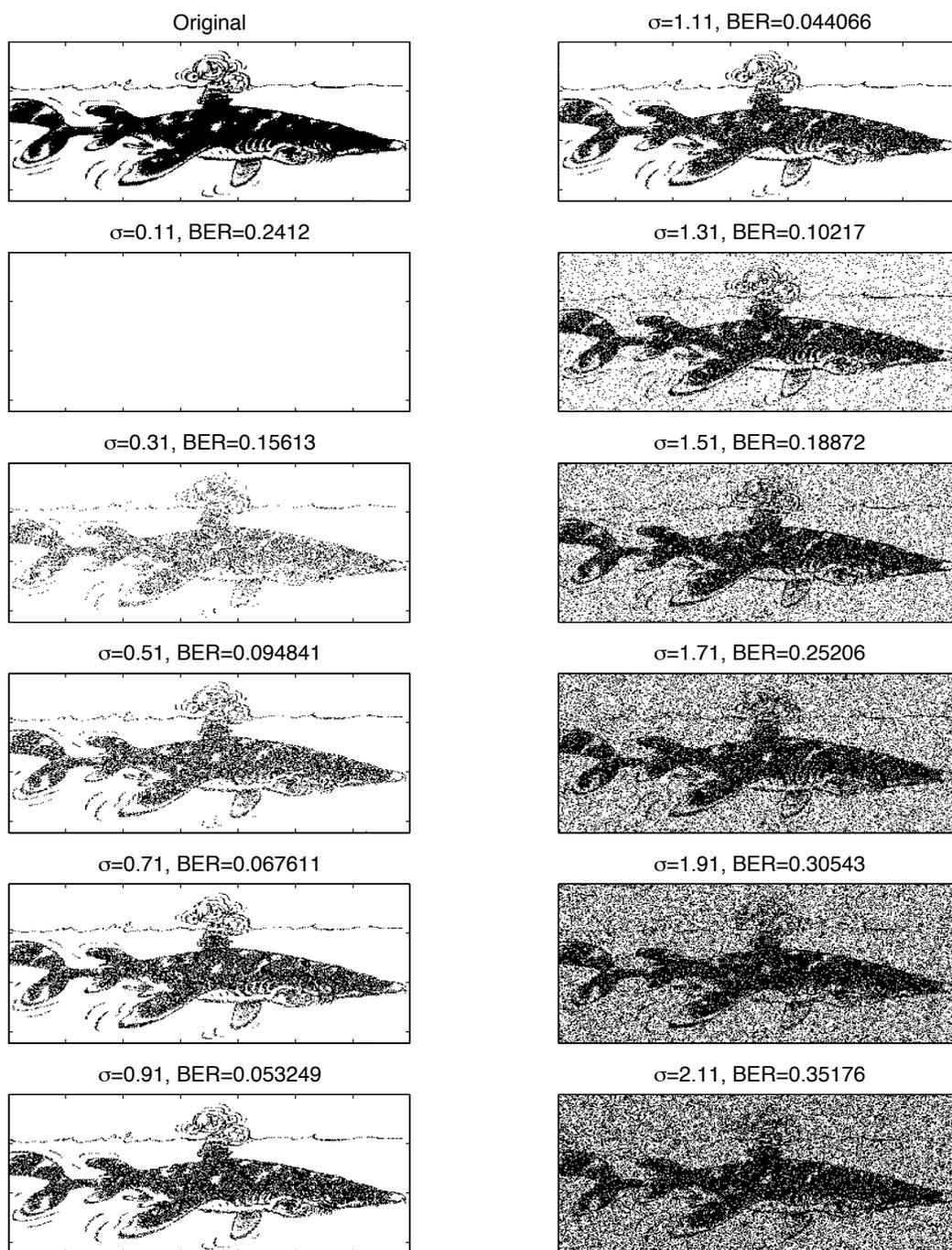


Figure 10: Illustration du FSIB. Bruit uniforme sur  $[0, a]$ ,  $a$  variant régulièrement de 0.11 à 2.11 par pas de 0.2, de haut en bas en commençant par la colonne gauche. Dans cette colonne, la première image est l'originale. Le taux d'erreur (BER, Bit Error Rate) calculé sur l'image est indiqué.

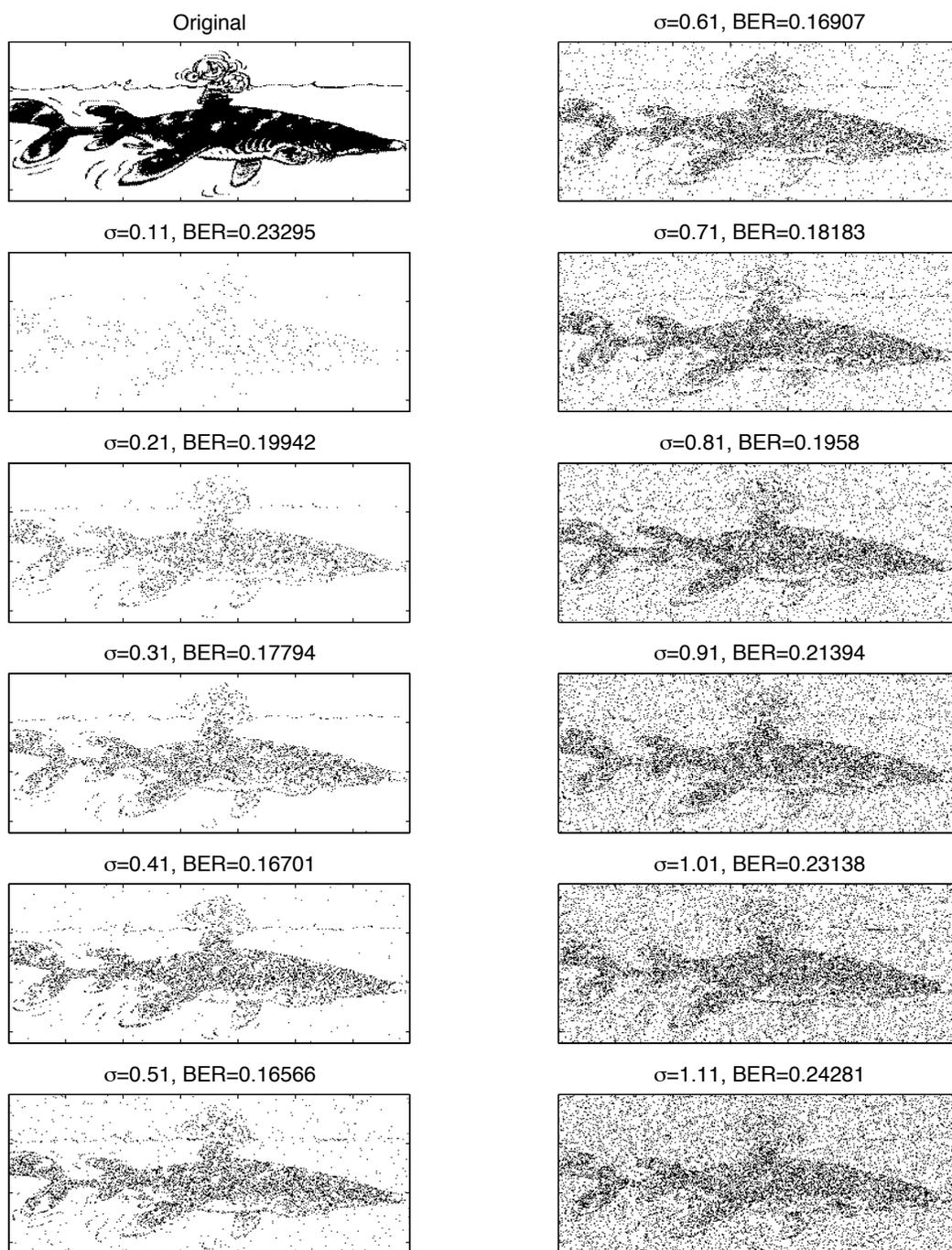


Figure 11: Illustration du FSIB. Bruit gaussien d'écart type variant régulièrement de 0.11 à 1.11 par pas de 0.1, de haut en bas en commençant par la colonne gauche. Dans cette colonne, la première image est l'originale. Le taux d'erreur (BER, Bit Error Rate) calculé sur l'image est indiqué.

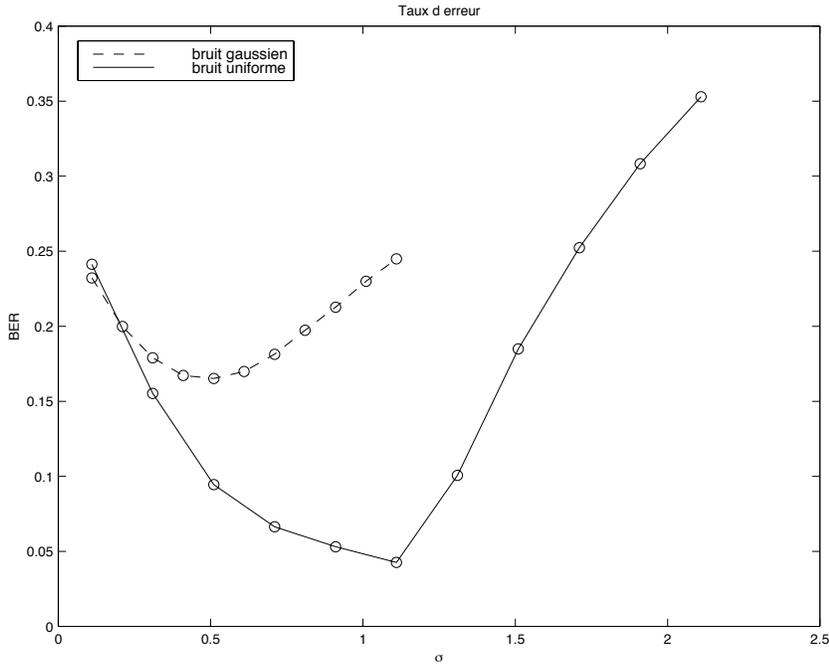


Figure 12: Taux d'erreurs calculés sur les images des figures 10 pour le bruit uniforme et 11 pour le bruit gaussien. Le minimum observé est caractéristique du FSIB.

Pratiquement, les physiciens expérimentaux disposent de l'enregistrement de la vitesse du fluide au cours du temps en un point de l'espace. Sous certaines hypothèses, le signal de vitesse peut amener des informations sur l'aspect spatial de la vitesse.

Beaucoup de travaux ces dernières années ont concerné la validation des théories de Kolmogorov. Sa théorie de 1941 est assez bien vérifiée en ce qui concerne la densité spectrale, mais ses prédictions quant au comportement des statistiques d'ordre supérieur sont invalidées. De nouvelles idées ont surgi dans les années 70, comme la multifractalité, et il a fallu attendre les années 80-90 pour confronter ces idées aux données expérimentales. Depuis 10 ans maintenant, des études se concentrent sur des descriptions du phénomène de cascade qui semble sous tendre la turbulence.

Une première idée, dûe initialement à Mandelbrot dans les années 70, est celle de cascade multiplicative. Cette idée a permis à U. Frisch de concevoir la notion de multifractalité. Les cascades ont été proposées dans le cadre des mesures, et concernent *a priori* plutôt l'énergie. L'exemple le plus simple de cascade multiplicative est la cascade binomiale. Imaginons une masse concentrée sur un intervalle  $I$ . Cascader la masse consiste à affecter une fraction de la masse à la première moitié de l'intervalle (par exemple) et le reste de la masse à la seconde moitié. Ce processus est alors répété pour chacun des intervalles. Le processus itératif ainsi défini converge vers une mesure très compliquée, partout singulière sur l'intervalle  $I$ . Ce genre de cascade a été généralisé aux signaux par Benzi *et. al.* [19] en cascader les coefficients en ondelette des grandes vers les petites échelles. On parle alors de cascade multiplicative sur l'arbre dyadique. Un coefficient en ondelette est obtenu en multipliant son coefficient père par une variable aléatoire. Cette variable est la même pour tous les coefficients, mais est tirée de façon indépendante. L'étude de ces cascades est assez compliquée. Le signal issu de ce processus est sous certaines conditions multifractal [15], présente des propriétés de longue dépendance [2], *etc.* Les signaux construits à l'aide de cascades multiplicatives sur l'arbre dyadique sont d'une richesse incroyable, et ressemblent étrangement à des signaux de turbulence.

Une autre approche, développée depuis une dizaine d'année par Castaing et ses collaborateurs, provient de tentatives d'explication de l'intermittence [25, 27, 26]. La notion d'intermittence peut être bien vue en examinant le signal des incréments de vitesse. A très petite échelle, les incréments de vitesse sont fortement non gaussiens, et présentent des queues de probabilité très lourdes. Ceci se traduit par des explosions très violentes et très soudaines dans le signal des incréments. Cette particularité devient de moins en moins nette lorsque l'échelle croît. D'ailleurs, pour de très grandes échelles, les incréments

de vitesse semblent gaussiens. Pour essayer de comprendre ce phénomène, Castaing propose de lier les densités de probabilité des incréments de vitesse à deux échelles différentes par une équation intégrale, qui n'est autre qu'une convolution affine. L'idée de cascade multiplicative ressurgit.

La dernière idée tentant d'expliquer la cascade en turbulence est due à Friedrich et Peinke [38, 39]. Ces auteurs s'intéressent directement aux incréments et non à leur densité de probabilité. Ils examinent la possibilité que les incréments de vitesse suivent un processus markovien en échelle. Pour vérifier cette idée, ils montrent que les densités conditionnelles des incréments satisfont assez bien l'équation de Chapman-Kolmogorov. Cette vérification expérimentale est appuyée par l'estimation des coefficients de Kramers-Moyal qui semblent raisonnablement nuls pour des ordres supérieurs ou égaux à trois. Outre l'aspect markovien, ceci conduit à penser que les densités des incréments satisfont à une équation de Fokker-Planck.

Nous avons repris ces deux dernières idées pour montrer quelle n'en font qu'une (sous certaines conditions). Ce travail fait avec Jean-Marc Brossier<sup>22</sup> fait l'objet de la publication [11] reproduite en annexe L. Dans ce papier, nous montrons que les travaux de Friedrich et Peinke se replacent naturellement dans un cadre d'équations différentielles stochastiques. L'équation considérée est l'équation de Black et Sholes<sup>23</sup>. Cette équation peut être résolue explicitement et conduit à la cascade multiplicative, ou de façon équivalente à la description de Castaing.

L'intérêt de notre approche est d'utiliser la transformée en ondelette, et de travailler sur des équations différentielles stochastiques en échelle. Nous avons pu montrer que les résultats expérimentaux sur l'invariance d'échelle de la cascade de [16] s'expliquent aisément dans notre formalisme. Le point "noir" de cette étude réside dans l'oubli volontaire de la variable temporelle. Incorporer le temps dans la description est une tâche non triviale qui reste dans mes objectifs de recherche.

---

<sup>22</sup> Encore lui, mais c'est avec grand plaisir que je le cite.

<sup>23</sup> Prix Nobel d'économie, notamment pour l'utilisation de leur équation dans cette discipline.

## ...et de ce que j'en pense

Ayant choisi, et surtout ayant eu la chance, de devenir chercheur au CNRS, la réponse au titre du paragraphe est naturellement : "que du bien"! Pour redevenir sérieux je voudrais faire ici quelques commentaires sur la recherche.

Il existe un grand débat aujourd'hui à propos de la place de la recherche dans la société, et sur la vocation du chercheur. La tendance est je crois de placer entièrement la recherche au service de la société et du bien-être de l'homme. Voici par exemple un extrait d'une page WEB<sup>24</sup> dédiée au 5ème programme cadre de recherche et développement (PCRD) de l'Union Européenne, extrait expliquant la "philosophie" du 5ème PCRD:

L'approche affichée par le 5ème PCRD est résolument novatrice. Basé sur les principes de l'excellence scientifique et technologique, de la pertinence de l'action par rapport aux grandes politiques de l'UE et de la valeur ajoutée européenne, le cinquième programme-cadre a été conçu pour aider à résoudre des problèmes et répondre aux principaux défis socio-économiques rencontrés par l'Union Européenne : emploi, compétitivité et qualité de vie. La recherche, jusqu'ici axée sur la performance technologique, se met désormais au service de la résolution des problèmes et des besoins des citoyens. Ne plus raisonner en termes de domaines et disciplines scientifiques, mais cadrer les propositions de projets dans la problématique à résoudre, telle est la nouvelle philosophie du 5ème PCRD.

Cette philosophie est noble, mais elle cache de plus en plus un des rôles essentiels de la recherche : le développement de la connaissance. Et même au sein du secteur Science Pour l'Ingénieur du CNRS, la recherche n'a pas à mon sens pour unique vocation d'être au service de l'industrie. On oublie trop cela aujourd'hui, et nous sommes donc de plus en plus incités à effectuer des recherches ayant un caractère applicatif immédiat, cela conduisant à des aberrations évidentes : laboratoires de recherche travaillant sur des projets industriels (c'est particulièrement vrai dans le cas des télécoms), attribution de fonds publics de recherche guidée par des industriels et fondée sur des arguments de rendements à court terme, ... Ces aberrations nous sortent insidieusement des sentiers de la connaissance pour aller sur les autoroutes du rendement immédiat.

Nos recherches appliquées se doivent d'être fondamentales ; ceci n'interdit pas le bonheur de voir certains résultats avoir des applications immédiates. De plus, Il ne faut pas être sectaire, et connaître les applications actuelles du traitement du signal peut nous aider dans nos recherches. Certaines questions posées par des applications industrielles peuvent être bénéfiques et lever des problèmes théoriques très intéressants. Mais, il faut faire la part des choses, et je refuse que les applications guident entièrement mes recherches. Pour terminer, voici un extrait d'un point de vue de P. Jorrand [48], point de vue décliné pour l'informatique, mais au combien valide à mon sens pour le traitement du signal ; lire ce court texte en changeant *informatique* en *traitement du signal*, et le résultat est saisissant.

Le fait que la recherche en informatique ait été rangée, il y a vingt-cinq ans, sous la bannière "sciences pour l'ingénieur" n'arrange rien : cela invite à considérer le chercheur en informatique comme un "ingénieur pour les sciences", voire comme un scientifique qui a choisi de mettre ses compétences au service de l'industrie. Et c'est ainsi que, par manque d'audace scientifique, nombre de nos équipes de recherche viennent se consumer dans un piège mortel, ne sachant plus voir que la distance devient trop courte entre le sujet, plus technologique que scientifique, qu'elles croient pouvoir traiter et les développements sur lesquels un industriel serait, lui, en mesure d'engager des moyens considérables. Le chercheur ne joue pas ainsi impunément à des jeux qui ne sont pas les siens. C'est une façon radicale de perdre sa capacité à regarder loin devant, de devenir inapte à faire éclore des idées nouvelles, de ne plus être en mesure de remplir sa mission culturelle, celle dont découle le reste du métier de chercheur, depuis sa formation par la recherche jusqu'à la valorisation socio-économique des résultats.

La conclusion de ce trait d'humeur est que je souhaite continuer à choisir mes domaines de recherches, non en subissant la pression, mais par la passion qu'ils soulèvent en moi. Et ceci explique la diversité des sujets que j'aborde, diversité qui demeure dans les perspectives de recherche exposées dans les paragraphes suivants.

---

<sup>24</sup>Excellent site au demeurant, <http://www.ujf-grenoble.fr/GE>.

## ...et de ses perspectives

Pour terminer la présentation de mes travaux de recherche, les paragraphes §16, §17 et §18 exposent quelques perspectives pour le futur plus ou moins immédiat. Certains points sont des suites logiques de travaux précédents, alors que le paragraphe §18 se concentre sur des activités nouvelles.

### §16 Résonance stochastique

Le travail effectué sur la résonance stochastique et le FSIB doit être approfondi pour essayer d'appliquer ces techniques dans notre discipline. Un certain nombre de travaux théoriques reste à faire :

1. théorie en présence de bruit coloré. Les théories développées jusqu'à présent se fondent sur l'hypothèse bruit blanc. Dans les systèmes dynamiques, cette hypothèse permet l'utilisation des modélisations markoviennes alors que dans les systèmes statiques, le caractère blanc du bruit permet des calculs relativement simples en utilisant intensivement les propriétés d'indépendance. Lever l'hypothèse de blancheur pose de gros problèmes. Dans le cas dynamique, si la structure statistique du bruit est connue, une augmentation de l'état du système peut permettre l'analyse théorique, au prix d'une dimension plus grande et pas toujours très simple à manier.
2. systèmes dynamiques et entrées cyclostationnaires. La théorie que j'ai développée dans le cadre d'entrées cyclostationnaires concerne les systèmes statiques. Un effort reste à fournir pour étudier la résonance stochastique dans les systèmes dynamiques à entrées cyclostationnaires. Développer une telle théorie est difficile. Il faut généraliser les développements de Floquet au cas cyclostationnaire, ou encore généraliser la théorie de la réponse linéaire, au cas cyclostationnaire.
3. bruit multiplicatif. L'étude de la résonance stochastique due à un bruit multiplicatif peut avoir un grand intérêt pour les systèmes de télécommunications, dans lesquelles des modulations interviennent. Dans cet esprit, il faut également étudier une généralisation dans laquelle deux types de bruits interviennent : un bruit discret (suite de symboles) modulant une sinusoïde, et un bruit additif continu perturbant la mesure. La résonance stochastique pourrait avoir de l'intérêt notamment dans les phases d'accrochage de boucles à verrouillage de phase.

### §17 Cascade en turbulence

Mes activités présentes se concentrent surtout sur l'étude des signaux de turbulence et sur la notion d'interaction non linéaire entre échelles. Je travaille sur un certain nombre de points :

1. outils temps-multiéchelle. Ces outils ont été discutés brièvement au paragraphe §5. Je pense que les étudier est important et permettra de mieux comprendre les interactions non linéaires qui peuvent exister à travers les échelles d'un signal turbulent. Le développement de ces outils repose sur les notions d'invariance et/ou de covariance sous les lois du groupe affine. Travailler dans ce cadre en lien avec la transformée en ondelettes doit permettre de théoriser la notion d'invariance d'échelle. De plus, la "ré-introduction" du temps dans la description de la cascade par équations différentielles stochastiques nécessite à mon sens de se placer dans ce groupe. Je réfléchis notamment à des systèmes dynamiques dans le plan temps-échelle, notion délicate car une transformée en ondelette est un objet vivant dans un espace à noyau reproduisant.
2. J'ai commencé une collaboration avec O. Michel de l'ENS Lyon<sup>25</sup> (également avec C. Baudet<sup>26</sup>, P. Borgnat et P. Flandrin) sur une approche "shot noise" des signaux de turbulence. Cette idée repose sur la notion de structures cohérentes en turbulence. Cette description est un gaz d'objets, qui pris individuellement possèdent les propriétés statistiques de la turbulence. Nous mélangeons donc aléatoirement un certain nombre de ces objets et étudions le signal résultant. Cette étude ne fait que débiter mais laisse présager des développements intéressants.

D'autres idées de travail encombrant mon cortex. Parmi elles :

---

<sup>25</sup>Je refélicite Monsieur le Professeur.

<sup>26</sup>Néo-prof de l'UJF.

1. identification des paramètres d'une cascade aléatoire. Les cascades aléatoires sur l'arbre dyadique modélisent assez bien les signaux de vitesse en turbulence. Le modèle est très bien formalisé, et l'on pourrait développer des techniques d'identification des paramètres en jeu. Cette estimation pourrait notamment reposer sur une approche bayésienne.
2. identification paramétrique du spectre multifractal. Le spectre multifractal quantifie l'importance des singularités dans un signal. C'est en quelque sorte une mesure moyenne. Les cascades aléatoires et déterministes peuvent conduire à des signaux multifractals. De plus, pour certaines cascades, le spectre théorique est connu en fonction des paramètres de la cascade. L'idée est d'utiliser cette connaissance pour effectuer une estimation paramétrique du spectre multifractal, comme on utilise une modélisation AR pour estimer un spectre de puissance. Comment faire ? Je pense que les ondelettes seront de la partie.

## §18 Non-linéaire et techniques bayésiennes

Je suis revenu récemment à mes premières amours, la théorie du filtrage non linéaire. Ce retour est dû à la découverte que j'ai faite de la théorie du filtrage particulière. Cette technique permet d'implanter le filtre non linéaire optimal, et repose sur les approximations de type Monte-Carlo. De plus, cette technique est fondée sur une approche de type bayésienne de l'estimation, dans laquelle l'*a priori* est utilisé de façon intensive. Dans cette activité naissante, j'encadre S. Senecal qui a débuté sa thèse en octobre 1999. Les points que j'aimerais développer sont les suivants :

1. Les techniques bayésiennes entrent en jeu lorsque de l'*a priori* est disponible. Le cas des signaux de télécommunication est intéressant à cet égard, puisqu'ils utilisent des signaux à distributions discrètes. Je m'intéresse à la séparation de sources discrètes en utilisant les techniques bayésiennes. Avec S. Senecal, nous utilisons les méthodes MCMC pour l'aspect hors-ligne. Des premiers résultats ont été obtenus et publiés dans [66, 67]. Dans ces travaux, une approche bayésienne est adoptée pour séparer des sources discrètes dans un mélange instantané bruité. Le seul *a priori* est le caractère discret des sources, et le genre de modulation numérique.
2. Je voudrais développer des techniques d'identification de systèmes non linéaires en utilisant les techniques bayésiennes. Le non-linéaire induit des densités *a posteriori* compliquées, et les procédures d'identification sont souvent difficiles à résoudre. L'utilisation de méthodes MCMC doit permettre de résoudre un certains nombres de problèmes. On peut par exemple envisager l'identification de modèle SETAR, pour lesquels la détermination des seuils est un problème crucial, non résolu dans sa généralité.

D'autres applications peuvent être également traitées dans ce cadre, comme par exemple l'égalisation dans les communications satellitaires. Dans cet exemple, les puissances requises à l'émission sont grandes, et les amplificateurs génèrent souvent des distorsions non linéaires qu'il faut compenser. Nous travaillons actuellement sur ces points.

3. Nous<sup>27</sup> travaillons sur les problèmes de synchronisation de phase en communications numériques à l'aide du filtrage particulière. Nous comparons cette implantation Monte Carlo du filtre optimal à des algorithmes sous-optimaux du type boucle de Costas ou boucle à remodulation. Des articles sont en cours de rédaction à ce sujet. L'extension naturelle de ces travaux est le problème de synchronisation symbole.

---

<sup>27</sup> Jean-Marc Brossier et Eric Moisan, toujours eux.

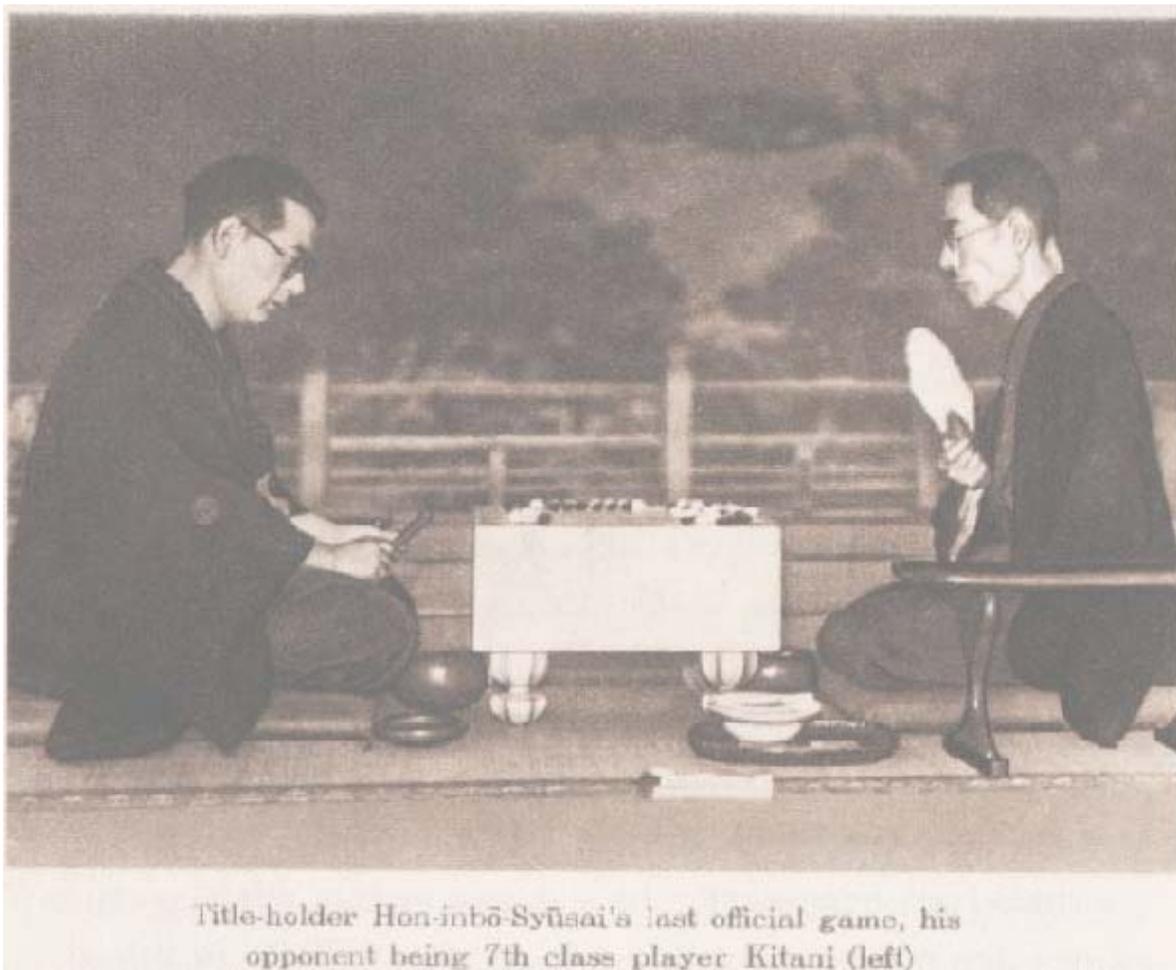
## interlude, ou intermède. . .

Les sciences ne sont pas les seuls domaines profitant de la beauté du non-linéaire. La littérature, l'art, les jeux gagnent à être non-linéaires.

Voici une partie de Go, jeu merveilleusement fascinant et prenant, et à mon sens complètement non linéaire. L'ajout d'une pierre sur le go-ban (plateau de jeu) peut avoir des effets catastrophiques (mais en général contrôlés par les maîtres). Cette partie célèbre est décrite dans le livre de Yasunari Kawabata, "Le Maître ou le tournoi de Go". Elle oppose le jeune Kitani Minoru (à gauche sur la photo) au maître incontesté de l'époque (1938) : Honinbo Shusai.

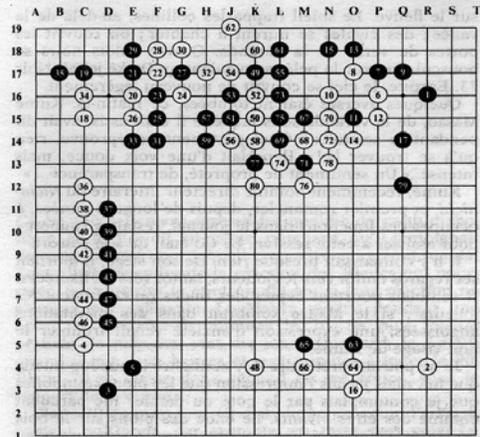
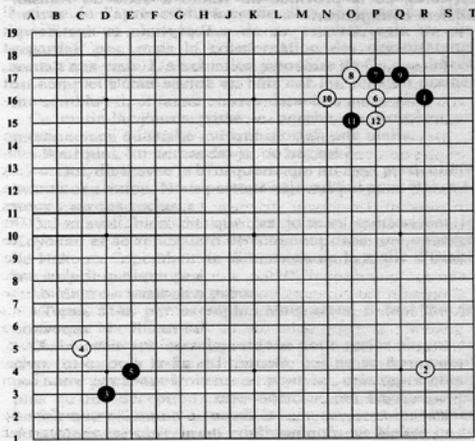
Cette partie est une charnière dans l'histoire du jeu, avec l'avènement après la guerre du style moderne et des tournois professionnels. Il s'agit de la dernière partie officielle de Honinbo Shusai, qui meurt quelques temps plus tard, très affaibli notamment par ce combat incroyable face à Kitani.

Je ne reproduis ici que quelques pages du livre où les principaux diagrammes de la partie sont reproduits. J'ai laissé le texte autour des diagrammes pour que l'ambiance transparaisse un peu. Mais j'invite le lecteur à lire Kawabata pour ressentir la beauté de cette partie et vivre l'atmosphère qui régnait autour des joueurs.



l'équivalent de l'accélération du souffle, pour le Maître. Pourtant, ces épaules maigres et voûtées qui se soulevaient, voilà ce qui m'avait le plus fortement impressionné. Il m'avait semblé assister, sans y avoir été convié, à la venue secrète, calme et sans douleur de l'inspiration, sans que le Maître même en eût conscience, sans que les autres eussent rien remarqué.

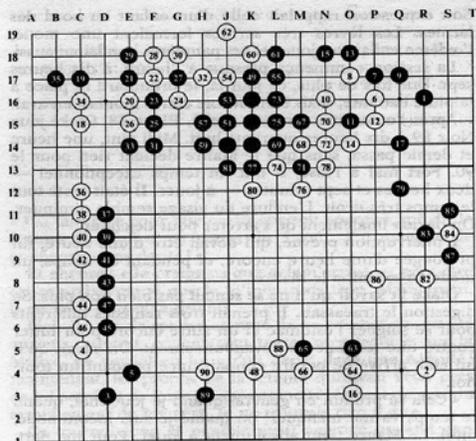
Je songeai par la suite que mon imagination me jouait peut-être des tours. Peut-être s'était-il seulement agi d'un léger élan dans la poitrine ? L'état cardiaque du Maître empira pendant le tournoi ; il avait pu ressentir un premier spasme à ce moment-là. J'ignorais alors sa maladie de cœur, et ma réaction s'expliquait par le respect qu'il m'inspirait. J'aurais dû rester plus froidement ration-



qu'il dit. Croyant le coup décidé, le secrétaire de l'Association de Go préparait son enveloppe, mais le Maître, distrait, restait immobile, l'air absent, très loin de ce qui se passait autour de lui.

« Je ne suis pas fixé », dit-il au bout d'un moment. A en juger d'après son expression, il ne pouvait encore revenir à la réalité.

Il prolongea sa méditation pendant seize minutes encore. Blanc 80 prit ainsi quarante-quatre minutes.



quantaine, j'ai vraiment pris conscience des années qui passent.

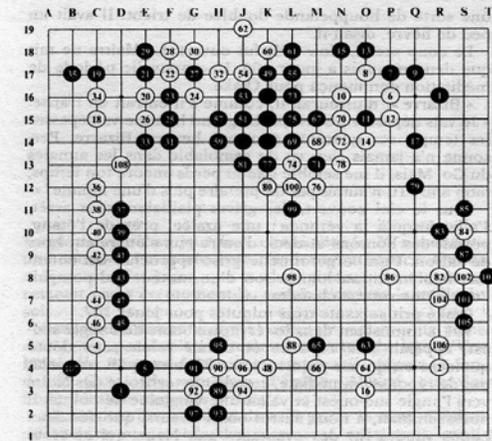
— Il faudrait qu'un lutteur comme vous puisse lutter contre les ans, fit Kumé.

— Je sens déjà le poids des ans, dit Otaké ; pourtant je n'ai que trente ans.

— C'est un peu tôt », dit le Maître.

Pendant un moment, celui-ci resta dans la première pièce avec Kumé puis quelques autres, parlant de l'ancien temps. Il raconta comment, jeune garçon, voyageant à Kobé lors d'une revue navale, il avait vu des lumières électriques pour la première fois.

Il se leva en riant. « Le billard m'est interdit, mais on m'autorise un petit peu d'échecs. Alors, allons-y ! »

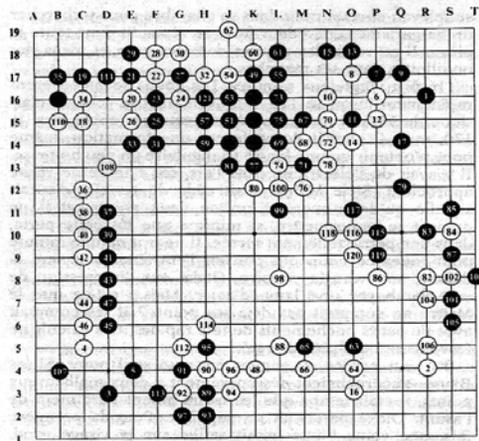


« Tout peut arriver, maintenant », dit Otaké, plaisantant à demi, quand il partit déjeuner. Ce sera sanglant ! »

Le Blanc 108 tendait à deux buts : menacer les Noirs dans l'angle nord-ouest et rompre l'homogénéité du territoire noir, tout en défendant le territoire blanc situé sur la gauche du damier. Une trouvaille.

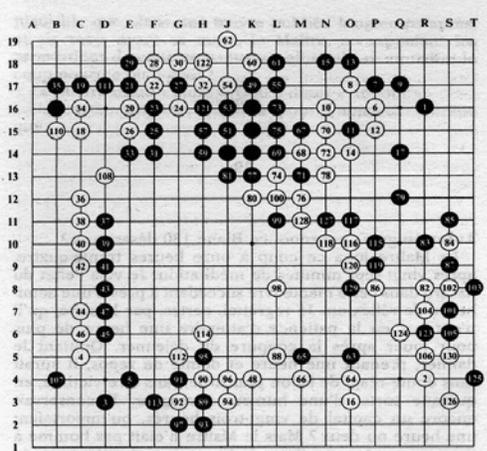
Go Sei-gen allait le commenter ainsi :

« Le 108 était fort difficile à jouer. Nous attendions avec une grande impatience pour voir où il allait tomber. »



Après y avoir réfléchi pendant une heure et quarante-quatre minutes, il scella le 121 à trois heures quarante-trois tout juste. Le Maître n'avait joué que pendant une heure et trente-sept minutes. S'il s'était agi d'une partie normale, Otaké, pour jouer onze coups, aurait dépensé tout son temps.

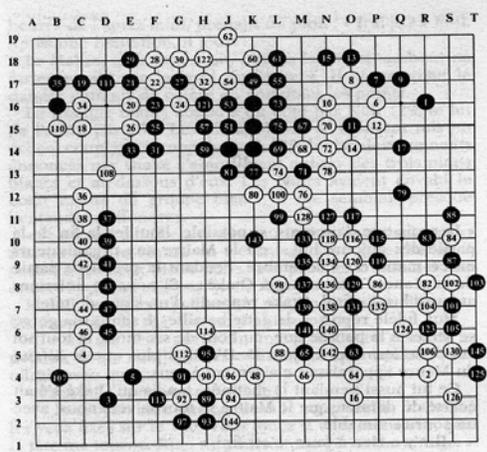
On pouvait voir dans cette différence de rythme l'expression d'une incompatibilité spirituelle, peut-être aussi physiologique, car, enfin, le Maître passait aussi pour un joueur soigneux et réfléchi.



sance refoulée vint avec Noir 129. Otaké parut beaucoup moins surpris et gêné par la retraite des Blancs que nous autres. Si les Blancs prenaient les quatre pions noirs sur la droite, les Noirs envahiraient sans peine les rangs ennemis au centre. Sans répondre à Blanc 130, ils poursuivirent avec Noir 131 l'action de 129. Les Blancs se reportèrent à la défense du centre avec le 132. Il aurait mieux valu répondre tout de suite à Noir 129.

Le Maître déplora ce coup dans ses réflexions sur le tournoi : « 130 se révéla l'erreur fatale. Il fallait suivre en coupant immédiatement en P-11, et voir la réaction des Noirs. S'ils avaient, par exemple, répondu par P-12, alors 130 aurait été bien joué.

Même s'ils avaient continué leur tactique, en jouant

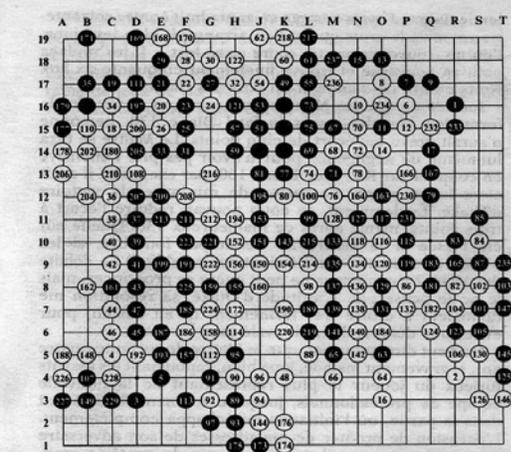


vérité, de se protéger des incursions étrangères. Otaké, précédemment logé dans le nouveau bâtiment, mais au second étage, venait depuis un jour ou deux de s'installer au rez-de-chaussée. Il se sentait fort las, disait-il, et trouvait pénible d'avoir à monter et descendre les escaliers.

Ces nouveaux bâtiments, orientés plein sud, donnaient sur un jardin large et ouvert ; les rayons de soleil tombaient tout près de la table de jeu.

La tête inclinée sur l'épaule, les sourcils froncés, le buste rigide, le Maître contemplant le damier tandis qu'on ouvrait l'enveloppe du 145. Otaké jouait plus vite, peut-être parce qu'il savait sa victoire assurée.

La tension du corps à corps final ne ressemble pas à celle des débuts et des milieux de partie. Les nerfs



Les Noirs 201 et 203 (B-13 et C-13) ont été pris par le coup du Blanc 206, et le Blanc 210 a été placé au C-13, occupé autrefois par le Noir 203.

Les Blancs 196 et 198 (F-10 et E-10) ont été pris par le coup du Noir 221, et le Noir 223 a été placé au F-10, occupé autrefois par le Blanc 196.

— Oui, cinq points », répondit le Maître, levant son regard entre des paupières bouffies. Il ne fit aucun geste pour arranger le damier. La partie s'était terminée à deux heures quarante-deux de l'après-midi.

« Avant qu'on ait éliminé les pions neutres, j'avais estimé que cela ferait cinq points », dit le Maître en souriant quand il donna son impression sur le tournoi, le

## de l'encadrement. . .

### §19 . . . et de ce que j'en pense

Etre chercheur CNRS dans un laboratoire universitaire offre l'immense avantage d'être en lien direct avec les étudiants. Cette position donne des possibilités d'enseignements, et permet de proposer aux étudiants motivés des stages de recherche (D.E.A.), et éventuellement un approfondissement à travers une thèse. Si encadrer un stage de D.E.A. est une responsabilité, diriger des travaux de thèse en est une bien plus importante.

Le stage de D.E.A. a pour vocation de montrer son aptitude à travailler sur un sujet précis, d'apprendre à fouiller la littérature, à se familiariser avec des concepts souvent étudiés au cours des études. Parmi les stagiaires, certains révèlent leur autonomie, qualité qui est je crois primordiale pour attaquer un travail de thèse.

Le travail de thèse est bien sûr de plus longue haleine, et se doit d'être un travail personnel, comme en témoigne la définition du Petit Larousse (édition 1980)

- n. f. (gr. thesis, sujet). Opinion qu'on soutient et dont on cherche à démontrer la vérité.
- Ouvrage présenté en vue de l'obtention du grade de docteur. Philos. Ce que l'on pose en vue d'une explication ou d'une démonstration ; premier terme de la vulgarisation d'un système dialectique, en particulier celui de Hegel, le deuxième terme étant l'antithèse, et le troisième la synthèse. Pièce, roman à thèse, œuvres destinées à démontrer la vérité d'une théorie.

Diriger une thèse exige donc que l'on se souvienne de cette définition. Lorsque je propose à un étudiant de l'encadrer, je lui parle de **sa** thèse, en insistant bien sur le possessif. Bien entendu, le caractère du thésard<sup>28</sup> doit entrer en ligne de compte. Je ne peux évidemment pas me considérer comme un vieux briscard de l'encadrement, mais les quatre personnes que j'ai encadrées, de par leurs caractères bien différents, m'ont déjà montré divers aspects.

Le rôle fondamental de "directeur de thèse" est je crois le soutien disons moral plus que le soutien scientifique. Mener à bien son travail de thèse est une tâche difficile qui conduit souvent à des périodes délicates, lorsque rien ne fonctionne, lorsque les idées stagnent. . . Le "directeur de thèse" doit détecter ces moments délicats, et intervenir pour encourager et éventuellement débloquer les situations. Ainsi, les relations "directeur de thèse"-thésard peuvent être des relations de collaborations, de tutorats, mais ne doivent pas sombrer dans des relations du type patron-ouvrier<sup>29</sup>. Enfin, le "directeur de thèse" ne doit pas seulement veiller à ce que trois ans se déroulent bien, mais doit également conseiller, s'il le peut, le thésard quant à son futur immédiat. A ce propos, le "directeur de thèse" a le devoir d'informer le thésard sur ses possibilités post-doctorales. Je veux dire que des candidatures sur des postes publics (maître de conférences, chercheurs dans les EPST) ne sont recevables que lorsque le dossier du candidat est valable! Construire un dossier n'est pas seulement la charge du thésard ; le "directeur de thèse" doit veiller au cours des trois ans à ce que le dossier s'étoffe (publications, relations extérieures, collaborations éventuelles, enseignements, . . .).

Outre l'encadrement de quelques stages ingénieurs de 2<sup>ème</sup> année (S. Zozor : implantation de l'identification fréquentielle des filtres de Volterra ; P. Borgnat : implantation de la méthode MMTO pour l'analyse multifractale ; B. Vassaux : implantation de la transformée en ondelette), j'ai encadré depuis 1994 des stages de DEA et co-encadré trois thèses.

### §20 . . . de DEA

1. DEA De P. Ravier, "Performances d'un détecteur de transitoires", 1994.

P. Ravier a réalisé l'étude des performances d'un détecteur de signaux transitoires fondé sur une estimation adaptative du tenseur cumulatif d'ordre 4. Cette étude est expérimentale, et consiste en l'évaluation de réseaux de Courbes Opérationnelles du Récepteur (COR) en fonction des divers paramètres du problème et de la méthode de détection.

2. DEA de S. Zozor, co-encadré avec E. Moisan, "Estimation de la moyenne par statistiques d'ordre", 1995.

---

<sup>28</sup> Nom barbare, mais figurant également dans le Petit Larousse.

<sup>29</sup> La caricature est peut être un peu forte, mais est malheureusement parfois bien réelle.

S. Zozor a étudié théoriquement et pratiquement un estimateur de la moyenne d'un signal construit conjointement sur les échantillons et les échantillons ordonnés d'un signal. L'estimateur étudié est sans biais et minimise la variance d'estimation. L'implantation récursive est réalisée à l'aide d'algorithmes R.L.S. Les travaux de D.E.A de S. Zozor ont conduit à la publication [76].

3. DEA de L. Benoist, co-encadré avec J. Liliensten, "Analyse temps-frequence de signaux EISCAT", 1996.

L. Benoist a appliqué, de façon intensive des techniques temps-fréquence (spectrogramme, scalogramme et leurs versions réallouées) sur des signaux de mesures EISCAT. La mise en évidence de phénomènes géophysiques tels des orages, des ondes de gravité ont été possibles sur certains jeux de données.

4. DEA de E. Filleau, co-encadré avec J.M. Brossier, "Analyse de signaux de turbulence", 1997.

E. Filleau a considéré deux modèles récents explicatifs de la cascade d'énergie en turbulence développée. Ses études sur des données réelles ont permis de mieux comprendre les liens entre les deux modèles.

5. DEA de S. Senecal, "Analyse en composantes curvilinéaires et traitement du signal", 1999.

S. Senecal a tenté d'appliquer à la détermination de l'ordre de filtres la technique de l'Analyse en Composantes Curvilinéaires. Cette technique a pour but la représentation de données de très grandes dimensions dans des espaces de dimensions plus petites. S. Senecal a montré la potentialité de cette méthode pour chercher des ordres de modèles linéaires ou non linéaires. Il a également étudié de nouvelles façons de réaliser pratiquement l'ACC.

6. DEA de I. Belghit, co-encadré avec J. Mars, "Ondelettes adaptées et signaux sismiques", 1999

I. Belghit a analysé des signaux sismiques de réservoirs pétroliers à l'aide d'ondelettes adaptées (principalement les paquets d'ondelettes). Il a proposé l'application des techniques de seuillage des coefficients des paquets d'ondelettes afin d'obtenir une détection facile des signatures de réservoirs dans le signal sismique. Son travail a montré quelques résultats intéressants, mais surtout a levé l'épineux problème du critère de choix de la base d'ondelettes.

## §21 ... de thèses

1. Thèse de Laure Duboisset-Chareyre, "Détection et analyse de transitoires et signaux réels", soutenue le 7 novembre 1997, co-encadrée à 50% avec J.L. Lacoume.

L. Duboisset-Chareyre a étudié le comportement de divers détecteurs de transitoires existant dans la littérature. Cette étude lui a permis de mettre en avant le détecteur bispectral fondé sur les travaux de Hinich. Le principe du détecteur est de tester la nullité du bispectre dans son triangle principal (hypothèse de gaussiannité) ou dans le triangle extérieur (hypothèse de stationnarité). Le détecteur bispectral a été implanté en temps réel par L. Duboisset-Chareyre. Le signal est découpé en blocs, et une estimation du bispectre est effectuée sur chaque bloc. Ceci permet d'obtenir une version évolutive du détecteur bispectral. Ce détecteur a été testé sur de nombreux signaux réels (transitoires et bruits de mer) et donne des résultats très intéressants.

2. Thèse de P. Ravier, "Détection de transitoires par ondelettes adaptées. Critères d'adaptation fondés sur les statistiques d'ordre supérieur" soutenue le 6 juillet 1998, co-encadrée à 70% avec J.L. Lacoume.

P. Ravier a développé dans sa thèse des techniques hybrides ondelettes-ordres supérieurs pour la détection de transitoires. L'idée est d'utiliser les ondelettes adaptées (paquets d'ondelettes et ondelettes de Malvar) pour obtenir un découpage du plan temps-fréquence qui s'adapte au transitoire à détecter. Le critère de segmentation est fondé sur une mesure de gaussiannité des coefficients. En effet, les coefficients en ondelette dus au bruit sont gaussiens alors que les coefficients liés au transitoire sont non gaussiens. Les résultats avec les ondelettes de Malvar donnent des résultats très intéressants lorsque le bruit est blanc, mais les performances du détecteur chutent lorsque le bruit est coloré. Pour prendre en compte cette coloration, les paquets d'ondelettes sont considérés et conduisent à d'excellents résultats, souvent supérieurs au détecteur bispectral.

3. Thèse de S. Zozor, “Sur la théorie de la résonance stochastique à temps discret et son application en détection”, soutenue le 18 novembre 1999, co-encadrée à 80% avec P. Flandrin

La résonance stochastique est un phénomène physique dans lequel un système fait coopérer une sinusoïde et du bruit qui la perturbe de sorte à amplifier la sinusoïde. S. Zozor a développé une théorie de résonance stochastique à temps discret dans les modèles AR(1) non linéaires. La résonance stochastique est alors utilisée pour la détection de très faibles sinusoïdes noyées du bruit. Le détecteur développé montre des performances impressionnantes lorsque le bruit est discret ou uniforme par rapport au détecteur incohérent. Les études de S. Zozor ont été généralisées au multidimensionnel pour traiter des signaux de communication (valeurs complexes).

4. Thèse de S. Senecal qui débute sur l’utilisation des techniques bayésiennes pour les problèmes non linéaires (séparation de sources discrètes, identification de systèmes non linéaires).

## de la vie...

### §22 ... scientifique

1. Participation et interventions diverses dans le GdR TDSI puis ISIS.
2. Participation à l’organisation du symposium IEEE “time-frequency and time-scale analysis” en juin 1996 à Paris, chargé de la publicité.
3. Participation à l’organisation de l’école de printemps de l’école de Physique des Houches, “1/f-Long range dependence, from models to applications”, mai 1996.
4. Organisation avec J.M. Brossier de l’école d’été de Grenoble “Signal-Image-Parole” sur le thème “non-linéaire et signal”. Cette école a eu lieu du 31 août au 4 septembre 1998.
5. Responsable scientifique du contrat LIS-EDF-ADR. P21COO923/0/EP930, “détection des corps errants par des techniques hybrides SOS-ondelettes”, avril-octobre 1999 ; Réalisation avec Jean-Marc Brossier d’une étude pour Schneider Electric “Détection d’un branchement sur le réseau”, octobre-décembre 1999.
6. Co-rapporteur des thèses de V. Kravtchenko-Berejnoi et M. Colas (avec J.L. Lacoume) et de X. Godivier (avec P. Flandrin). Examineur dans les jurys de Thèse de Melle A.E. Badel, P. Carré et S. Hosseini.
7. “Reviewer” dans Traitement du Signal, Signal Processing, IEEE Trans. on Signal Processing.,

### §23 ... administrative

1. Membre élu du conseil scientifique de l’Institut National Polytechnique de Grenoble (mars 1995-février 1999)
2. Membre élu du conseil de laboratoire du LIS-UPRESA 5083.
3. Membre nommé du conseil de la Fédération ELESA.
4. Responsable avec C. Jutten du groupe “non linéaire” du LIS.

### §24 ... et de ce que j’en pense

Le rôle du chercheur ne se cantonne pas à ses recherches, mais s’étend au bon fonctionnement de la communauté scientifique. Ce rôle d’animateur est important pour que les laboratoires vivent, que des échanges entre chercheurs existent, et que l’information circule.

Les laboratoires vivent scientifiquement et administrativement. Je ne m’étendrai pas sur le côté administratif bien qu’ayant été élu à divers conseils, et bien qu’il y ait beaucoup de choses à dire. Un laboratoire est structuré en groupes de recherche qui rassemblent les personnes ayant des préoccupations communes. Un groupe ne peut vivre sans animation scientifique. Le rôle du responsable de groupe est à mon sens celui d’un animateur. Il doit générer les rencontres intra-groupes, ces rencontres devant être

scientifiques, courtes et relativement fréquentes. L'animateur se doit de connaître les diverses activités réalisées au sein du groupe, non seulement pour effectuer les inévitables tâches administratives, mais surtout pour obtenir le recul nécessaire à une animation intéressante.

Le chercheur est attaché à un laboratoire, mais appartient à une (ou plusieurs) communauté scientifique. Il a au sein de cette communauté une place d'animateur et un rôle d'expert. L'animation concerne ici l'organisation de rencontres scientifiques (colloques, congrès, écoles). L'organisation d'écoles est primordiale pour le transfert de résultats de recherches bien établis vers des thésards (essentiellement) ou vers des personnes se formant à un nouveau domaine. L'organisation de colloques participe à la communication au sein de la communauté scientifique. On rejoint ici le rôle d'expert qu'un chercheur exerce auprès des revues scientifiques, puisqu'il se doit d'évaluer le travail de ses collègues pour que les articles puissent être diffusés. Son rôle d'expert s'étend à l'évaluation des thésards, et le chercheur participe donc au système de cooptation des docteurs.

## de l'enseignement

### §25 ... de diverses choses

1. Moniteur de l'éducation nationale de octobre 90 à octobre 92. TP de physique en DEUG A 1ère année (96h) UJF, TD de filtrage linéaire optimal (64h) ISTG-3I-UJF.
2. ATER de octobre 93 à octobre 94 à l'ENSIEG, INPG. TD de mathématique, de traitement du signal, TP de traitement du signal, BE de traitement du signal.

J'ai enseigné depuis six années :

- le traitement du signal à travers des TD en 2ème année de l'ENSIEG (20h par an) de 1994-95 jusqu'à 1998-99. Ces TD abordent divers aspects du traitement du signal de base (des signaux déterministes aux signaux aléatoires).
- le filtrage optimal en cours magistral en 3ème année de la filière 3I de l'ISTG (UJF, 20h par an) . Ce cours développe le filtrage de Wiener et sa solution causale, développe le filtrage de Wiener à temps discret en insistant particulièrement sur les algorithmes récursifs et/ou adaptatifs, et donne des notions sur le filtrage de Kalman.
- En 98-99-00, cours de fractales/ondelettes en DEA SIP, 6h. Ce cours donne une introduction aux fractales en présentant quelques notions sur les systèmes de fonctions itérées (IFS), sur le mouvement brownien fractionnaire. Une introduction à la théorie des ondelettes et à leur application pour l'analyse de signaux fractals est également proposée.
- J'ai redonné au premier trimestre 2000-2001 des TP de traitement du signal aux étudiants de 2ème année de l'IEG (mesure de vitesse par intercorrélation, analyseur de spectre numérique, soustraction de bruit).

### §26 ... et de ce que j'en pense

Que dire de l'enseignement à part quelques banalités du type donner des cours permet d'approfondir certains domaines, force à se creuser la tête pour trouver les explications les plus claires, ...

Au delà du plaisir que procure l'enseignement, je voudrais mentionner un problème inquiétant que j'observe depuis quelques années et qui va s'intensifiant : l'intérêt et le niveau des étudiants à qui j'enseigne baissent<sup>30</sup>.

Deux questions doivent être posées : pourquoi?, et comment remédier à cela? Au pourquoi je ne répondrai pas, car les réponses font intervenir de nombreux facteurs, notamment socio-culturels et politiques. Au comment, je voudrais juste dire qu'il ne faut pas s'adapter à la situation, mais plutôt essayer de tirer le niveau vers le haut. Je touche ici l'épineuse question de l'élitisme, et je conclus donc cette petite discussion, le débat devenant trop passionné. Mais l'enseignant ne doit-il pas l'être?

---

<sup>30</sup>ENSIEG et département 3I de l'ISTG.

## References

- [1] P. O. AMBLARD and J.M. BROSSIER. Adaptive estimation of the fourth-order cumulant of a white stochastic process. *Signal Processing*, 42(1):37–43, 1995.
- [2] P. O. AMBLARD, J.M. BROSSIER, and J.L. LACOUME. Playing with long range dependence and HOS. In *Proc. IEEE workshop on HOS, Banff, Canada*, pages 453–457, Jul 1997.
- [3] P. O. AMBLARD, M. GAETA, and J. L. LACOUME. Complex random variables and signals. part 1 : variables. *Signal Processing*, 42(11):1–13, November 1996.
- [4] P. O. AMBLARD, M. GAETA, and J. L. LACOUME. Complex random variables and signals. part 2 : signals. *Signal Processing*, 42(11):15–25, November 1996.
- [5] P. O. AMBLARD and J. L. LACOUME. A deductive construction of third-order time-frequency distributions. *Signal Processing*, 36(3):277–286, 1994.
- [6] P. O. AMBLARD, J. L. LACOUME, and J. M. BROSSIER. Transient detection, higher-order time-frequency distributions and the entropy. In *Proc. IEEE SP Workshop on Higher-Order Stat., Lake Tahoe, USA*, pages 265–269, 1993.
- [7] P. O. AMBLARD and J.L. LACOUME. Construction of fourth-order cohen’s class : a deductive approach. In *IEEE symposium on Time-Scale and Time-Frequency Analysis*, Victoria, Canada, October 1992.
- [8] P. O. AMBLARD and O. MICHEL. Vers des représentations affines multilinéaires. In *Proc.colloque GRETSI, Vannes, Tome 1*, pages 19–22, 1999.
- [9] P. O. AMBLARD and E. MOISAN. Frequency domain volterra filters in terms of distributions. *IEEE Sig. Proc. Letters*, 1(11):169–172, November 1994.
- [10] P.O. AMBLARD. *Statistiques d’ordre supérieur pour les signaux non gaussiens, non linéaires, non stationnaires*. Thèse de Doctorat de l’INPG, 1994.
- [11] P.O. AMBLARD and J.M. BROSSIER. On the cascade in fully developed turbulence. the propagator approach versus the markovian description. *European Physical Journal B*, jan 2000.
- [12] P.O. AMBLARD and E. MOISAN. On the use of frequency domain volterra filters. In *IEEE Workshop on nonlinear signal and image processing*, pages 380–383, Halkidiki, Greece, 20–22 June 1995.
- [13] P.O. AMBLARD and P. RAVIER. Experimental performance analysis of an on-line transient detector. In *IEEE Workshop on HOS*, pages 171–175, Gerona, Spain, 12–14 June 1995.
- [14] P.O. AMBLARD and S. Zozor. Cyclostationarity and stochastic resonance in threshold devices. *Phys. Rev. E*, 5(59):5009–5020, may 1999.
- [15] A. ARNEODO, E. BACRY, and J.F. MUZY. Random cascades on wavelet dyadic trees. *J. Math. Phys.*, 39(8):4142–4164, August 1998.
- [16] A. ARNEODO, J.F. MUZY, and S.G. ROUX. Experimental analysis of self-similarity and random cascade processes: application to fully developed turbulence data. *J. Phys. II*, 7(2):363–370, February 1997.
- [17] F. AUGER and P. FLANDRIN. Improving the readability of time-frequency and time-scale representations by using the reassignment method. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 43(5):1068–1089, May 1995.
- [18] D. BAUDOIS, C. SERVIERE, and A. SILVENT. Soustraction de bruit : Analyse et synthèse bibliographique. *Traitement du Signal*, 6(5):391–497, 1989.
- [19] R. BENZI, L. BIFERALE, A. CRISANTI, G. PALADIN, M. VERGASSOLA, and A. VULPIANI. A random process for the construction of multiaffine fields. *Physica D*, 65:352–358, 1993.

- [20] J. BERTRAND and P. BERTRAND. A class of affine Wigner functions with extended covariances properties. *J. Math. Phys.*, 33:2515–2527, July 1992.
- [21] D. R. BRILLINGER and M. ROSENBLATT. *Asymptotic theory of  $k$ -th order spectra*, pages 153–188. Wiley, 1967. Harris ed.
- [22] D. R. BRILLINGER and M. ROSENBLATT. *Computation and interpretation of  $k$ -th order spectra*, pages 189–232. Wiley, 1967. in Spectral Analysis of Time Series, Harris ed.
- [23] V. CARMILLET. *Contribution à la détection en présence de réverbération. Applications en acoustique sous-marine*. Thèse INPG, janvier 1998.
- [24] V. CARMILLET, P.O. AMBLARD, and G. JOURDAIN. Detection of phase- or frequency-modulated signals in reverberation noise. *Journal of the Acoustical Society of America*, 6(105):3375–3389, jun 1999.
- [25] B. CASTAING. Sur la forme des histogrammes en turbulence (on the shape of histograms in turbulence). *C.R.A.S. série II*, t. 309:503–506, 1989.
- [26] B. CASTAING. The temperature of turbulent flows. *J. Phys. II*, 6(1):105–114, January 1996.
- [27] B. CASTAING, Y. GAGNE, and E.J. HOPFINGER. Velocity probability density functions of high Reynolds number turbulence. *Physica D*, 46:177–200, 1990.
- [28] F. CHAPEAU-BLONDEAU. Input-output gains for signal in noise in stochastic resonance. *Phys. Lett. A*, 232(6):41–48, June 1997.
- [29] F. CHAPEAU-BLONDEAU. Noise-enhanced capacity via stochastic resonance in an asymmetric binary channel. *Phys. Rev. E*, 55(2):2016–2019, February 1997.
- [30] F. CHAPEAU-BLONDEAU and X. GODIVIER. Theory of stochastic resonance in signal transmission by static nonlinear systems. *Phys. Rev. E*, 55(2):1478–1495, February 1997.
- [31] M. COLAS. *Les représentations temps-fréquence : de l'ordre 2 aux ordres supérieurs. Application à l'analyse et au diagnostic de systèmes électro-mécaniques*. Thèse Univ. Reims Champagne-Ardennes, décembre 1999.
- [32] P. COMON. Independent Component Analysis, a new concept ? *Signal Processing*, 36(3):287–314, April 1994. Special issue on Higher-Order Statistics.
- [33] A. V. DANDAWATE and G. B. GIANNAKIS. Nonparametric polyspectral estimators for  $k$ th-order (almost) cyclostationary processes. *IEEE Trans. on IT*, 40(1):67–84, January 1994.
- [34] A. V. DANDAWATE and G. B. GIANNAKIS. Asymptotic theory of mixed time averages and  $k$ th-order cyclic-moment and cumulant statistics. *IEEE Trans. on IT*, 41(1):216–232, January 1995.
- [35] L. DUBOISSET-CHAREYRE. *Analyse bispectrale de signaux réels : applications à la détection de transitoires*. Thèse INPG, novembre 1997.
- [36] P. FLANDRIN. *Temps-Fréquence*. Hermès, 1993.
- [37] J. R. FONOLLOSA and C. M. NIKIAS. Wigner higher-order moment spectra : Definition, properties, computation and application to transient signal analysis. *IEEE Trans. on SP*, 41(1):245–266, January 1993.
- [38] R. FRIEDRICH and J. PEINKE. Description of a turbulent cascade by a Fokker-Planck equation. *Phys. Rev. Lett.*, 78(5):863–866, February 1997.
- [39] R. FRIEDRICH and J. PEINKE. Statistical properties of a turbulent cascade. *Physica D*, 102:147–155, 1997.
- [40] U. FRISH. *Turbulence. The legacy of A.N. Kolmogorov*. Cambridge University Press, Cambridge, 1995.

- [41] L. GAMMAITONI. Stochastic resonance and the dithering effect in threshold physical systems. *Phys. Rev. E*, 52(5):4691–4698, November 1995.
- [42] L. GAMMAITONI, P. HANGGI, P. JUNG, and F. MARCHESONI. Stochastic resonance. *Rev. Mod. Phys.*, 70(1):223–287, January 1998.
- [43] W. A. GARDNER and C. M. SPOONER. The cumulant theory of cyclostationary time-series, part 1 : Foundation. *IEEE Trans. on SP*, 42(12):3387–3408, December 1994.
- [44] W. A. GARDNER and C. M. SPOONER. The cumulant theory of cyclostationary time-series, part 2 : Development and applications. *IEEE Trans. on SP*, 42(12):3409–3429, December 1994.
- [45] N. GERR. Introducing a third-order Wigner distribution. *Proc. IEEE*, 76(3):290–292, March 1988.
- [46] G. B. GIANNAKIS and A. V. DANDAWATE. Polyspectral analysis of nonstationary signals : Bases, consistency and hov-wv. In *Higher-Order Statistic*, J.L. Lacoume ed., Elsevier, pages 175–178, 1992.
- [47] J. GLEICK. *La théorie du chaos*. Denoël, 1988.
- [48] P. JORRAND. Débat : que peut la recherche française. point de vue de philippe jorrand : “autisme”. *La Recherche*, page 57, February 2000.
- [49] M. KENDALL and A. STUART. *The Advanced Theory of Statistics, Distribution Theory*, volume 1. C. Griffin, 1977.
- [50] P.E. KLOEDEN and E. PLATEN. *Numerical solutions of stochastic differential equations*. Springer-Verlag, New-York, 1995.
- [51] J.L. LACOUME, P.O. AMBLARD, and P. COMON. *Statistiques d'ordre supérieur pour le traitement du signal*. Masson, 1997.
- [52] J. LILENSTEN and P.O. AMBLARD. Time-frequency tools of signal processing for eiscat data analysis. *Ann. Geophysicae*, 14(12):1513–1525, December 1996.
- [53] J. LILENSTEN and P.O. AMBLARD. On the fast move of the thermospher. an interpretation. *to appear in Annales Geophysicae*, jun 2000.
- [54] P. MARCHAND. *Détections et reconnaissance de modulations numériques à l'aide des statistiques cycliques d'ordre supérieur*. Thèse INPG, septembre 1998.
- [55] P. MARCHAND, P. O. AMBLARD, and J.L. LACOUME. Statistiques d'ordre supérieur à deux pour des signaux cyclostationnaires à valeurs complexes. In *Proc. GRETSI, Juans-Les-Pins*, pages 69–72, 1995.
- [56] P. McCULLAGH. *Tensor Methods in Statistics*. Monographs on Statistics and Applied Probability. Chapman and Hall, 1987.
- [57] H. MERMOZ. Essai de synthèse sur les antennes de détection optimales et adaptatives. *Ann. Telecom.*, 25(7–8):269–280, 1970.
- [58] Y. MEYER. *Les ondelettes. Algorithme et applications*. Armand Colin, 1992.
- [59] K. MIO, E. MOISAN, and P.O. AMBLARD. Nonlinear noise cancellation: Bilinear filtering of a sonar experiment. In *IEEE Workshop on nonlinear signal and image processing*, pages 416–419, Halkidiki, Greece, 20–22 June 1995.
- [60] F. MOSS. Stochastic resonance: From the ice ages to the monkey's ear. In G. Weiss, editor, *Contemporary problems in statistical physics*, pages 205–253. SIAM, Philadelphia, 1994.
- [61] H. PEDERSEN, J. MARS, and P.O. AMBLARD. Reassignment of FMA. *submitted to Geophysics*, dec 1999.

- [62] P. RAVIER. *Détection de transitoires par ondelettes adaptées. Critères d'adaptation fondés sur les statistiques d'ordre supérieur*. Thèse INPG, juillet 1998.
- [63] P. RAVIER and P. O. AMBLARD. Denoising using wavelet packets and the kurtosis: Application to transient detection. In *Proc. IEEE symposium on time-frequency and time-scale analysis, Pittsburgh, USA*, pages 625–628, 1998.
- [64] P. RAVIER and P.O. AMBLARD. Combining an adapted wavelet analysis with 4th order statistics for transient detection. *Signal Processing*, 70:115–128, 1998.
- [65] O. RIOUL and P. FLANDRIN. Time-scale energy distributions : A general class extending the wavelet transform. *IEEE Trans. on SP*, 40(7):1746–1757, July 1992.
- [66] S. SENECAI and P. O. AMBLARD. Bayesian separation of discrete sources *via* Gibbs sampling. In *Proc. ICA, Helsinki, Finland*, pages 561–566, 2000.
- [67] S. SENECAI and P. O. AMBLARD. Mcmc methods for discrete sources separation. In *Proc. MaxEnt'00, Gif-sur-Yvette, France*, pages –, 2000.
- [68] A. SHIRYAYEV. Some problems in the spectral theory of higher-order moments. *Th. Prob. and Appl.*, 5(3):265–284, 1960.
- [69] A. SWAMI. Third-order Wigner distributions : Definitions and properties. In *Proc. ICASSP, Toronto*, pages 3081–3084, 1991.
- [70] H.L. VAN TREE. *Detection, estimation and modulation theory, Vol 3*. Wiley, 1968.
- [71] J. VILLE. Théorie et applications de la notion de signal analytique. *Cables et Transmission*, 2(1):61–74, January 1948.
- [72] M. V. WICKERHAUSER. *Adapted Wavelet analysis: From Theory to software*. A.K. Peters, 1994.
- [73] B. WIDROW et al. Adaptive noise cancelling : Principles and applications. *Proc. IEEE*, 63(12):1695–1716, December 1975.
- [74] S. ZOZOR. *Sur la théorie de la résonance à temps discret et son application en détection*. Thèse INPG, novembre 1999.
- [75] S. ZOZOR and P.O. AMBLARD. Stochastic resonance in discrete time nonlinear ar(1) models. *IEEE Trans. on Sig. Proc.*, 49(1):109–120, jan 1999.
- [76] S. ZOZOR, E. MOISAN, and P.O. AMBLARD. Revisiting the estimation of the mean using order statistics. *Signal Processing*, 68:155–173, 1998.

## A *Curriculum Vitae*

Pierre-Olivier Amblard est né le 25 septembre 1967, dans une clinique de Dijon, capitale des Ducs de Bourgogne, Côte d'Or. Il a 1 femme, et 1 enfant. Après des études à l'école Saint-Joseph et un titre de champion de Côte d'Or poussin en foot (avec ses copains de l'ASPTT Dijon), il intègre le lycée Montchapet où il décroche brillamment son baccalauréat, sans mention. Il entre en math'sup au lycée Carnot de Dijon en 85, avant de venir à Grenoble suivre ses études d'ingénieur à l'ENSIEG de l'INPG en 87. Sa folie, ou autre chose, le pousse à passer une licence de Physique en 1989, qu'il obtient bien.

Fin 1990, diplôme d'ingénieur et DEA de traitement du signal bien en poche, il se lance dans la grande aventure d'une thèse de doctorat sous la direction de Daniel Baudois, vénérable non-linéariste. Moniteur de l'éducation nationale de 90 à 92, il enseigne de la physique sous forme de TP en DEUG 1ère année à l'UJF, puis du filtrage optimal linéaire sous forme de TD aux élèves de 3ème année de 3I, UJF.

Un petit break d'un an lui permet de respirer le bon air marin à Toulon. Il revient à Grenoble en octobre 93 finir sa thèse, qu'il soutient le 14 janvier 1994. Durant cette période, il est ATER à l'ENSIEG où il distille ses points de vue en traitement du signal et en math aux élèves de l'école. Candidat au CNRS en mai 94, il intègre la maison en octobre 94, détaché au CEPHAG, mais chargé de recherche.

Depuis, il travaille sur le non en traitement du signal, participe aux conseils de labo, au conseil d'ELESA, au conseil scientifique de l'INPG (son mandat s'est terminé en 99). Il anime depuis peu le groupe "non-linéaire" du nouveau laboratoire LIS (avec C. Jutten). Il enseigne également, sévissant en TD de traitement du signal à l'ENSIEG, en cours de filtrage optimal à 3I, en cours de fractales/ondelettes en DEA SIP(T).

## B Liste des publications

### Thèse :

P.O. AMBLARD. *Statistiques d'ordre supérieur pour les signaux non gaussiens, non linéaires, non stationnaires*. Thèse de Doctorat de l'INPG, 1994.

### Livre :

J.L. LACOUME, P.O. AMBLARD, and P. COMON. *Statistiques d'ordre supérieur pour le traitement du signal*. Masson, 1997.

### Articles de revues :

1. P. O. AMBLARD and E. MOISAN. Frequency domain volterra filters in terms of distributions. *IEEE Sig. Proc. Letters*, 1(11):169–172, November 1994.
2. P. O. AMBLARD and J. L. LACOUME. A deductive construction of third-order time-frequency distributions. *Signal Processing*, 36(3):277–286, 1994.
3. P. O. AMBLARD and J.M. BROSSIER. Adaptive estimation of the fourth-order cumulant of a white stochastic process. *Signal Processing*, 42(1):37–43, 1995.
4. P. O. AMBLARD, M. GAETA, and J. L. LACOUME. Complex random variables and signals. part 1 : variables. *Signal Processing*, 42(11):1–13, November 1996.
5. P. O. AMBLARD, M. GAETA, and J. L. LACOUME. Complex random variables and signals. part 2 : signals. *Signal Processing*, 42(11):15–25, November 1996.
6. J. LILENSTEN and P.O. AMBLARD. Time-frequency tools of signal processing for eiscat data analysis. *Ann. Geophysicae*, 14(12):1513–1525, December 1996.
7. P. RAVIER and P.O. AMBLARD. Combining an adapted wavelet analysis with 4th order statistics for transient detection. *Signal Processing*, 70:115–128, 1998.
8. S. ZOZOR, E. MOISAN, and P.O. AMBLARD. Revisiting the estimation of the mean using order statistics. *Signal Processing*, 68, 155–173, 1998.

9. S. ZOZOR and P.O. AMBLARD. Stochastic resonance in discrete time nonlinear ar(1) models. *IEEE Trans. on Sig. Proc.*, 49(1):109–120, jan 1999.
10. V. CARMILLET, P.O. AMBLARD, and G. JOURDAIN. Detection of phase- or frequency-modulated signals in reverberation noise. *Journal of the Acoustical Society of America*, 6(105):3375–3389, jun 1999.
11. P.O. AMBLARD and S. ZOZOR. Cyclostationarity and stochastic resonance in threshold devices. *Phys. Rev. E*, 5(59):5009–5020, may 1999.
12. P.O. AMBLARD and J.M. BROSSIER. On the cascade in fully developed turbulence. the propagator approach versus the markovian description. *European Physical Journal B*, 12, 579–582, dec 1999.
13. J. LILENSTEN and P.O. AMBLARD. On the fast move of the thermosphere. an interpretation. *Annales Geophysicae*, 18:1651–1656, 2001.
14. S. ZOZOR and P.O. AMBLARD. Stochastic resonance in discrete time nonlinear ar(1) models : erratum. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 49(5):1107–1109, may 2001.
15. P. RAVIER and P.O. AMBLARD. Wavelet packets for detecting transient signals. *to appear in Signal Processing*, 2001.
16. S. ZOZOR and P.O. AMBLARD. On the use of stochastic resonance in detection. *accepted for publication in Signal Processing*, 2001.

#### Articles soumis

1. P.O. AMBLARD, J.M. BROSSIER, and E. MOISAN. Phase tracking : what do we gain from optimality? particle filtering versus phase-locked loops. *submitted to Signal Processing*, mar 2001.
2. P. BORGNAT, P. FLANDRIN, and P.O. AMBLARD. Stochastic discrete scale invariance. *submitted to IEEE Signal Processing Letters*, apr 2001.

#### Chapitres d'ouvrages :

1. P.O. AMBLARD and P. RAVIER. Détection de transitoires, *Décision dans le Plan Temps-Fréquence (Ch. Doncarli et N. Martin, eds.)*, *Traité IC2 " Information, Communications, Contrôle "*, à paraître, Hermès, 2001.
2. P.O. AMBLARD. Temps fréquence d'ordre supérieur, *Temps-Fréquence et Temps-Echelle (F. Auger, F. Hlawatsch et J.Ph. Ovarlez, eds.)*, *Traité IC2 " Information, Communications, Contrôle "*, à paraître, Hermès, 2001.

#### Communications avec actes :

1. P. O. AMBLARD, D. BAUDOIS, and C. SERVIERE. Soustraction de bruit en situation non linéaire utilisant les filtres de volterra. In *Proc. GRETSI*, pages 325–328, Juans-Les-Pins, Sep - 1991.
2. P. O. AMBLARD, D. BAUDOIS, and J.L. LACOUME. Edgeworth series expansion of the conditional mean and the optimality of non-linear volterra filters. In *Proc. ICASSP*, pages V477–V480, San Francisco, March 1992.
3. J. L. LACOUME, M. GAETA, and P. O. AMBLARD. From order 2 to HOS: new tools and applications. In *Proc. European Signal Processing Conf. EUSIPCO*, pages 91–98, Brussels, Aug 24 - 27 1992.

4. P. O. AMBLARD and J.L. LACOUME. Construction of fourth-order cohen's class : a deductive approach. In *IEEE symposium on Time-Scale and Time-Frequency Analysis*, Victoria, Canada, October 1992.
5. P. O. AMBLARD and D. BAUDOIS. Non-linear noise cancellation using volterra filters : a real case study. In *IEEE workshop on Nonlinear Digital Signal Processing*, pages 2.1-1.1-1.5, Tampere, Finland, January 1993.
6. P. O. AMBLARD, J. L. LACOUME, and J. M. BROSSIER. Transient detection, higher-order time-frequency distributions and the entropy. In *Proc. IEEE SP Workshop on Higher-Order Stat., Lake Tahoe, USA*, pages 265-269, 1993.
7. P. O. AMBLARD and J. L. LACOUME. Statistiques d'ordre supérieur des signaux complexes stationnaires et non-stationnaires. In *Proc. GRETSI*, pages 121-124, 1993.
8. P. O. AMBLARD, J. M. BROSSIER, and N. CHARKANI. New adaptive estimation of the fourth-order cumulant... In *Proc. EUSIPCO*, pages 466-469, Edinburgh, September 1994.
9. K. MIO, E. MOISAN, and P.O. AMBLARD. Nonlinear noise cancellation: Bilinear filtering of a sonar experiment. In *IEEE Workshop on nonlinear signal and image processing*, pages 416-419, Halkidiki, Greece, 20-22 June 1995.
10. P.O. AMBLARD and E. MOISAN. On the use of frequency domain volterra filters. In *IEEE Workshop on nonlinear signal and image processing*, pages 380-383, Halkidiki, Greece, 20-22 June 1995.
11. P.O. AMBLARD and P. RAVIER. Experimental performance analysis of an on-line transient detector. In *IEEE Workshop on HOS*, pages 171-175, Gerona, Spain, 12-14 June 1995.
12. P. MARCHAND, P. O. AMBLARD, and J.L. LACOUME. Statistiques d'ordre supérieur à deux pour des signaux cyclostationnaires à valeurs complexes. In *Proc. GRETSI, Juans-Les-Pins*, pages 69-72, 1995.
13. L. DUBOISSET, P. RAVIER, and P. O. AMBLARD. Etudes des performances de détecteurs de transitoires fondés sur les statistiques d'ordre supérieurs et les transformées linéaires. In *Proc. GRETSI, Juans-Les-Pins*, pages 1169-1171, 1995.
14. P. O. AMBLARD and P. DUVAUT. Filtrage adapté dans le cas gaussien complexe non circulaire. In *Proc. GRETSI, Juans-Les-Pins*, pages 141-144, 1995.
15. V. PIERSON and P. O. AMBLARD. Studying the performances of linear signature detector on a time-frequency representation. In *Proc. IEEE digital signal processing*, September 1996.
16. P. RAVIER and P. O. AMBLARD. Using malvar wavelets for transient detection. In *IEEE symposium on time-frequency and time-scale analysis, Paris, France*, pages 229-232, June 1996.
17. P. RAVIER and P. O. AMBLARD. A transient detector based on malvar wavelets. In *IEEE Ocean, Fort Lauderdale, USA*, September 1996.
18. S. ZOZOR and P. O. AMBLARD. Stochastic resonance in a discrete time nonlinear setar(1,2,0,0) model. In *Proc. IEEE workshop on HOS, Banff, Canada*, pages 166-170, 1997.
19. P. O. AMBLARD, J.M. BROSSIER, and J.L. LACOUME. Playing with long range dependence and hos. In *Proc. IEEE workshop on HOS, Banff, Canada*, pages 453-457, 1997.
20. S. ZOZOR and P. O. AMBLARD. Résonance stochastique via des setar (1,n, 0,...,0) discrets non linéaires. In *Proc. GRETSI, Juans-Les-Pins*, pages 773-776, 1997.
21. S. ZOZOR, E. MOISAN, and P. O. AMBLARD. Estimation de la moyenne et statistiques d'ordre. In *Proc. GRETSI, Juans-Les-Pins*, pages 507-510, 1997.

22. P. RAVIER and P. O. AMBLARD. Denoising using wavelet packets and the kurtosis: Application to transient detection. In *Proc. IEEE symposium on time-frequency and time-scale analysis, Pittsburgh, USA*, pages 625–628, 1998.
23. S. ZOZOR and P. O. AMBLARD. Stochastic resonance in a discrete time nonlinear system with cyclostationarity inputs. In *Proc. Physics in signal Processing, Paris, France*, pages –, 1999.
24. S. ZOZOR and P. O. AMBLARD. 2-dimensional stochastic resonance in a discrete time nonlinear system with an elliptic input. In *Proc. IEEE workshop on nonlinear signal processing, Antalya, Turquie*, pages 95–99, jun 1999.
25. P. O. AMBLARD and O. MICHEL. On higher-order affine distributions. In *Proc. IEEE workshop on HOS, Caesaera, Israël*, pages 273–276, 1999.
26. P. O. AMBLARD and O. MICHEL. Vers des représentations affines multilinéaires. In *Proc.colloque GRETSI, Vannes, Tome 1*, pages 19–22, 1999.
27. S. ZOZOR and P. O. AMBLARD. Qu’en-est-il de la résonance stochastique comme outil potentiel en traitement du signal. In *Proc.colloque GRETSI, Vannes, Tome 2*, pages 451–454, 1999.
28. J. MARS, P. O. AMBLARD, H. PEDERSEN, and A.L. BARD. Réallocation énergétique pour l’analyse par filtrage multiple. application à la mesure de courbe de dispersion de séismes. In *Proc.colloque GRETSI, Vannes, Tome 2*, pages 343–346, 1999.
29. S. ZOZOR and P. O. AMBLARD. Can stochastic resonance be used in detection. In *to appear in Proc.EUSIPCO, Tampere, Finland*, pages –, 2000.
30. S. SENEAL and P. O. AMBLARD. Bayesian separation of discrete sources *via* Gibbs sampling. In *Proc. ICA, Helsinki, Finland*, pages 561–566, 2000.
31. S. SENEAL and P. O. AMBLARD. Mcmc methods for discrete sources separation. In *Proc. MaxEnt’00, Gif-sur-Yvette, France*, pages –, 2000.

**Communications sans actes :**

1. P. O. AMBLARD, Higher-order statistics for nonstationary signals. International Congress on Industrial and Applied Mathematics, Hambourg, juin 1995.
2. H. A. PEDERSEN, J. I. MARS, P. O. AMBLARD and A. L. BARD, Improving precision of frequency time analysis of surface wave, XXII General Assembly of the International Union of Geodesy and Geophysics, ST5, Birmingham, 18-30 juillet 1999.
3. J. LILENSTEN and P. O. AMBLARD, Prague, july 2000.