

## **GEO1303 – Méthodes sismiques**

### **4 - Déconvolution**

Bernard Giroux  
([bernard.giroux@ete.inrs.ca](mailto:bernard.giroux@ete.inrs.ca))

Institut national de la recherche scientifique  
Centre Eau Terre Environnement

Version 1.1.8  
Automne 2019

Introduction

Hypothèses

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

Déconvolution  
statistique

Applications

Considérations  
pratiques

# Introduction

# Objectif de la déconvolution

Introduction  
Hypothèses

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

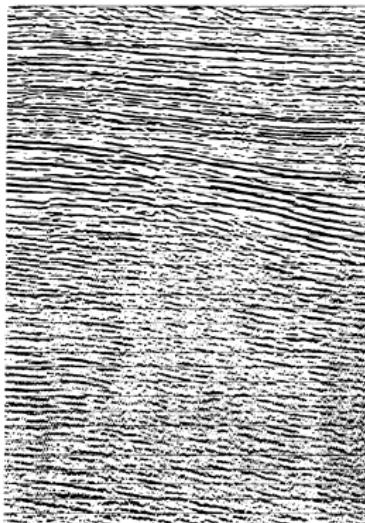
Déconvolution  
statistique

Applications

Considérations  
pratiques

- La déconvolution permet de comprimer l'ondelette contenue dans un enregistrement et de réduire les réverbérations et les multiples ;
- La déconvolution augmente donc la résolution temporelle et donne une représentation du modèle de réflectivité.

avant

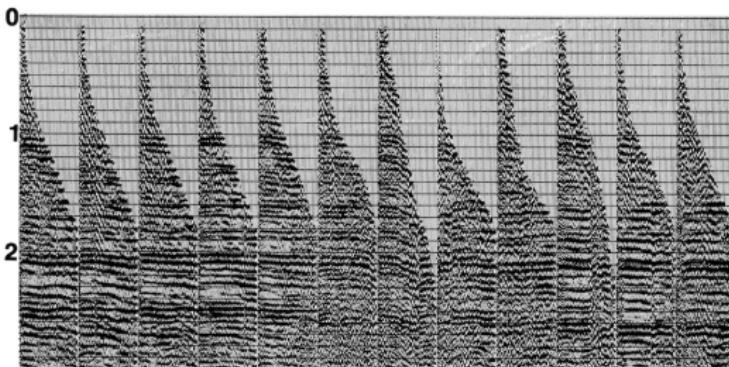


après

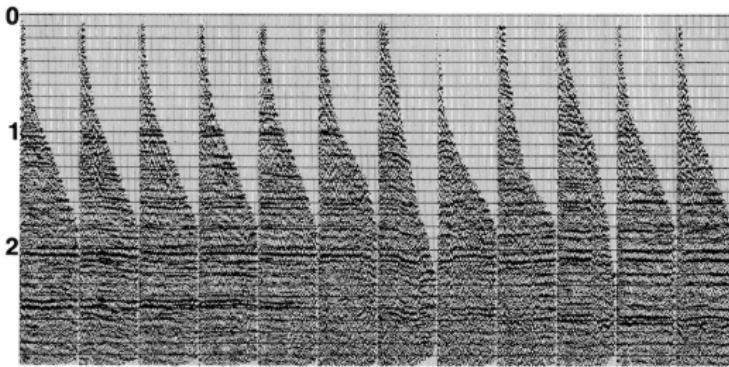


# Exemple

Introduction  
Hypothèses  
Modèle convolutif  
Déconvolution déterministe  
Déconvolution statistique  
Applications  
Considérations pratiques



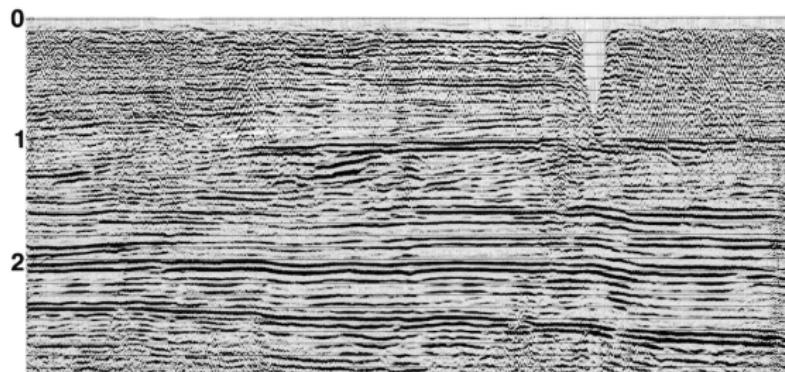
(a)



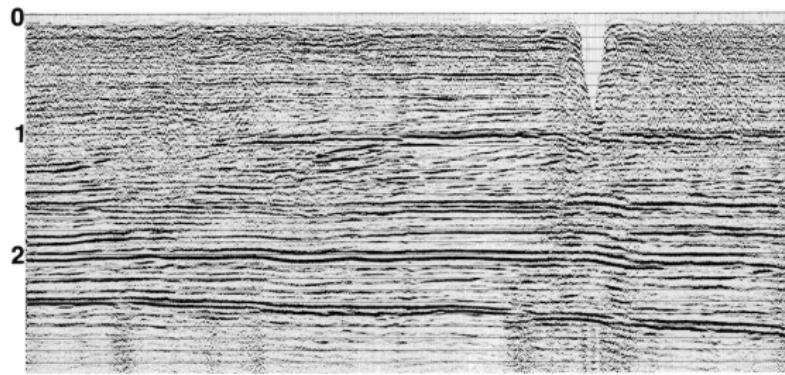
(b)

# Exemple

Introduction  
Hypothèses  
Modèle convolutif  
Déconvolution déterministe  
Déconvolution statistique  
Applications  
Considérations pratiques



(a)



(b)

# Hypothèses sous-jacentes

Introduction

Hypothèses

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

Déconvolution  
statistique

Applications

Considérations  
pratiques

- Le sous-sol est constitué de couches horizontales de vitesse constante ;
- La source génère une onde  $P$  qui se propage verticalement, ce qui implique :
  - incidence normale aux réflecteurs;
  - pas d'ondes  $S$ ;
- L'ondelette source ne change pas de forme en se propageant ( $w(t)$  est stationnaire);
- La réflectivité est un processus aléatoire.

Introduction

**Modèle convolutif**

L'opérateur de convolution

L'opérateur d'intercorrélation

Propriétés du sismogramme

Déconvolution déterministe

Déconvolution statistique

Applications

Considérations pratiques

# Modèle convolutif

# Le sismogramme

Introduction

Modèle convolutif

L'opérateur de convolution

L'opérateur d'intercorrélation

Propriétés du sismogramme

Déconvolution déterministe

Déconvolution statistique

Applications

Considérations pratiques

On peut considérer un enregistrement sismique  $x(t)$  comme la sortie d'une série de filtres linéaires en cascade, chacun considéré invariant dans le temps. Un modèle simple :

$$x(t) = w(t) * e(t) + n(t), \quad (1)$$

où

- $w(t)$  est l'ondelette sismique;
- $e(t)$  est la réponse impulsionnelle du sol incluant le modèle de réflectivité et l'atténuation;
- $*$  est l'opérateur de convolution;
- $n(t)$  est le bruit.

L'idée générale de la déconvolution est de récupérer  $e(t)$ .

# Le sismogramme

Introduction

Modèle convolutif

L'opérateur de convolution

L'opérateur d'intercorrélation

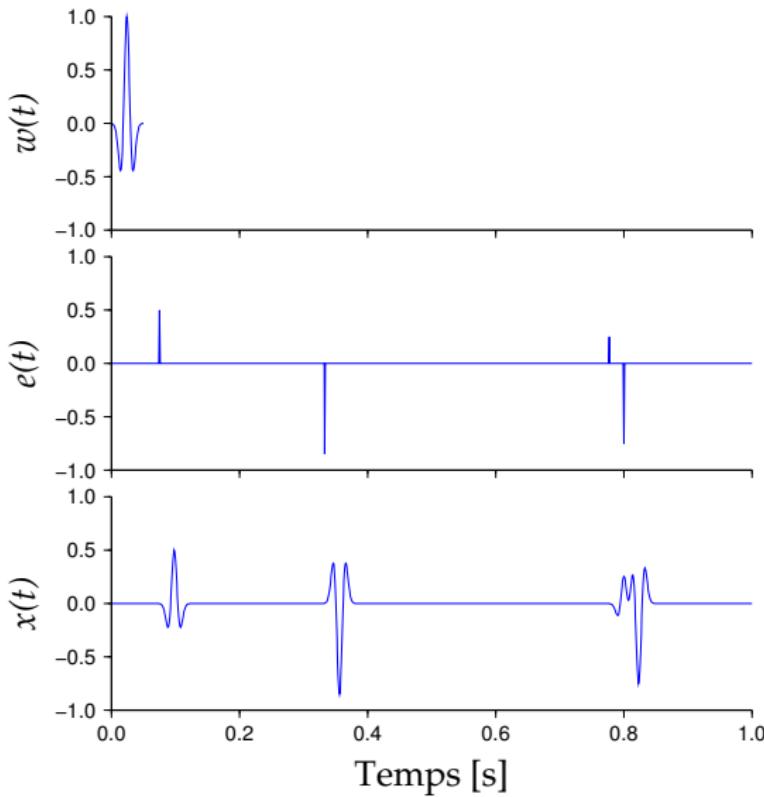
Propriétés du sismogramme

Déconvolution déterministe

Déconvolution statistique

Applications

Considérations pratiques



# Le sismogramme

Introduction

Modèle convolutif

L'opérateur de convolution

L'opérateur d'intercorrélation

Propriétés du sismogramme

Déconvolution déterministe

Déconvolution statistique

Applications

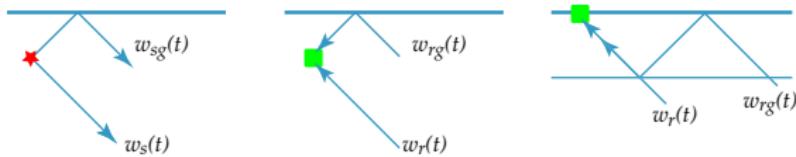
Considérations pratiques

Notons que l'ondelette sismique peut également être vue comme la sortie d'une série de filtres, qui peuvent varier d'une trace à l'autre :

$$w(t) = w_s(t) * w_{sg}(t) * w_r(t) * w_{rg}(t) * w_i(t), \quad (2)$$

où

- $w_s(t)$  est le signal à la source;
- $w_{sg}(t)$  est un fantôme de la source (réflexion en surface);
- $w_r(t)$  est la réponse du géophone;
- $w_{rg}(t)$  est un fantôme du géophone;
- $w_i(t)$  est la réponse du système d'acquisition.



# L'opérateur de convolution

Introduction

Modèle convolutif

L'opérateur de convolution

L'opérateur d'intercorrélation

Propriétés du sismogramme

Déconvolution déterministe

Déconvolution statistique

Applications

Considérations pratiques

Soient deux signaux réels discrets  $a$  et  $b$  :

- $a$  contient  $m$  coefficients ;
- $b$  contient  $n$  coefficients ;
- Les coefficients de la convolution  $c(t) = a(t) * b(t)$  sont

$$c_k = \sum_{j=0}^{n-1} a_{k-j} b_j, \quad k = 0, 1, 2, \dots, m+n-2. \quad (3)$$

- La convolution est entre autre
  - *commutative* :  $a * b = b * a$
  - *associative* :  $a * (b * c) = (a * b) * c$
  - *distributive* :  $a * (b + c) = a * b + a * c$
- Soient  $a = (1, -\frac{1}{2})$  et  $b = (b_0, b_1)$ , que vaut  $c$  ?

# L'opérateur d'intercorrélation

Introduction

Modèle convolutif

L'opérateur de convolution

L'opérateur d'intercorrélation

Propriétés du sismogramme

Déconvolution déterministe

Déconvolution statistique

Applications

Considérations pratiques

Soient deux signaux réels discrets  $a$  et  $b$  :

- $a$  contient  $m$  coefficients ;
- $b$  contient  $n$  coefficients ;
- Les coefficients de l'intercorrélation  $c(t) = a(t) \star b(t)$  sont

$$c_k = \sum_{j=0}^{n-1} a_j b_{k+j}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, m+n-2. \quad (4)$$

- L'intercorrélation n'est pas *commutative* ;
- La relation entre convolution et intercorrélation :

$$a(t) \star b(t) = a(-t) * b(t). \quad (5)$$

# Propriétés du sismogramme

Introduction

Modèle convolutif

L'opérateur de convolution

L'opérateur d'intercorrélation

Propriétés du sismogramme

Déconvolution déterministe

Déconvolution statistique

Applications

Considérations pratiques

- En l'absence de bruit, la transformée de Fourier de l'équation (1) est

$$X(\omega) = W(\omega)E(\omega),$$

où les transformées s'écrivent individuellement

$$X(\omega) = A_x(\omega) \exp[i\phi_x(\omega)]$$

$$W(\omega) = A_w(\omega) \exp[i\phi_w(\omega)]$$

$$E(\omega) = A_e(\omega) \exp[i\phi_e(\omega)]$$

et où  $A(\omega)$  est le spectre d'amplitude et  $\phi(\omega)$  est le spectre de phase.

# Propriétés du sismogramme

Introduction

Modèle convolutif

L'opérateur de convolution

L'opérateur d'autocorrélation

Propriétés du sismogramme

Déconvolution déterministe

Déconvolution statistique

Applications

Considérations pratiques

- En se basant sur l'hypothèse que le modèle de réflectivité est un processus aléatoire, on peut dire que son spectre est plat, i.e.

$$A_e(\omega) = A_0 = \text{constante}.$$

- Nous avons ainsi que le spectre d'amplitude de la trace devient

$$A_x(\omega) = A_0 A_w(\omega).$$

- Par ailleurs, une série temporelle aléatoire est une série non corrélée, i.e. l'autocorrélation de  $e(t)$  est

$$r_e(\tau) = 0, \quad \tau \neq 0$$

et

$$r_e(0) = r_0 = \text{constante}.$$

# Propriétés du sismogramme

Introduction

Modèle convolutif

L'opérateur de convolution

L'opérateur d'autocorrélation

Propriétés du sismogramme

Déconvolution déterministe

Déconvolution statistique

Applications

Considérations pratiques

- Or, on peut montrer que

$$r_x = r_w * r_e,$$

ce qui nous donne, dans le cas d'un modèle de réflectivité aléatoire

$$r_x = r_0 r_w.$$

- Ainsi l'autocorrélation d'une trace sismique est simplement l'autocorrélation de l'ondelette source mise à l'échelle par  $r_0$ .
- Ceci nous permet d'utiliser  $r_x$  à la place de  $r_w$  si l'ondelette source est inconnue.

Introduction

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

Déconvolution  
déterministe

Filtre inverse par  
moindres carrés

Types d'ondelettes

Déconvolution  
statistique

Applications

Considérations  
pratiques

# Déconvolution déterministe

# Déconvolution déterministe

Introduction

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

Déconvolution  
déterministe

Filtre inverse par  
moindres carrés

Types d'ondelettes

Déconvolution  
statistique

Applications

Considérations  
pratiques

- Partant du modèle  $x(t) = w(t) * e(t) + n(t)$ , si
  - on pose que le bruit  $n(t)$  est négligeable;
  - on connaît l'ondelette sismique  $w(t)$ ,alors, il y a une seule inconnue au système :  $e(t)$ , et la solution est dite *déterministe*.
- L'idée est de trouver un filtre  $f(t)$  qui « transforme »  $w(t)$  en  $\delta(t)$  car
$$x(t) = \delta(t) * e(t) \equiv e(t).$$
  - Appliqué sur  $w(t)$ , le filtre donne  $\delta(t)$
  - Appliqué sur  $x(t)$ , le filtre donne  $e(t)$
- Si  $w(t)$  n'est pas connu (le cas le plus fréquent), la solution est dite *statistique*.

# Déconvolution déterministe

Introduction
Modèle convolutif
Déconvolution déterministe
Déconvolution déterministe
Filtre inverse par moindres carrés
Types d'ondelettes
Déconvolution statistique
Applications
Considérations pratiques

- Définissons le filtre  $f(t)$  tel que

$$e(t) = f(t) * x(t), \quad (6)$$

et insérons (6) dans (1) :

$$x(t) = w(t) * f(t) * x(t).$$

- En éliminant  $x(t)$  (qui est un processus aléatoire), on trouve

$$\delta(t) = w(t) * f(t) \longleftrightarrow f(t) = \delta(t) * \frac{1}{w(t)}, \quad (7)$$

où  $\delta(t)$  est la fonction Kronecker.

- On appelle  $f(t)$  le filtre *inverse*, car il est l'inverse de l'ondelette source.

# Déconvolution déterministe

Introduction
Modèle convolutif
Déconvolution déterministe
Déconvolution déterministe
Filtre inverse par moindres carrés
Types d'ondelettes
Déconvolution statistique
Applications
Considérations pratiques

Pour trouver  $f(t)$ , on peut travailler avec la transformée en Z.

- Soit une ondelette à deux coefficients  $w(t) : (1, -\frac{1}{2})$ . La T.Z. de cette ondelette est

$$W(z) = 1 - \frac{1}{2}z.$$

- Grâce aux propriétés de la T.Z., on a

$$F(z) = \frac{1}{W(z)} = \frac{1}{1 - \frac{1}{2}z} = 1 + \frac{1}{2}z + \frac{1}{4}z^2 + \dots$$

- Le filtre  $f(t)$  a un nombre infini de coefficients qui décroissent rapidement : on peut tronquer la série.
  - En ne gardant que  $(1, \frac{1}{2})$ , la sortie du filtre est  $(1, 0, -\frac{1}{4})$ , ce qui est assez proche de  $\delta(t)$ , exprimé comme  $(1, 0, 0)$ ;
  - Avec  $(1, \frac{1}{2}, \frac{1}{4})$ , la sortie du filtre est  $(1, 0, 0, -\frac{1}{8})$ , ce qui est encore plus précis.

# Déconvolution déterministe

Introduction

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

Déconvolution  
déterministe

Filtre inverse par  
moindres carrés

Types d'ondelettes

Déconvolution  
statistique

Applications

Considérations  
pratiques

- Si les coefficients de l'ondelette sont  $w(t) : (-\frac{1}{2}, 1)$ , la T.Z. de son inverse est

$$F(z) = \frac{1}{W(z)} = \frac{1}{-\frac{1}{2} + z} = -2 - 4z - 8z^2 + \dots$$

- En tronquant cette série, la solution se détériore car les coefficients augmentent en fonction de  $t$ .
- En ne gardant que  $(-2, -4)$ , la sortie du filtre est  $(1, 0, -4)$ , ce qui s'éloigne de la sortie désirée.
- Avec trois coefficients  $(-2, -4, -8)$ , on obtient  $(1, 0, 0, -8)$ , ce qui n'est pas mieux.

# Filtre inverse par moindres carrés

Introduction

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

Déconvolution  
déterministe

Filtre inverse par  
moindres carrés

Types d'ondelettes

Déconvolution  
statistique

Applications

Considérations  
pratiques

Problème : étant donnée une ondelette  $w(t) : (1, -\frac{1}{2})$ , trouver un filtre  $f(t) : (a, b)$  tel que l'erreur entre sa sortie et le signal désiré  $(1, 0, 0)$  est minimum au sens des moindres carrés.

- En convoluant  $w(t)$  avec  $f(t)$ , on obtient  $(a, b - \frac{a}{2}, -\frac{b}{2})$ ;
- L'erreur est  $(a, b - \frac{a}{2}, -\frac{b}{2}) - (1, 0, 0)$ ;
- La somme des erreurs au carré est

$$L = (a - 1)^2 + \left(b - \frac{a}{2} - 0\right)^2 + \left(-\frac{b}{2} - 0\right)^2$$

- Pour trouver les coefficients : on pose  $\frac{\partial L}{\partial a} = 0$  et  $\frac{\partial L}{\partial b} = 0$ , et on a un système à 2 équations ;
- On trouve  $a = 0.95$  et  $b = 0.38$ , ce qui donne un signal de sortie  $(0.95, -0.09, -0.19)$ , avec une erreur de 0.048.

# Filtre inverse par moindres carrés

Introduction  
Modèle convolutif  
Déconvolution déterministe  
Déconvolution déterministe  
Filtre inverse par moindres carrés  
Types d'ondelettes  
Déconvolution statistique  
Applications  
Considérations pratiques

Si l'ondelette  $w(t)$  a pour coefficients  $(-\frac{1}{2}, 1)$

- Les coefficients du filtre sont  $(-0.95, -0.19)$ ;
- La sortie est  $(0.24, -0.38, -0.19)$ ;
- L'erreur vaut 0.762!

Observation déduite de l'étude de plusieurs signaux :

- L'erreur réduit si la sortie désirée a une distribution d'énergie similaire au signal d'entrée ;
- La solution est stable si l'ondelette est de type phase minimale.

# Types d'ondelettes

Introduction

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

Déconvolution  
déterministe

Filtre inverse par  
moindres carrés

Types d'ondelettes

Déconvolution  
statistique

Applications

Considérations  
pratiques

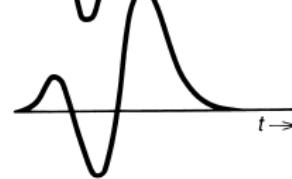
- phase minimale



- phase mixte



- phase maximale



Les trois ondelettes ont le même spectre d'amplitude et la même autocorrélation.

Introduction

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

**Déconvolution  
statistique**

Filtre de Wiener

Spiking Deconvolution

Déconvolution  
Préditive

Domaine des  
fréquences

Applications

Considérations  
pratiques

# Déconvolution statistique

# Filtre de Wiener - Définition

Introduction  
 Modèle convolutif  
 Déconvolution déterministe  
 Déconvolution statistique  
 Filtre de Wiener  
 Spiking Deconvolution  
 Déconvolution Prédictive  
 Domaine des fréquences  
 Applications  
 Considérations pratiques

- Le filtre de Wiener permet de convertir un signal d'entrée en un signal de sortie ayant une forme choisie;
- Soit le signal de sortie voulu  $d(t)$ , et  $y(t) = f(t) * x(t)$  le signal de sortie effectif, le filtre  $f(t)$  est obtenu en minimisant l'erreur

$$L = \sum_t (d_t - y_t)^2,$$

i.e. le filtre est optimal au sens des moindres-carrés.

- La procédure consiste à calculer

$$\frac{\partial L}{\partial f_i} = 0, \quad t = 0, 1, 2, 3, \dots, (n-1)$$

en utilisant

$$L = \sum_t \left( d_t - \sum_{\tau} f(\tau) x(t-\tau) \right)^2.$$

# Filtre de Wiener - Définition

Introduction

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

Déconvolution  
statistique

Filtre de Wiener

Spiking Deconvolution

Déconvolution  
Préditive

Domaine des  
fréquences

Applications

Considérations  
pratiques

Le filtre de Wiener  $a$  de longueur  $n$  est obtenu en solutionnant

$$\begin{bmatrix} r_0 & r_1 & r_2 & \cdots & r_{n-1} \\ r_1 & r_0 & r_1 & \cdots & r_{n-2} \\ r_2 & r_1 & r_0 & \cdots & r_{n-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{n-1} & r_{n-2} & r_{n-3} & \cdots & r_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_{n-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_0 \\ g_1 \\ g_2 \\ \vdots \\ g_{n-1} \end{bmatrix} \quad (8)$$

- les coefficients  $r_i$  sont l'*autocorrélation* de l'ondelette  $w(t)$ ;
- les coefficients  $g_i$  sont l'*intercorrélation* entre la sortie désirée et l'ondelette  $w(t)$ .

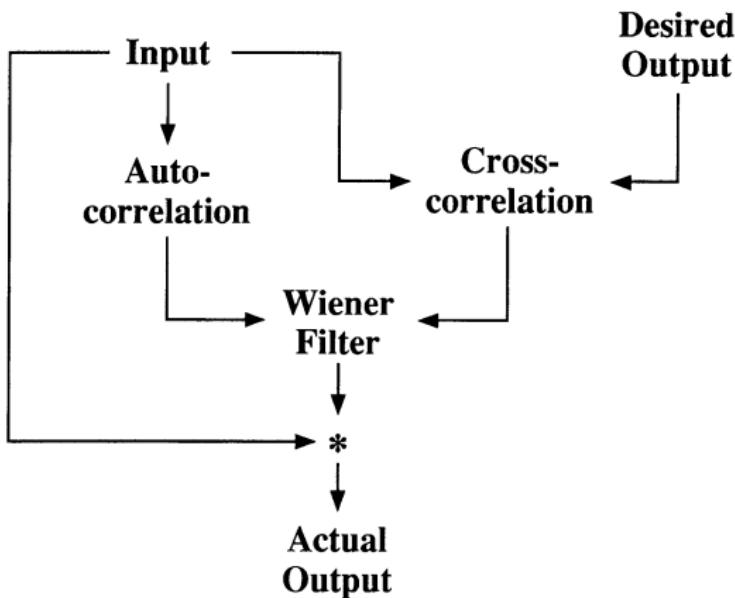
Notes :

- La matrice d'autocorrélation est symétrique (matrice de Toeplitz, solution rapide);
- On ajoute un bruit blanc pour stabiliser la solution (diagonale multipliée par  $\beta = 1 + \epsilon$ ,  $\epsilon$  étant le bruit);

# Filtre de Wiener

Introduction  
Modèle convolutif  
Déconvolution déterministe  
Déconvolution statistique  
Filtre de Wiener  
Spiking Deconvolution  
Déconvolution prédictive  
Domaine des fréquences  
Applications  
Considérations pratiques

- Si la sortie désirée est  $(1, 0, \dots, 0)$ , il est équivalent au filtre inverse;
- La sortie désirée peut avoir une forme arbitraire.



# Filtre de Wiener

Introduction

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

Déconvolution  
statistique

Filtre de Wiener

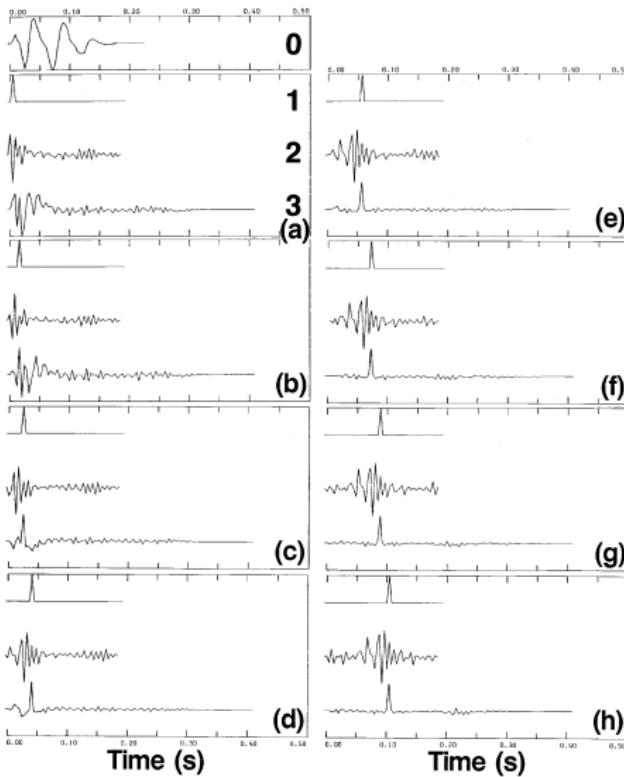
Spiking Deconvolution

Déconvolution  
Préditive

Domaine des  
fréquences

Applications

Considérations  
pratiques



- 0 : Signal (phase mixte)
- 1 : Sortie désirée
- 2 : Filtre
- 3 : Sortie réelle

Si le signal désiré est phase minimum ((a) et (b)), le filtre performe mal.

# Filtre de Wiener

Introduction

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

Déconvolution  
statistique

Filtre de Wiener

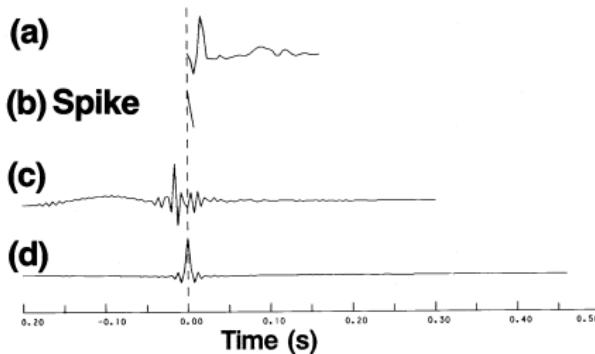
Spiking Deconvolution

Déconvolution  
Préditive

Domaine des  
fréquences

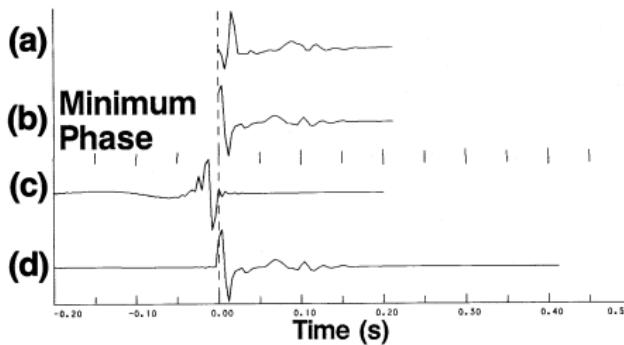
Applications

Considérations  
pratiques



*Shaping filter*

- (a) Ondelette mesurée
- (b) Sortie désirée
- (c) Filtre
- (d) Sortie réelle



On peut transformer nos signaux pour leur donner une forme souhaitée.

# Spiking Deconvolution

Introduction
Modèle convolutif
Déconvolution déterministe
Déconvolution statistique
Filtre de Wiener
Spiking Deconvolution
Déconvolution Prédictive
Domaine des fréquences
Applications
Considérations pratiques

Lorsque l'ondelette source  $w(t)$  n'est pas connue :

- Partant de l'hypothèse de la nature aléatoire de la réflectivité, l'*autocorrélation de  $w(t)$  est égale à l'autocorrélation de la trace  $x(t)$* ;
- On construit alors la matrice d'autocorrélation à partir du signal mesuré  $x(t)$ ;
- Le signal de sortie désiré étant  $(1, 0, 0, \dots, 0)$ , le vecteur  $g$  vaut alors  $(x_0, 0, 0, \dots, 0)$ ;
- Le système (8) est mis à l'échelle par  $1/x_0$  et solutionné.

# Spiking Deconvolution

Introduction

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

Déconvolution  
statistique

Filtre de Wiener  
Spiking Deconvolution

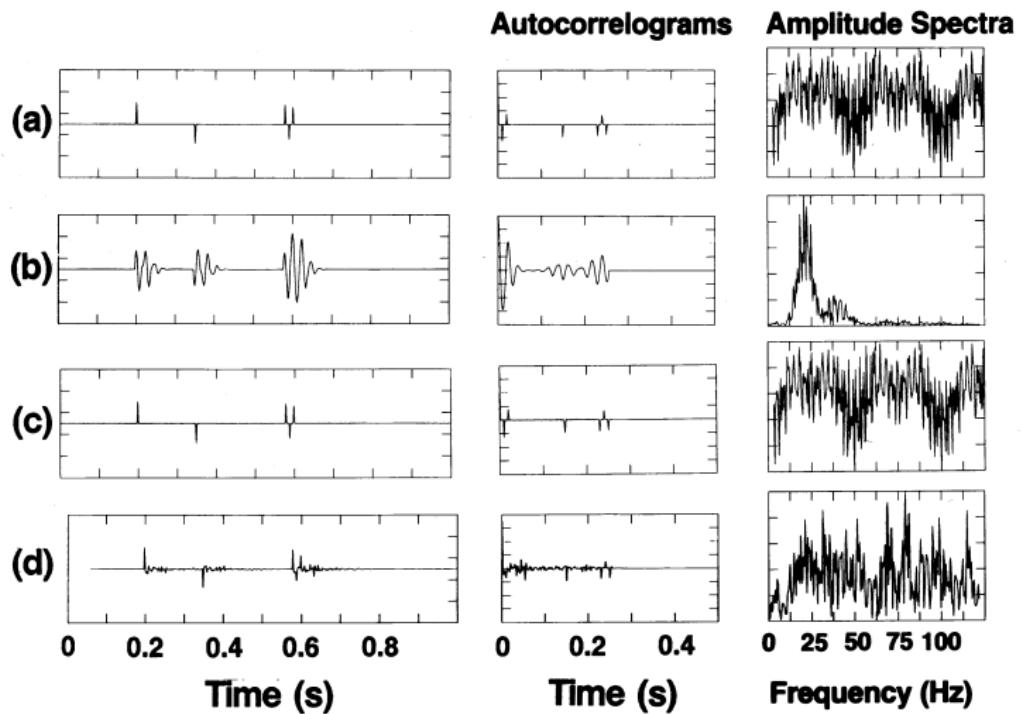
Déconvolution  
Préditive

Domaine des  
fréquences

Applications

Considérations  
pratiques

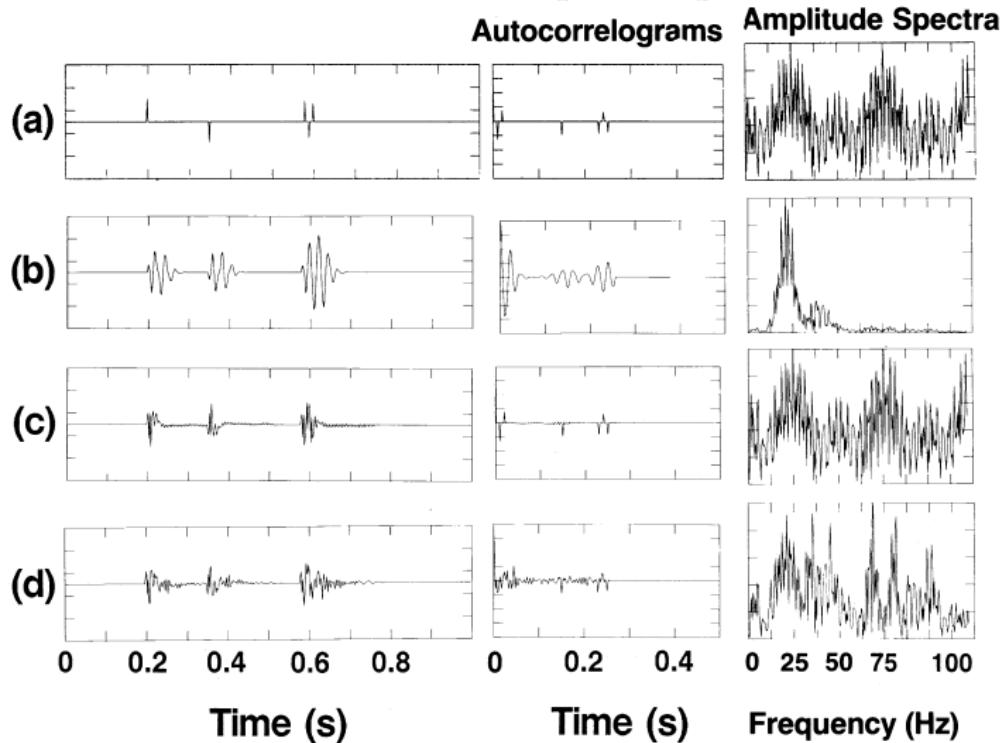
Déterministe (c) vs statistique (d) - phase minimale



# Spiking Deconvolution

[Introduction](#)[Modèle convolutif](#)[Déconvolution déterministe](#)[Déconvolution statistique](#)[Filtre de Wiener](#)[Spiking Deconvolution](#)[Déconvolution Prédictive](#)[Domaine des fréquences](#)[Applications](#)[Considérations pratiques](#)

Déterministe (c) vs statistique (d) - phase mixte



# Déconvolution Prédictive

Introduction  
 Modèle convolutif  
 Déconvolution déterministe  
 Déconvolution statistique  
 Filtre de Wiener  
 Spiking Deconvolution  
 Déconvolution Prédictive  
 Domaine des fréquences  
 Applications  
 Considérations pratiques

- Il est possible de choisir les coefficients du vecteur  $g$  pour prédire la trace à un temps ultérieur,  $x(t + \alpha)$ , à partir de l'information connue;
- La fonction d'intercorrélation  $g$  devient

$$g_\tau = \sum_t d_t x_{t-\tau} = \sum_t x_{t+\alpha} x_{t-\tau} = \sum_t x_t x_{t-(\alpha-\tau)} = r_{\alpha+\tau}.$$

- Si le filtre est de **longueur  $n$**  et le **délai  $\alpha$** , le système devient

$$\begin{bmatrix} r_0 & r_1 & r_2 & \cdots & r_{n-1} \\ r_1 & r_0 & r_1 & \cdots & r_{n-2} \\ r_2 & r_1 & r_0 & \cdots & r_{n-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{n-1} & r_{n-2} & r_{n-3} & \cdots & r_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_{n-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_\alpha \\ r_{\alpha+1} \\ r_{\alpha+2} \\ \vdots \\ r_{\alpha+n-1} \end{bmatrix} \quad (9)$$

- Note : puisque  $\alpha + n - 1 > n$ , on doit ajouter des 0 au vecteur  $(x_0, x_1, \dots, x_n)$  pour calculer les coefficients de droite.

# Déconvolution Prédictive

Introduction

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

Déconvolution  
statistique

Filtre de Wiener  
Spiking Deconvolution

Déconvolution  
Prédictive

Domaine des  
fréquences

Applications

Considérations  
pratiques

- L'effet du filtre est de supprimer (réduire) les multiples survenant après  $\alpha$  ;
- La longueur du filtre  $n$  doit être assez longue pour contenir la première ondelette.

# Déconvolution Prédictive

Introduction

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

Déconvolution  
statistique

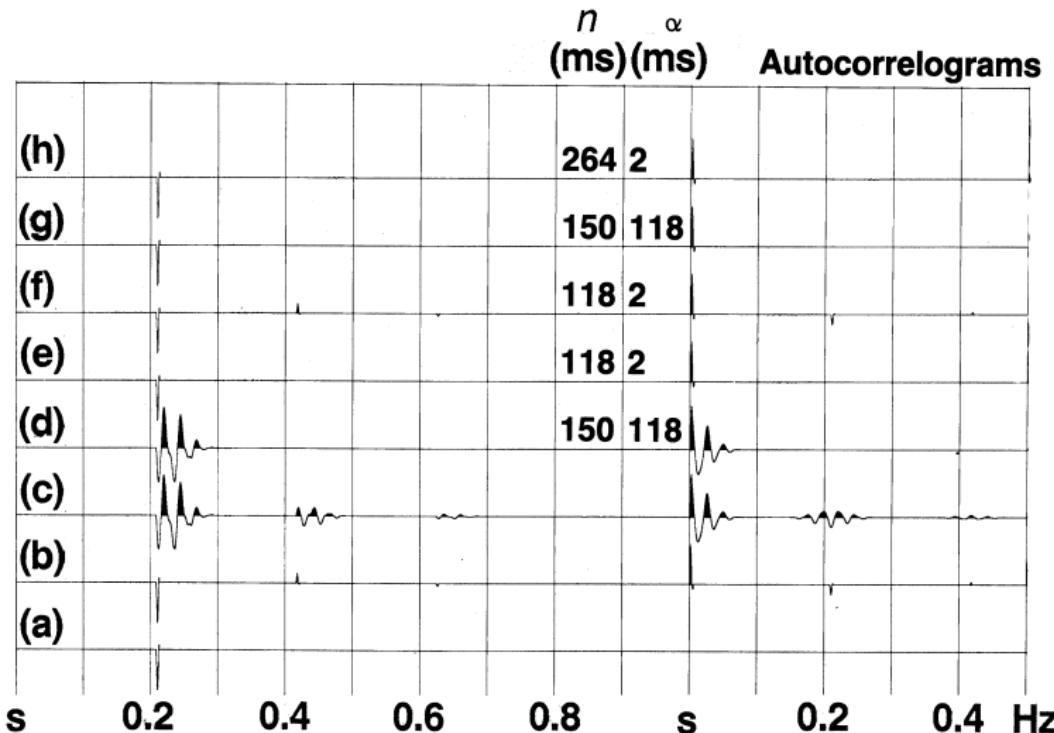
Filtre de Wiener  
Spiking Deconvolution

Déconvolution  
Prédictive

Domaine des  
fréquences

Applications

Considérations  
pratiques



# Déconvolution Prédictive

Introduction  
Modèle convolutif  
Déconvolution déterministe  
Déconvolution statistique  
Filtre de Wiener  
Spiking Deconvolution  
Déconvolution Prédictive  
Domaine des fréquences  
Applications  
Considérations pratiques

- ❶ Modèle de reflectivité;
- ❷ Réponse impulsionnelle (incluant multiples);
- ❸ Sismogramme incluant les multiples;
- ❹ Déconvolution prédictive de (c);
- ❺ *Spiking deconvolution* de (d);
- ❻ *Spiking deconvolution* de (c);
- ❼ Déconvolution prédictive de (f);
- ❽ Déconvolution prédictive & *spiking* combinées (appliquées sur (c)).

# Déconvolution Prédictive

Introduction

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

Déconvolution  
statistique

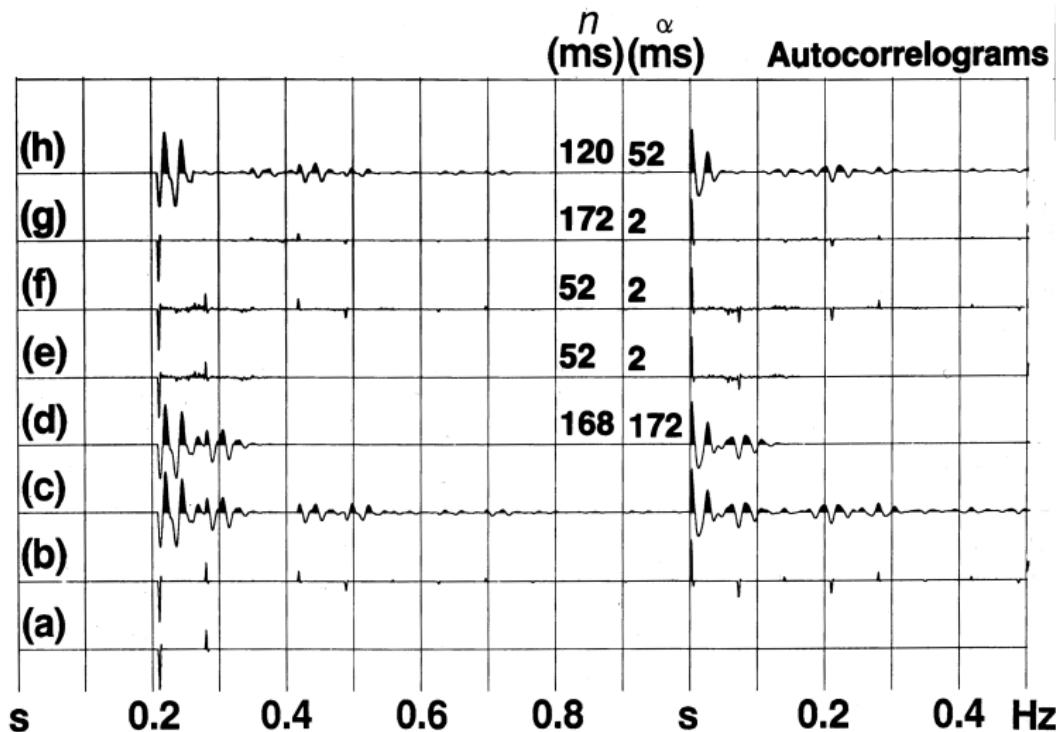
Filtre de Wiener  
Spiking Deconvolution

Déconvolution  
Prédictive

Domaine des  
fréquences

Applications

Considérations  
pratiques



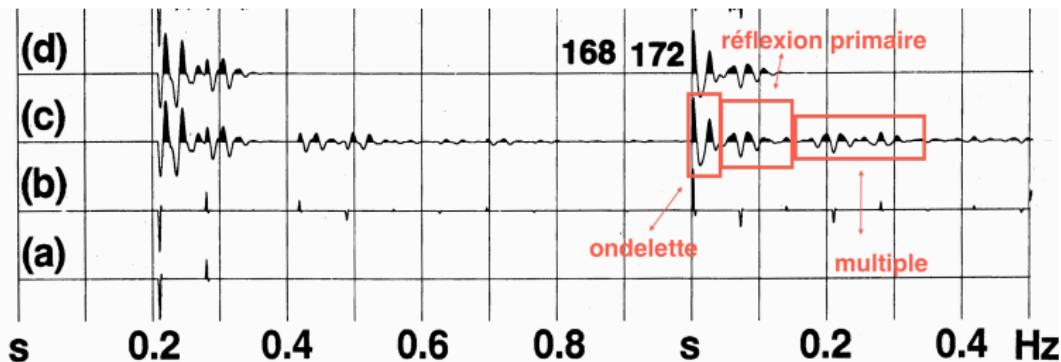
# Déconvolution Prédictive

- Introduction
- Modèle convolutif
- Déconvolution déterministe
- Déconvolution statistique
- Filtre de Wiener
- Spiking Deconvolution
- Déconvolution Prédictive
- Domaine des fréquences
- Applications
- Considérations pratiques

- ❶ Modèle de reflectivité;
- ❷ Réponse impulsionnelle (incluant multiples);
- ❸ Sismogramme incluant les multiples;
- ❹ Déconvolution prédictive de (c);
- ❺ *Spiking deconvolution* de (d);
- ❻ Déconvolution de (c) avec  $n = 52$  et  $\alpha = 2$ ;
- ❼ Déconvolution de (c) avec  $n = 172$  et  $\alpha = 2$ ;
  - $n$  est trop élevé : la réflexion primaire à 0.28 s est éliminée!
- ❽ Déconvolution de (c) avec  $n = 120$  et  $\alpha = 52$ ;

# Déconvolution Prédictive

Introduction  
Modèle convolutif  
Déconvolution déterministe  
Déconvolution statistique  
Filtre de Wiener  
Spiking Deconvolution  
Déconvolution Prédictive  
Domaine des fréquences  
Applications  
Considérations pratiques



- Le délai ( $\alpha$ ) doit être assez long pour dépasser l'ondelette et les réflexion primaires ;
- Le filtre ( $n$ ) doit include l'ondelette et les réflexion primaires.
- L'opérateur ( $n + \alpha$ ) doit inclure l'ondelette et les réflexions primaires ainsi que les 1<sup>er</sup> multiples.

# Décon dans le domaine des fréquences

Introduction
Modèle convolutif
Déconvolution déterministe
Déconvolution statistique
Filtre de Wiener
Spiking Deconvolution
Déconvolution Prédictive
Domaine des fréquences
Applications
Considérations pratiques

- Dans le domaine des fréquences, l'équation (7) est

$$F(\omega) = \frac{1}{W(\omega)}. \quad (10)$$

- Or,  $W(\omega)$  est inconnu.
- Partant de l'autocorrélation de  $x(t)$ , on a

$$R_w(\omega) = W(\omega)\overline{W}(\omega) \equiv X(\omega)\overline{X}(\omega), \quad (11)$$

avec  $\overline{X}(\omega)$  le conjugué complexe de la T.F. de  $x(t)$ .

- Introduisons
  - $U(\omega) = \ln[R_w(\omega)]$ ,
  - et  $\phi(\omega)$  qui est pour l'instant indéterminé.

# Décon dans le domaine des fréquences

Introduction

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

Déconvolution  
statistique

Filtre de Wiener

Spiking Deconvolution

Déconvolution  
Préditive

Domaine des  
fréquences

Applications

Considérations  
pratiques

- Sachant que  $R_w(\omega) = \exp[U(\omega)]$ , on peut écrire

$$R_w(\omega) = \exp \left\{ \frac{1}{2} [U(\omega) + i\phi(\omega)] \right\} \exp \left\{ \frac{1}{2} [U(\omega) - i\phi(\omega)] \right\}. \quad (12)$$

- En comparant (11) et (12), on voit que

$$W(\omega) = \exp \left\{ \frac{1}{2} [U(\omega) + i\phi(\omega)] \right\}. \quad (13)$$

- On connaît  $U(\omega)$ , et on peut montrer que  $\phi(\omega)$  est obtenu par la transformée de Hilbert de  $U(\omega)$  (pour  $u(t)$  rendu causal).
- $W(\omega)$  peut être écrit en termes d'amplitude et de phase

$$W(\omega) = A(\omega) \exp[i\phi(\omega)].$$

# Décon dans le domaine des fréquences

Introduction  
 Modèle convolutif  
 Déconvolution déterministe  
 Déconvolution statistique  
 Filtre de Wiener  
 Spiking Deconvolution  
 Déconvolution Prédictive  
 Domaine des fréquences  
 Applications  
 Considérations pratiques

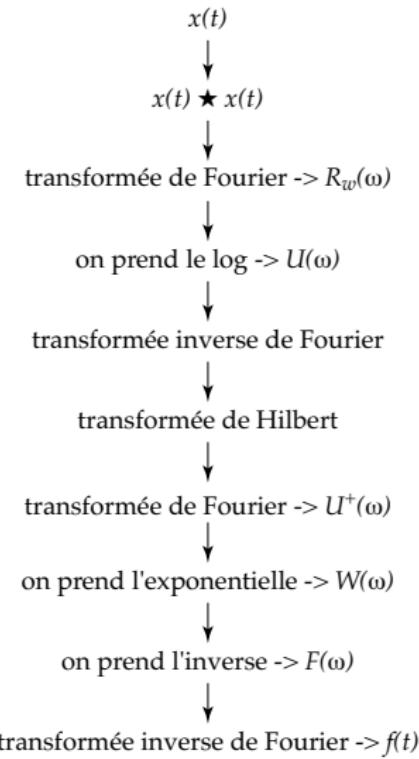
- Le filtre

$F(\omega) = A_f(\omega) \exp[i\phi_f(\omega)]$  est

- $A_f(\omega) = \frac{1}{A(\omega)}$ ;
- $\phi_f(\omega) = \phi(\omega)$ .

- On stabilise le filtre (au détriment de la résolution) en ajoutant un bruit  $\epsilon$  au spectre d'amplitude

$$A_f(\omega) = \frac{1}{A(\omega) + \epsilon}.$$



Introduction  
Modèle convolutif  
Déconvolution déterministe  
Déconvolution statistique  
**Applications**  
Corrélation vibroismique  
Considérations pratiques

# Applications

# Corrélation vibroismique

Introduction
Modèle convolutif
Déconvolution déterministe
Déconvolution statistique
Applications
Corrélation vibroismique
Considérations pratiques

- Lorsque la source est un camion vibro, le signal source n'est pas une impulsion mais un balayage (*sweep*) :

$$s(t) = A(t) \sin\left(2\pi t(f_0 + \frac{df}{dt}t) + \theta_0\right), \quad (14)$$

où  $df/dt = \text{cte}$  dans le cas d'un *sweep* linéaire.

- Le balayage est généralement long (8–18 s).
- On pourrait appliquer la déconvolution (déterministe), mais pour des raisons historiques, → corrélation vibroismique.

# Corrélation vibroismique

Introduction  
Modèle convolutif  
Déconvolution déterministe  
Déconvolution statistique  
Applications  
Corrélation vibroismique  
Considérations pratiques

Le modèle convolutif est le suivant :

$$x(t) = s(t) * w(t) * e(t); \quad (15)$$

où

- $x(t)$  est le signal mesuré;
- $s(t)$  est le *sweep*;
- $w(t)$  représente ici l'effet de la propagation (atténuation) et la réponse instrumentale;
- $e(t)$  est le modèle de réflectivité.

# Corrélation vibroismique

Introduction

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

Déconvolution  
statistique

Applications

Corrélation  
vibroismique

Considérations  
pratiques

En intercorrélant le signal mesuré avec le *sweep*, on a

$$x(t) \star s(t) = [s(t) * w(t) * e(t)] \star s(t),$$

ou bien

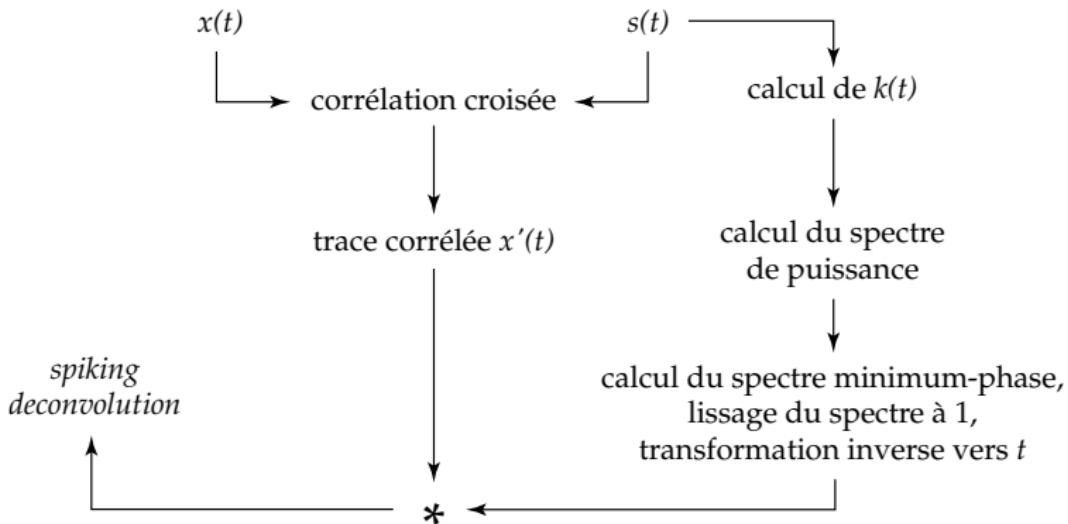
$$x'(t) = k(t) * w(t) * e(t)$$

avec

- $k(t)$  l'autocorrélation de  $s(t)$ ;
- $x'(t)$  nommé la «trace corrélée».
- $k(t)$  est de phase nulle, mais  $k(t) * w(t)$  est de phase mixte, alors *spiking deconvolution* sur  $x'(t)$  n'est pas stable;
- Deux possibilités :
  - appliquer un filtre inverse de phase nulle pour éliminer  $k(t)$ ;
  - rendre  $k(t)$  phase minimale.
- Malgré tout, on obtient généralement des résultats satisfaisants en déconvoluant  $x'(t)$  directement.

# Corrélation vibroismique

Introduction  
 Modèle convolutif  
 Déconvolution déterministe  
 Déconvolution statistique  
 Applications  
 Corrélation vibroismique  
 Considérations pratiques



# Corrélation vibroismique

Introduction

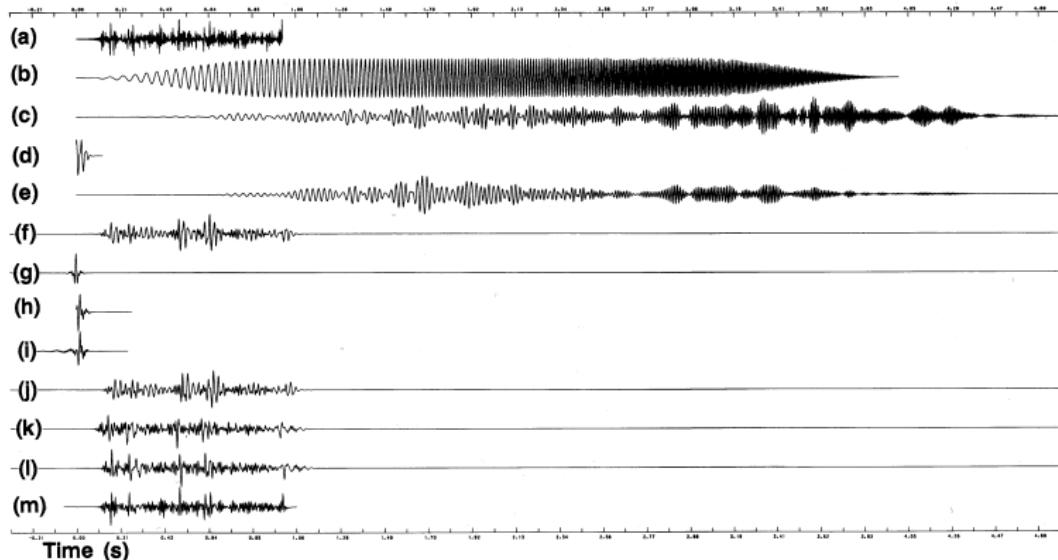
Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

Déconvolution  
statistique

Applications  
Corrélation  
vibroismique

Considérations  
pratiques



# Corrélation vibroismique

Introduction  
Modèle convolutif  
Déconvolution déterministe  
Déconvolution statistique  
Applications  
Corrélation vibroismique  
Considérations pratiques

- ❶ Réponse impulsionale [ $e(t)$ ];
- ❷ Sweep vibroseis de 10-120 Hz [ $s(t)$ ];
- ❸ Convolution de (a) et (b);
- ❹ Ondelette de phase minimum [ $w(t)$ ];
- ❺ Convolution de (d) et (c) [ $x(t)$ ];
- ❻ Intercorrélation de (b) et (e) [ $x'(t)$ ];
- ❼ Ondelette de Klauder [ $k(t) = s(t) \star s(t)$ ];
- ❽ Équivalent de (g) de phase minimum;
- ❾ Opérateur de conversion pour passer de (g) à (h);
- ❿ Opérateur (i) appliqué à (f);
- ❾ Spiking deconvolution de (f);
- ❿ Spiking deconvolution de (j);
- ❾ Signal (a) filtré 10-120Hz.

Introduction  
Modèle convolutif  
Déconvolution déterministe  
Déconvolution statistique  
Applications  
Considérations pratiques

## Considérations pratiques

# Considérations pratiques

Introduction

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

Déconvolution  
statistique

Applications

Considérations  
pratiques

- En réalité,  $w(t)$  n'est pas stationnaire en raison de l'atténuation intrinsèque.
- On peut
  - appliquer *inverse Q filtering*;
  - appliquer la déconvolution avec opérateur variable dans le temps;
  - blanchir le spectre avec des gains spécifiques appliqués sur des bandes de fréquences données (*time-variant spectral whitening*).

# Considérations pratiques

Introduction

Modèle convolutif

Déconvolution  
déterministe

Déconvolution  
statistique

Applications

Considérations  
pratiques

- Une stratégie générale
  - corriger la divergence géométrique;
  - appliquer *inverse Q filtering* ou un gain exponentiel;
  - facultatif : corriger l'ondelette de Klauder pour les données vibroseis;
  - appliquer la déconvolution prédictive & *spiking* avant sommation pour comprimer l'ondelette et atténuer les réverbérations et multiples de courte période;
  - appliquer la déconvolution prédictive après sommation pour éliminer les multiples qui subsistent;
  - blanchir le spectre.
- En général, on cherche à donner l'avantage aux approches déterministes (*inverse Q filtering*, correction de l'ondelette de Klauder) si possible.