



**HAL**  
open science

# IMAGERIE TEMPS - FRÉQUENCE ET DÉCONVOLUTION BIDIMENSIONNELLE

J. Millet, G. Jourdain

► **To cite this version:**

J. Millet, G. Jourdain. IMAGERIE TEMPS - FRÉQUENCE ET DÉCONVOLUTION BIDIMENSIONNELLE. Journal de Physique Colloques, 1990, 51 (C3), pp.C3-197-C3-206. 10.1051/jphyscol:1990321 . jpa-00230749

**HAL Id: jpa-00230749**

**<https://hal.science/jpa-00230749>**

Submitted on 4 Feb 2008

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

**IMAGERIE TEMPS - FRÉQUENCE ET DÉCONVOLUTION BIDIMENSIONNELLE**

J. MILLET et G. JOURDAIN

*CEPHAG, INPG/IEG, CNRS URA-346, BP 46, F-38402 Saint-Martin-d'Hères  
Cedex, France*

**Résumé** - En identification active de cibles mobiles, on utilise des signaux résolvants en temps et en Doppler. Mais cette résolution propre peut être insuffisante dans certains cas, par exemple lorsqu'on veut séparer les "points brillants" de la cible et faire de la classification. On propose alors d'utiliser une étape de déconvolution de l'image retard-Doppler obtenue, par la fonction d'autoambiguïté du signal émis. On présente ici une classe de méthodes itératives de déconvolution et on caractérise la méthode à l'aide de simulations. On donne enfin un exemple de traitement de signaux expérimentaux.

**Abstract** - In active target identification, one should use signals having nearly "ideal" range-Doppler ambiguity properties. But this resolution may be insufficient in some cases when one wants to separate and identify close target highlight points. We propose to use a deconvolution procedure of the delay-Doppler image by the signal ambiguity function. A class of iterative methods is presented and characterized by some simulations. Then some experimental results are analysed.

**1 - INTRODUCTION**

Dans les problèmes d'identification de cibles par radar ou sonar actif, on s'intéresse à la répartition des points brillants (réflecteurs du signal émis) dans le plan (retard, Doppler). Ces points brillants permettent de caractériser et de classer la cible étudiée.

Afin d'obtenir une bonne résolution combinée en retard et en Doppler, on doit utiliser des signaux résolvants en retard et Doppler qui ont donc une fonction d'ambiguïté "proche d'un Dirac" dans le plan (retard, Doppler). A produit bande x durée ( $B_S T_S$ ) donné, les signaux les plus résolvants sont, à ce jour, les signaux modulés binaires en phase suivant les différents états d'une Séquence Binaire de Longueur Maximale (SBLM) appelés encore signaux de type "BPSK" (Binary Phase Shift Keying) [11].

Cependant, même en utilisant des signaux très performants, la résolution obtenue peut parfois être insuffisante en particulier en présence d'échos multiples dus à des points brillants très proches à la fois en retard et en Doppler et lorsque la bande  $B_S$  et la durée  $T_S$  du signal émis sont limitées par les conditions expérimentales.

Dans le cas où la résolution propre du signal émis est insuffisante, on présente ici - après une modélisation du problème (partie 2) - une méthode de déconvolution bidimensionnelle complexe de la fonction d'interambiguïté signal émis/signal reçu par la fonction d'autoambiguïté du signal émis (partie 3). Ceci permet de séparer des points brillants proches dans un but d'identification de cible mobile étendue. Les parties 4 et 5 de cet article sont consacrées respectivement aux simulations permettant de valider la méthode proposée et aux applications envisageables dans le cas de signaux expérimentaux.

**2 - MODELISATION DU PROBLEME****2 - 1 Modélisation de la cible**

On considère une cible mobile étendue se déplaçant à vitesse constante dans un milieu de propagation supposé homogène et isotrope ne présentant pas de trajets multiples. Ces hypothèses permettent de simplifier la présentation de la méthode sans toutefois en restreindre la généralité. En effet, on pourra par la suite tenir compte de la présence réaliste (dans le cas par exemple des applications en acoustique sous-marine) de trajets multiples en introduisant en plus de la réponse de la cible, la réponse du milieu dont la modélisation est donnée dans [8].

La cible est modélisée ici par sa réponse retard-Doppler  $h(\tau, \nu)$  caractéristique des différents points brillants:

$$(1) \quad h(\tau, \nu) = \sum_{i=1}^N \alpha_i e^{j\Phi_i} \delta(\tau - \tau_i, \nu - \nu_i), \quad \text{où } N \text{ est le nombre de points brillants.}$$

Une cible idéale ponctuelle et immobile a une réponse :  $h(\tau, \nu) = \alpha_0 e^{j\Phi_0} \delta(\tau - \tau_0)$ .

Chaque point brillant est caractérisé par un retard  $\tau_i$  et un décalage Doppler lié à  $\nu_i$ . On suppose de plus que chacun de ces réflecteurs introduit un coefficient d'amplitude  $\alpha_i$  et une phase  $\Phi_i$ , caractéristiques par exemple du matériau réflecteur de l'onde émise.

Le problème est d'estimer chacun de ces paramètres (supposés déterministes) pour chaque point brillant. Cette estimation se fait après un premier traitement consistant en un filtrage adapté multidoppler (ou interambiguïté entre le signal émis et le signal reçu). Cette première étape permet d'améliorer le rapport Signal sur Bruit (S/B) et de faire une première estimation des paramètres caractéristiques des points brillants de la cible, cette estimation étant d'autant plus performante que les signaux utilisés sont résolvents en retard et Doppler.

## 2 - 2 Filtrage adapté multidoppler

Les signaux émis et reçus sont toujours passe-bande. On travaille sur les enveloppes complexes relatives à la fréquence centrale de l'émission. Soit  $\mu_e(t)$  l'enveloppe complexe associée au signal émis.

Avec le modèle (1), l'enveloppe complexe du signal reçu est donnée par :

$$(2) \quad \mu_r(t) = \sum_{i=1}^N \alpha_i e^{-j\Phi_i} \mu_e(t + \tau_i) e^{-j2\pi\nu_i t} + \mu_b(t)$$

où  $\mu_b(t)$  est l'enveloppe complexe du bruit, supposé additif.

La fonction d'interambiguïté émis/reçu est donnée par :

$$(3) \quad \chi_{er}(\tau, \nu) = \int_{-\infty}^{+\infty} \mu_e(t) \mu_r^*(t - \tau) e^{-j2\pi\nu t} dt.$$

On montre alors dans [7], [10] que  $\chi_{er}$  s'exprime sous la forme suivante :

$$(4) \quad \chi_{er}(\tau, \nu) = \sum_{i=1}^N \alpha_i e^{j\Phi_i} \chi_{ee}(\tau - \tau_i, \nu - \nu_i) + \chi_{eb}(\tau, \nu)$$

que l'on peut encore écrire :

$$(5) \quad \chi_{er}(\tau, \nu) = (\chi_{ee} ** h)(\tau, \nu) + \chi_{eb}(\tau, \nu)$$

où **\*\*** représente le produit de convolution à 2 dimensions ( $\tau$  et  $\nu$ ).

Cette dernière relation montre que, dans le cas où la résolution propre du signal émis est insuffisante, une déconvolution bidimensionnelle de  $\chi_{er}$  par  $\chi_{ee}$  permet d'estimer  $h$  et ainsi de déterminer plus finement le nombre, la position dans le plan (retard, Doppler) ainsi que l'amplitude et la phase des différents points brillants de la cible. Il s'agit donc d'un cas particulier de résolution d'un problème inverse ou d'identification de système.

## 3 - DECONVOLUTION BIDIMENSIONNELLE COMPLEXE METHODE PROPOSEE

### 3 - 1 Introduction - Déconvolution

Dans la plupart des problèmes physiques on dispose d'une observation d'une grandeur  $x$  ayant été distordue ou transformée, ou bien encore incomplètement spécifiée [6]. Dans ce cas, le but est de supprimer la distorsion, d'inverser la transformation, ou de combler le manque d'information.

On modélise alors l'observation par :

$$(6) \quad y(\underline{n}) = D[x(\underline{n})].$$

$D[\bullet]$  est un opérateur agissant sur l'entrée  $x$ . Les grandeurs  $x$  et  $y$  sont fonctions d'un paramètre vectoriel  $\underline{n}$ .

Les caractéristiques de ces problèmes peuvent différer suivant la nature des éléments connus et de ceux à déterminer [5]. De plus, on doit souvent ajouter au second membre de (6) du bruit additif.

Lorsque l'opérateur D est un opérateur de convolution, l'équation (6) devient :

$$(7) \quad y = h * x$$

où  $*$  représente le produit de convolution ; le problème inverse est alors connu sous le nom de déconvolution.

Si dans (7) se rajoute du bruit additif, le problème de l'estimation optimale de x à partir de l'observation y est un problème de filtrage linéaire optimal (Wiener).

Dans le problème à traiter ici (cf. équation (5)), il s'agit effectivement de filtrage optimal. Mais comme l'observation  $\chi_{er}$  est la sortie du filtre adapté multidoppler, le rapport signal à bruit est en général élevé. On utilisera donc dans la suite des méthodes de déconvolution. On effectuera ici une déconvolution dite déconvolution en présence de bruit de mesure [1].

Si on suppose que D est parfaitement connu, la solution de l'équation (6) est bien sûr donnée par :

$$(8) \quad x(\underline{n}) = D^{-1} [ y(\underline{n}) ]$$

Les problèmes inhérents à cette méthode sont bien connus. D'une part il n'est pas évident que  $D^{-1}$  existe <sup>(1)</sup>, d'autre part la méthode est très peu robuste. En pratique, on rencontre notamment des problèmes d'instabilité numérique dus le plus souvent aux méthodes d'inversion de matrices. En présence de bruits insignifiants (rapport signal/bruit = 2000) on obtient des résultats très mauvais [1], [4].

On est donc amené à utiliser les méthodes *itératives* décrites ci-après.

Un autre point est que nous avons à traiter des objets bidimensionnels complexes (fonctions d'ambiguïté). Ainsi, les relativement grandes dimensions de ces images temps-fréquence font que les méthodes itératives sont plus attrayantes et mieux adaptées au traitement à deux dimensions que les méthodes de filtrage inverse direct.

### 3 - 2 Méthode proposée

La méthode choisie pour résoudre l'équation (6) est basée sur une méthode d'approximations successives. Cette approche s'inspire des équations de la forme :

$$(9) \quad x_{k+1}(\underline{n}) = F [ x_k(\underline{n}) ]$$

où F est un opérateur obtenu à partir de (6).

Il n'est pas nécessaire cependant que F ne dépende que de D. On pourra notamment permettre la prise en compte de contraintes liées à des propriétés connues de la solution recherchée. En général, l'équation (9) n'est pas unique ; de nombreuses procédures itératives peuvent être construites pour une équation (6) et un jeu de contraintes donnés.

Une classe de méthodes particulièrement intéressante est celle des méthodes dites "de descente" [9].

A chaque itération d'une méthode de descente, on détermine un vecteur  $\underline{p}_k$  et un scalaire  $\lambda_k$ , permettant de calculer le vecteur  $\underline{x}_{k+1}$  en fonction du vecteur  $\underline{x}_k$  par :

$$(10) \quad \underline{x}_{k+1} = \underline{x}_k + \lambda_k \underline{p}_k, \quad \underline{x}_k \in \mathbb{R}^N$$

avec l'objectif de minimiser une fonctionnelle E.

Pour minimiser E, on choisit à la  $k^{\text{ième}}$  itération une direction de descente  $\underline{p}_k \neq \underline{0}$  et un scalaire  $\lambda_k$  de manière que :  $E(\underline{x}_{k+1}) < E(\underline{x}_k)$ .

---

<sup>(1)</sup> Remarquons que dans le cas de l'équation (5), l'opérateur inverse serait donné (en passant dans le domaine de Fourier) par l'inverse de la transformée de Fourier à deux dimensions de  $\chi_{ee}(\tau, \nu)$ , c'est-à-dire (à un facteur de phase près) par l'inverse de la distribution de Wigner-Ville associée au signal utilisé, inverse qui n'est pas défini pour un signal de type "BPSK".

L'algorithme de descente le plus connu est celui basé sur la méthode appelée "steepest descent", utilisant le fait que, localement, une fonctionnelle décroît le plus rapidement dans la direction opposée à celle de son gradient [2]. Ainsi, on choisit :

$$(11) \quad \mathbf{p}_k = - \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}_k} E(\mathbf{x}_k)$$

en définissant la dérivée par rapport à un vecteur  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N$  par :

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} = \left( \frac{\partial}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial}{\partial x_N} \right)^T : \text{vecteur gradient transposé ; } \mathbf{x} = (x_1, \dots, x_N)^T.$$

Le paramètre  $\lambda_k$  peut être optimisé à chaque itération, augmentant ainsi la vitesse de convergence mais demandant un calcul supplémentaire. Si on choisit  $\lambda_k = \lambda$  constante, on obtient la méthode très connue du "gradient à paramètre constant" ou de "Richardson" :

$$(12) \quad \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - \lambda \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}_k} E(\mathbf{x}_k).$$

Nous cherchons ici à minimiser la forme quadratique définie positive suivante :

$$(13) \quad E(\mathbf{x}_k) = \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \underline{\underline{H}} \mathbf{x}_k\|^2, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^N, \underline{\underline{H}} \in \mathbb{R}^{2N}.$$

Dans notre cas les grandeurs à traiter sont complexes.

Les problèmes d'optimisation dans  $\mathbb{C}^N$  sont très différents de ceux rencontrés dans  $\mathbb{R}^{2N}$  et la théorie de l'estimation complexe n'est pas encore très répandue dans la littérature [12], [3].

Considérons donc maintenant à nouveau la forme quadratique définie positive (13) dans le cas où les variables sont complexes. On a alors :

$$(14) \quad \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}_k} E(\mathbf{x}_k) = \underline{\underline{H}}^+ (\underline{\underline{H}} \mathbf{x}_k - \mathbf{y}) \text{ où } \underline{\underline{H}}^+ \text{ est la transposée hermitienne de } \underline{\underline{H}}.$$

La dérivée par rapport au vecteur  $\mathbf{x}_k \in \mathbb{C}^N$  étant définie par :

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}_k} = \frac{\partial}{\partial \text{Re}(\mathbf{x}_k)} + j \frac{\partial}{\partial \text{Im}(\mathbf{x}_k)}$$

où :  $\text{Re}(\mathbf{x}_k)$  et  $\text{Im}(\mathbf{x}_k)$  sont les vecteurs formés respectivement des parties réelle et imaginaire du vecteur  $\mathbf{x}_k$ .

L'algorithme du gradient à paramètre constant s'en déduit :

$$(15) \quad \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - \lambda \underline{\underline{H}}^+ (\underline{\underline{H}} \mathbf{x}_k - \mathbf{y}).$$

L'algorithme est initialisé par  $\mathbf{x}_0$  qui peut être, en général, n'importe quel signal dans l'espace des fonctions contenant la solution  $\mathbf{x}$  cherchée. Dans la plupart des cas, on choisit pour  $\mathbf{x}_0$  la valeur  $\lambda \mathbf{y}$ , valeur que nous adopterons ici.

Dans le cas particulier des fonctions d'ambiguïté (équation (5)) l'algorithme (15) prendra donc la forme suivante : (grandeurs complexes à 2 dimensions,  $(n_1, n_2)$  correspondant à la discrétisation du plan  $(\tau, \nu)$ )

$$(16) \quad x_{k+1}(n_1, n_2) = x_k(n_1, n_2) + \lambda [h^* (-\bullet, -\bullet) * * (y - h * * x_k)](n_1, n_2).$$

Cet algorithme représente une procédure de déconvolution sans contraintes et il converge vers la même solution que celle qui serait fournie par le "filtre inverse". Ainsi, lorsque ce dernier n'existe pas, il faudra appliquer des contraintes à  $\mathbf{x}_k$  pour assurer l'obtention d'une solution "acceptable". L'application de la contrainte de positivité, classique par exemple en traitement d'images, n'est pas possible ici car les grandeurs étudiées sont complexes ainsi que la réponse cherchée. On sera donc amené à lui préférer une contrainte du type "support borné" ou encore à modifier l'algorithme (16) en introduisant des pondérations (cf. partie 4).

#### 4 - SIMULATIONS

On utilise ici un signal résolvant temps-fréquence, de produit  $B_S T_S = 127$ , de type "BPSK" pondéré en amplitude par une courbe de Gauss [11].

On simule une cible présentant des points brillants proches et non résolus par le pouvoir de résolution du signal émis. Puis on détermine la fonction d'interambiguïté émis/reçu à partir des enveloppes complexes des signaux, ce qui correspond à l'observation après démodulation. On peut également ajouter ou non du bruit. On effectue ensuite la déconvolution de cette fonction par la fonction d'autoambiguïté du signal émis avec l'objectif de retrouver le modèle de cible initial.

L'algorithme de déconvolution utilisé est donné en (16). Avec les notations du paragraphe 2, cette dernière relation prend la forme suivante :

$$(17) \quad h_{k+1}(n_1, n_2) = h_k(n_1, n_2) + \lambda [\hat{\chi}_{e_e}(-\bullet, -\bullet) * * (\chi_{e_r} - \chi_{e_e} * * h_k)](n_1, n_2).$$

La convergence de l'algorithme et l'unicité de la solution sont assurées lorsque [10] :

$$(18) \quad 0 < \lambda < \frac{2}{\max_{v_1, v_2} |\hat{\chi}_{e_e}(v_1, v_2)|^2}$$

où :  $\hat{\chi}_{e_e}(\bullet, \bullet)$  est la transformée de Fourier à deux dimensions de  $\chi_{e_e}(\bullet, \bullet)$ .

On montre [10] que la convergence est assurée si :

$$(19) \quad 0 < \lambda \leq \frac{2}{\left[ \sum_{n_1} \sum_{n_2} |\chi_{e_e}(n_1, n_2)| \right]^2}.$$

La borne supérieure de cette inéquation sera la valeur attribuée à  $\lambda$  dans les résultats numériques qui suivent.

La cible simulée ici présente 3 points brillants aux positions normalisées suivantes :

- point caractérisé par  $(\alpha_0, \Phi_0)$  en  $[0; 0]$
- point caractérisé par  $(\alpha_1, \Phi_1)$  en  $[1,35135 \cdot 10^{-3}; 1,0175]$
- point caractérisé par  $(\alpha_2, \Phi_2)$  en  $[1,35135 \cdot 10^{-3}; -1,0175]$

$[x; y]$  représentant les coordonnées retard et Doppler des points brillants, normalisées par :  $x = \frac{\tau}{T}$  et  $y = vT$  où  $T$  est la durée du signal émis ( $T = 185\Theta$  pour le signal de type "BPSK" périodisé et pondéré;  $\Theta$  étant la durée d'un élément de code).

Ainsi, les points brillants sont séparés par  $\Delta\tau$  et  $\Delta v$  tels que :

$$\Delta\tau = 0,25 \frac{1}{B_S} \quad \Delta v = 0,70 \frac{1}{T_S} \quad \text{ou} \quad -0,70 \frac{1}{T_S}$$

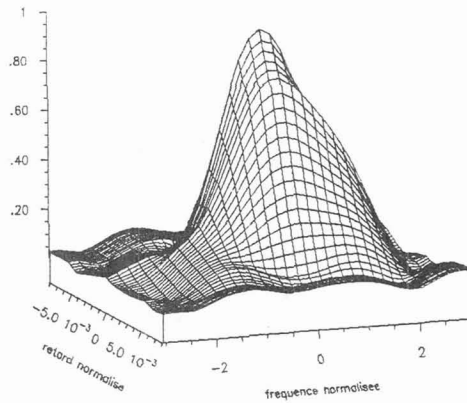
et donc non directement résolus dans l'image  $\chi_{er}$  initiale.

On montre les résultats de déconvolution obtenus sans contraintes ainsi qu'en appliquant une pondération gaussienne sur les fonctions d'autoambiguïté et d'interambiguïté, lorsque le rapport S/B (en sortie du filtre adapté) est infini (Fig.1) et pour S/B=20dB (Fig.2).

Cette pondération gaussienne bidimensionnelle est mise en oeuvre de la façon suivante :

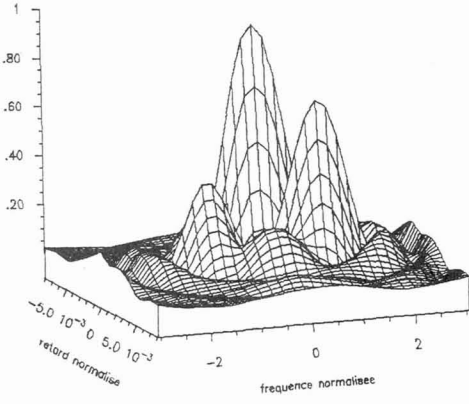
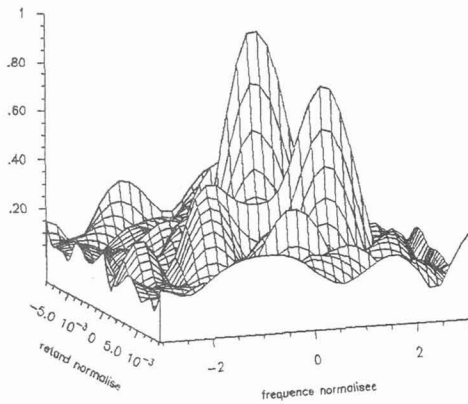
- estimation des largeurs maximales en retard ( $2\sigma_\tau$ ) et Doppler ( $2\sigma_v$ ) de la fonction d'ambiguïté (à mi-hauteur du module du pic principal)
- pondération (sur les fonctions d'ambiguïté complexes) par une courbe de Gauss à 2 dimensions de la

forme :  $\exp\left[-\frac{\tau^2}{2\sigma_\tau^2}\right] \exp\left[-\frac{v^2}{2\sigma_v^2}\right].$



Simulation : 3 points brillants,  $\alpha_0=1, \phi_0=0, \alpha_1=2/3, \phi_1=0, \alpha_2=1/3, \phi_2=0$

- a -



Simulation : 3 points brillants,  $\alpha_0=1, \phi_0=0, \alpha_1=2/3, \phi_1=0, \alpha_2=1/3, \phi_2=0$   
Deconvolution sans contraintes : 100 iterations,  $\lambda=0.0001$

Simulation : 3 points brillants,  $\alpha_0=1, \phi_0=0, \alpha_1=2/3, \phi_1=0, \alpha_2=1/3, \phi_2=0$   
Deconvolution : 100 iterations,  $\lambda=0.0002$ , pondération gaussienne

- b -

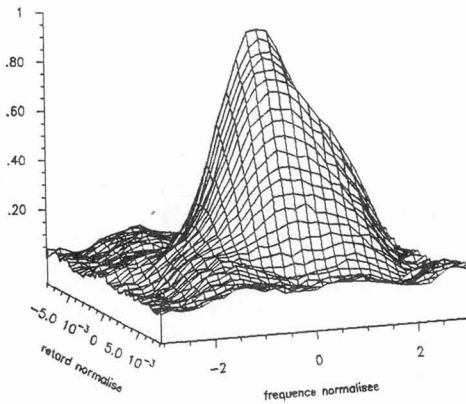
i	$\alpha_i$ estimés aux positions simulées	$\Phi_i$ (rad) estimées aux positions simulées	$\alpha_i$ estimés aux 3 principaux max. locaux	$\Phi_i$ (rad) estimées aux 3 principaux max. locaux
0	1,000	0,136	idem	idem
1	0,779	- 0,289	idem	idem
2	0,408	- 0,130	0,411 en $[1,35135 \cdot 10^{-3}; -1,221]$	- 0,905 en $[1,35135 \cdot 10^{-3}; -1,221]$

Résultats sans pondération

i	$\alpha_i$ estimés aux positions simulées	$\Phi_i$ (rad) estimées aux positions simulées	$\alpha_i$ estimés aux 3 principaux max. locaux	$\Phi_i$ (rad) estimées aux 3 principaux max. locaux
0	1,000	0,168	idem	idem
1	0,694	- 0,267	idem	idem
2	0,389	- 0,497	0,390 en $[1,35135 \cdot 10^{-3}; -1,221]$	- 1,124 en $[1,35135 \cdot 10^{-3}; -1,221]$

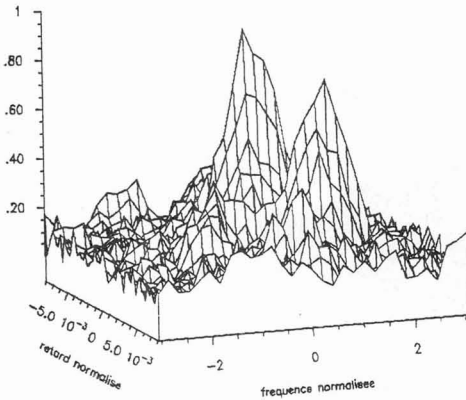
Résultats avec pondération

Fig.1 - Module de la fonction d'interambiguïté : -a- Avant déconvolution ; -b- Après déconvolution. Rapport Signal à Bruit infini.

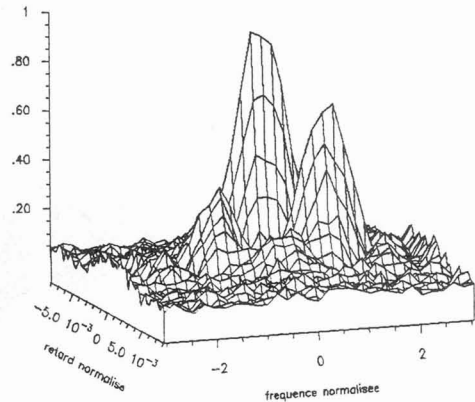


Rapport S/B=20dB en sortie du filtre adapte  
Simulation : 3 points brillants,  $\alpha_0=1, \phi_0=0, \alpha_1=2/3, \phi_1=0, \alpha_2=1/3, \phi_2=0$

- a -



Rapport S/B=20dB en sortie du filtre adapte  
Simulation : 3 points brillants,  $\alpha_0=1, \phi_0=0, \alpha_1=2/3, \phi_1=0, \alpha_2=1/3, \phi_2=0$   
Deconvolution sans contraintes : 100 iterations,  $\lambda=0.0001$



- b -

Rapport S/B=20dB en sortie du filtre adapte  
Simulation : 3 points brillants,  $\alpha_0=1, \phi_0=0, \alpha_1=2/3, \phi_1=0, \alpha_2=1/3, \phi_2=0$   
Deconvolution : 100 iterations,  $\lambda=0.0002$ , pondération gaussienne

i	$\alpha_i$ estimés aux positions simulées	$\Phi_i$ (rad) estimées aux positions simulées	$\alpha_i$ estimés aux 3 principaux max. locaux	$\Phi_i$ (rad) estimées aux 3 principaux max. locaux
0	0,896	0,217	1,000 en [0; - 0,2035]	- 0,488 en [0; - 0,2035]
1	0,704	- 0,332	0,792 en [1,35135.10 <sup>-3</sup> ; 1,221]	0,289 en [1,35135.10 <sup>-3</sup> ; 1,221]
2	0,414	- 0,103	0,424 en [5,4054.10 <sup>-3</sup> ; - 0,2035]	- 2,479 en [5,4054.10 <sup>-3</sup> ; - 0,2035]

Résultats sans pondération

i	$\alpha_i$ estimés aux positions simulées	$\Phi_i$ (rad) estimées aux positions simulées	$\alpha_i$ estimés aux 3 principaux max. locaux	$\Phi_i$ (rad) estimées aux 3 principaux max. locaux
0	0,978	0,215	1,000 en [0; - 0,2035]	- 0,460 en [0; - 0,2035]
1	0,674	- 0,303	0,706 en [1,35135.10 <sup>-3</sup> ; 1,221]	0,330 en [1,35135.10 <sup>-3</sup> ; 1,221]
2	0,402	- 0,464	idem	idem

Résultats avec pondération

Fig.2 - Module de la fonction d'interambiguïté : -a- Avant déconvolution ; -b- Après déconvolution.

On note un gain en "contraste" à nombre d'itérations fixé ainsi qu'une diminution du nombre des artefacts et de l'influence des éventuels "effets de bords" lorsqu'on utilise la pondération proposée. Celle-ci est particulièrement efficace lorsqu'on travaille en présence de bruit (Fig.2).

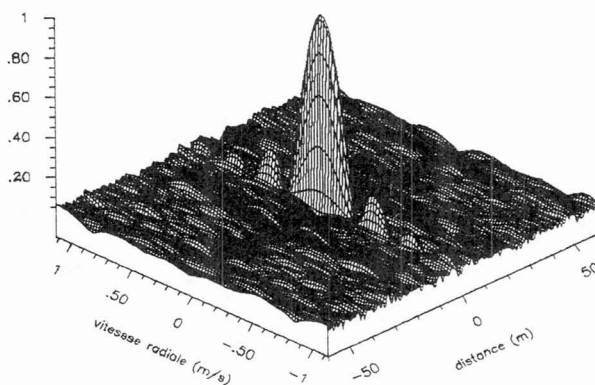


## 5 - APPLICATION DANS LE CAS DE SIGNAUX EXPERIMENTAUX

On présente ici une application dans le cas de signaux sonar obtenus lors d'une expérimentation réalisée en liaison avec la Marine Nationale en 1976 aux Açores (Polygone "AFAR"). Cette expérimentation a été effectuée en partie dans le but de caractériser la réponse d'une cible à des signaux acoustiques de type "BPSK" non pondérés en amplitude et avec  $B\gamma T\gamma=511$ .

Notons tout d'abord que la fonction d'autoambiguïté du signal émis est légèrement différente de celle relative au signal utilisé pour les simulations précédentes. En effet, le produit  $B\gamma T\gamma$  est ici plus élevé (511 au lieu de 127). Le niveau du piedestal sera donc inférieur à celui que l'on avait pour les simulations (4,4% du maximum contre 8,9%). Ceci est un avantage puisqu'on limite ainsi les éventuels effets de bords. Par contre, la non pondération temporelle du signal émis fait ici apparaître d'importants lobes secondaires (sinus cardinal) qui doivent impérativement être pris en compte lors de la déconvolution. En d'autres termes, le support "utile" de la fonction d'autoambiguïté est ici plus large que lors des simulations.

On présente ci-dessous le module de la fonction d'autoambiguïté du signal émis.

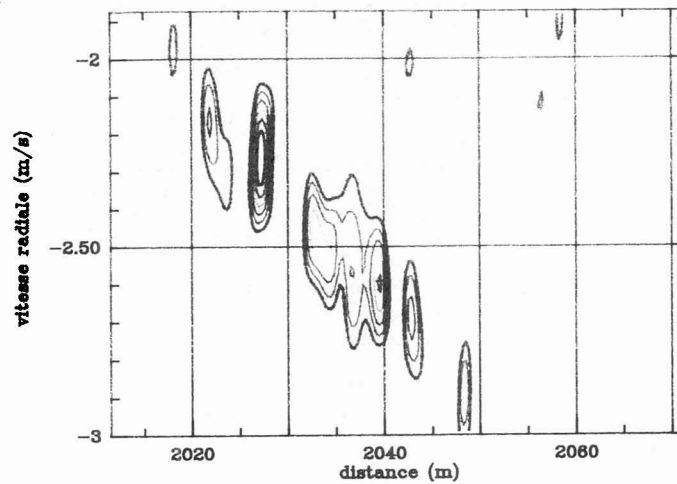


**Fig.3** - Module de la fonction d'autoambiguïté.  
Signal émis de type "B.P.S.K.-511" non pondéré en amplitude.

La cible présente ici une réponse étendue et on note un groupement de points brillants dans la partie centrale de l'image (Fig.4).

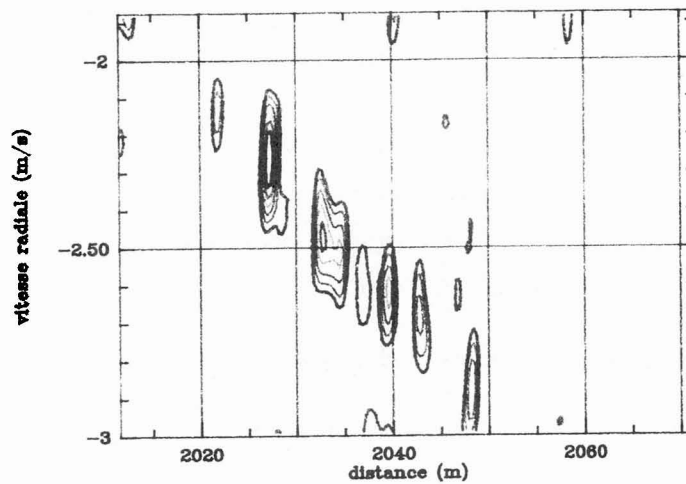
Ces points brillants sont résolus après le traitement de déconvolution (Fig.5). Nous présentons ici le résultat obtenu après 100 itérations. Ce résultat peut encore être amélioré dans la zone centrale si l'on poursuit la procédure itérative, cependant ceci aurait également pour effet d'augmenter l'importance des artéfacts.

On présente ci-dessous les images (interambiguïté) relatives à cette cible avant et après déconvolution.



Signaux reels (B.P.S.K. de produit BT=511), bloc 51, voie 2  
 Courbes de niveau : 0.4=violet, 0.5=bleu, 0.6=vert, 0.7=jaune, 0.8=orange, 0.9=rouge

Fig.4 - Module de la fonction d'interambiguïté : Avant déconvolution.



Deconvolution sans contraintes : 100 iterations,  $\lambda=1e-10$   
 Signaux reels (B.P.S.K. de produit BT=511), bloc 51, voie 2  
 Courbes de niveau : 0.4=violet, 0.5=bleu, 0.6=vert, 0.7=jaune, 0.8=orange, 0.9=rouge

Fig.5 - Module de la fonction d'interambiguïté : Après déconvolution.

## 6 - CONCLUSION

Nous avons présenté ici une classe de méthodes itératives de résolution des problèmes inverses et plus particulièrement des problèmes de déconvolution à deux dimensions.

L'attrait de ces méthodes dans le cas particulier de la séparation de points brillants proches réside principalement dans la grande souplesse d'emploi et dans leur facilité de mise en oeuvre. Ainsi, les traitements d'objets bidimensionnels complexes (fonctions d'ambiguïté) ont été possibles et ont fourni des résultats très satisfaisants, lors des simulations ainsi que dans le cas de signaux expérimentaux, même en présence de bruits importants (la méthode a été validée jusqu'à  $S/B=0\text{dB}$ ).

Cependant, ces méthodes nécessitent une puissance de calcul importante et d'autre part la procédure itérative doit être utilisée avec prudence lorsqu'on travaille en présence de bruit. En effet, la non existence du filtre inverse peut poser dans ce cas un grave problème et compromettre la convergence de cette procédure.

Le choix de contraintes appropriées au cas étudié peut souvent aider à résoudre ce problème et même accélérer la convergence. D'autre part, il faut se fixer un critère d'arrêt de la procédure itérative (lorsqu'on estime que les paramètres sont correctement évalués). Ce critère d'arrêt peut par exemple être lié au rapport  $S/B$  estimé. Des études précises sur ce point sont en cours.

Enfin, il faut noter que dans le cas de signaux expérimentaux et de points brillants très proches, des interférences destructrices peuvent se rajouter, annihilant directement le signal dans l'observation  $\chi_{er}$  et causant ainsi une grave détérioration du signal utile par rapport au bruit ambiant.

Remerciements : *Cette étude a été conduite avec le soutien de la D.C.N.*

## 7 - BIBLIOGRAPHIE

- [1] Y.G. Biraud - "Les méthodes de déconvolution et leurs limitations fondamentales".  
Revue de physique appliquée, tome 11, Mars 1976.
- [2] P.G. Ciarlet - "Introduction à l'analyse numérique matricielle et à l'optimisation".  
Masson, Paris 1985.
- [3] P. Comon - "Estimation multivariable complexe".  
Traitement du Signal, Vol. 3, n° 2, 1986.
- [4] G. Demoment, D. Saint-Félix - "Déconvolution discrète en temps réel".  
VIII<sup>ème</sup> Colloque GRETSI, Nice, Juin 1981.
- [5] D.E. Dudgeon, R.M. Mersereau - "Multidimensional digital signal processing".  
Prentice Hall INC., Englewood Cliffs 1984.
- [6] M.H. Hayes - "Inverse problems : an overview".  
J. Soc. Instrum. & Control Eng. (Japan), vol. 25, n° 12, Dec. 1986.
- [7] G. Jourdain - "Caractérisation d'un milieu de transmission aléatoire par un modèle de filtre aléatoire variable au cours du temps".  
Annales des Télécommunications, tome 28, n° 9-10, Septembre-Octobre 1973.
- [8] G. Jourdain - "Modélisation du canal marin et utilisation".  
Rapport CEPHAG n° 65/87.
- [9] P. Lascaux, R. Théodor - "Analyse numérique matricielle appliquée à l'art de l'ingénieur".  
Tomes 1 et 2, Masson, Paris 1987.
- [10] J. Millet - "Déconvolution bidimensionnelle et séparation de points brillants proches".  
Rapport CEPHAG n° 50/89.
- [11] J. Millet, G. Jourdain - "Signaux à fort pouvoir de résolution temps-fréquence. Comparaison entre les signaux de Costas et les signaux à modulation binaire de phase".  
Traitement du Signal, vol. 7, n° 1, 1990.
- [12] R.A. Monzingo, T.N. Miller - "Introduction to adaptive arrays".  
John Wiley & Sons, 1980