

TP Traitement du signal et problèmes inverses

Applications sur des exemples EDF

Saâd Aziz Alaoui, Yassine Jamoud, Samy Haffoudhi

10 mars 2022

Introduction

Lors de ce TP nous allons explorer trois problèmes de traitement du signal en lien avec des exemples EDF. Le premier problème portera sur le traitement de signaux multicauteurs illustré sur des données de température issues de mesures de fibres optiques. Ensuite, nous nous intéresserons au problème inverse de surrésolution à partir de données de fibre optique déformation. Enfin, nous verrons le problème inverse d'estimation des sources à partir de données de contrôle non destructif ultrasonores.

Pour chacun de ces exemples, nous commencerons tout d'abord par une présentation du contexte et de l'enjeu avant de jouer sur les paramètres des différentes méthodes pour bien appréhender leurs effets.

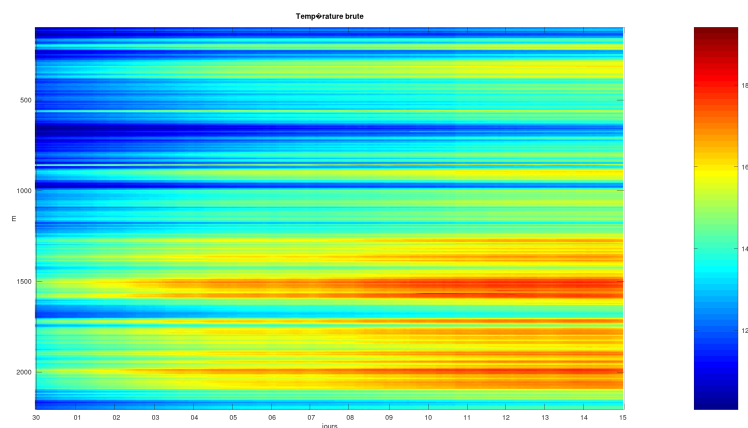
1 Traitement de signaux multicauteurs illustré sur des données de température issues de mesures de fibre optique

1.1 Le contexte d'application

L'objectif de ce premier problème est la détection de fuites dans des digues en terre. Nous disposons de mesures de températures réparties par une fibre optique implantée dans la digue. Si il existe une fuite, la température mesurée au niveau de la fibre optique va subir l'influence de la température de l'eau dans le canal.

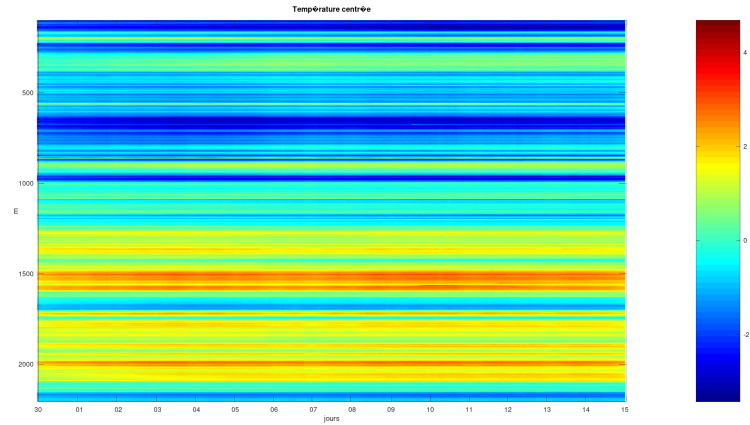
On travaille sur les données suivantes :

FIGURE 1 – Jeu de données



On centre les températures pour obtenir la figure ci-dessous :

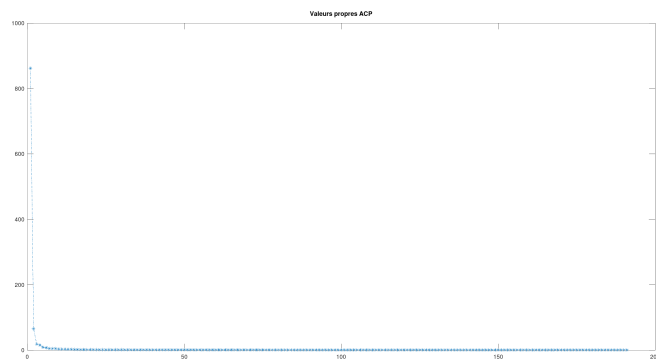
FIGURE 2 – Jeu de données, températures centrées



On adopte une approche de séparation de sources, l'objectif étant d'isoler les différentes sources responsables des changements de température.

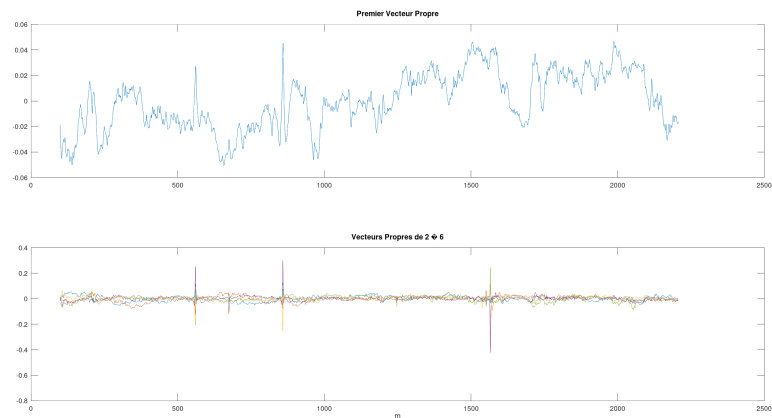
On obtient les valeurs propres suivantes pour l'ACP :

FIGURE 3 – Valeurs propres ACP



Et affichons les 6 premiers vecteurs propres :

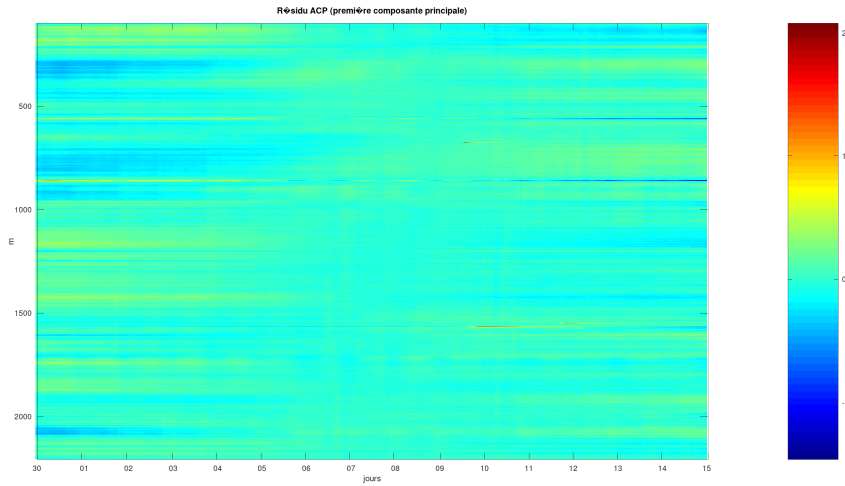
FIGURE 4 – 6 premiers vecteurs propres ACP



On observe alors que la première valeur propre est bien plus importante que les autres. Elle correspond à la réponse du sol, on commence alors par supprimer sa contribution.

Après suppression de cette composante, on garde alors les composantes qui correspondent aux fuites et aux drains. On obtient alors le résidu suivant :

FIGURE 5 – Résidu ACP

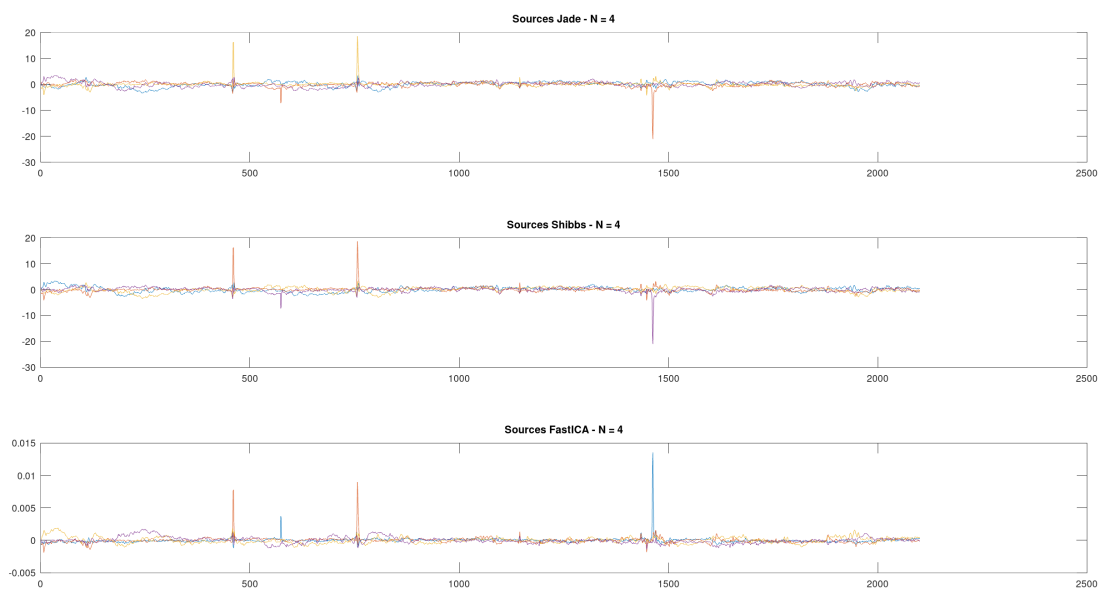


On obtient déjà une image bien plus claire où l'on peut distinguer uniquement quelques zones de température élevée. On peut alors détecter l'apparition de la fuite mais, pas la suivre.

On applique maintenant trois méthodes de séparation de sources : **Jade**, **Shibbs** et **ICA** à partir d'un nombre de sources donné.

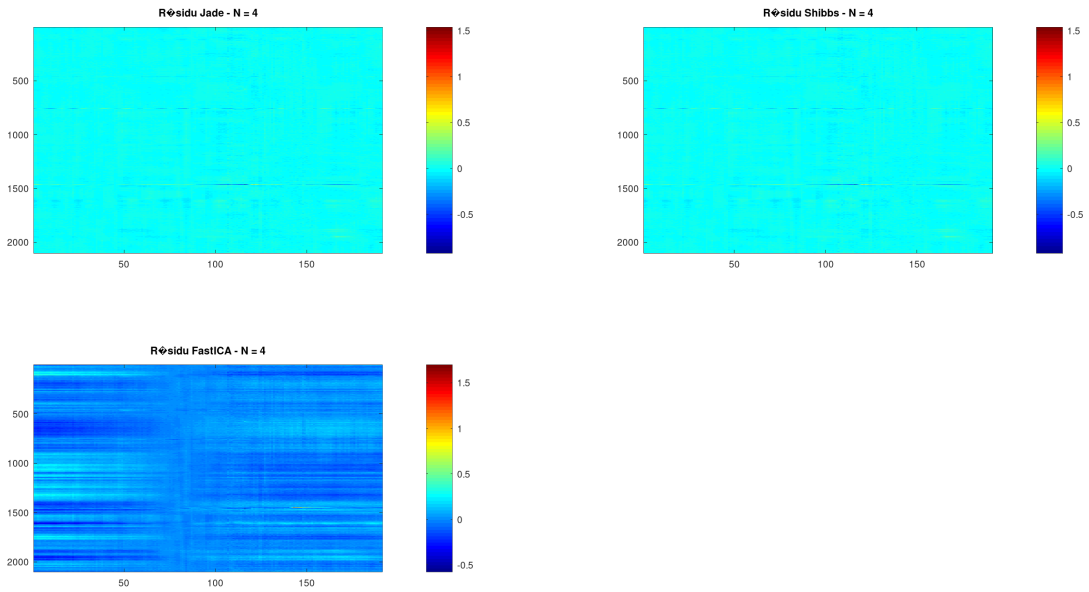
On obtient par exemple pour $N = 4$, les sources suivantes :

FIGURE 6 – Sources



Et ces résidus :

FIGURE 7 – Résidus



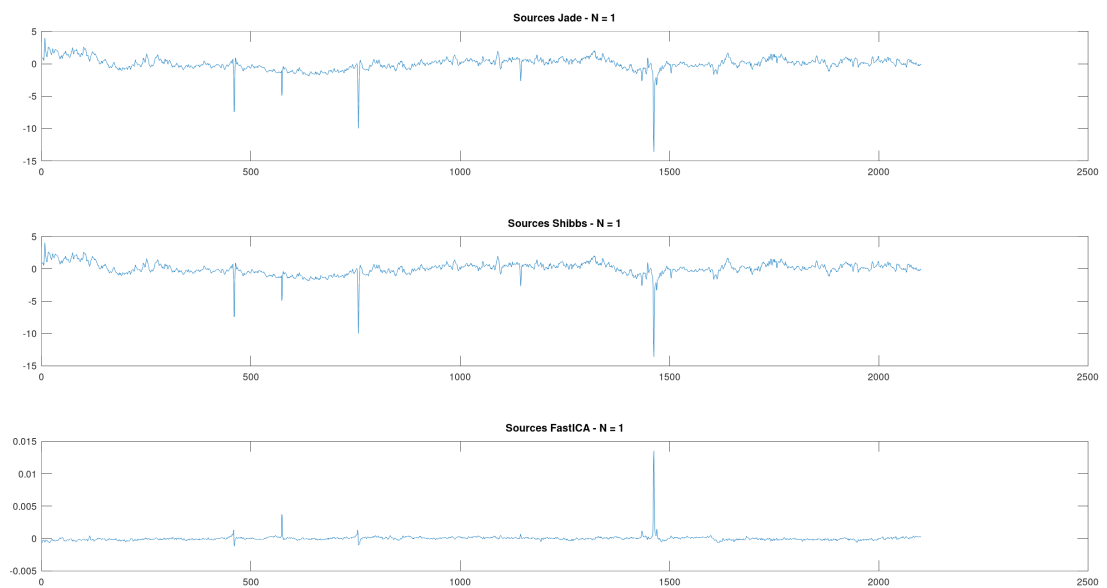
1.2 Influence des paramètres

Le paramètre sur lequel nous pouvons jouer pour ce problème est le nombre de sources pour les différentes méthodes. Nous avons tracé les figures ci-dessus avec une valeur de 4 pour ce paramètre.

Considérons maintenant le cas d'un nombre de sources égal à 1.

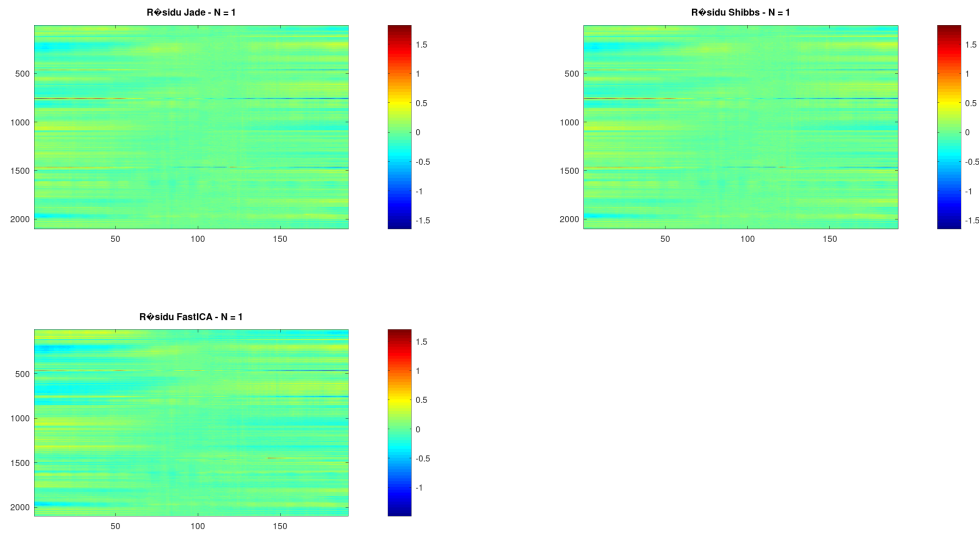
On obtient la figure suivante pour les sources :

FIGURE 8 – Sources



Et pour les résidus :

FIGURE 9 – Résidus



On observe alors sur ces figures que la méthode ICA résulte en moins de bruit que les deux autres méthodes. Le bruit est par exemple induit par des restes de la contribution du sol ou le drainage. Pour les deux premières méthodes qui prennent encore en compte ce bruit, on regarde alors les résidus. Le paramètre et la méthode utilisés indiquent alors si il faut plutôt observer les sources ou le résidu pour identifier les fuites.

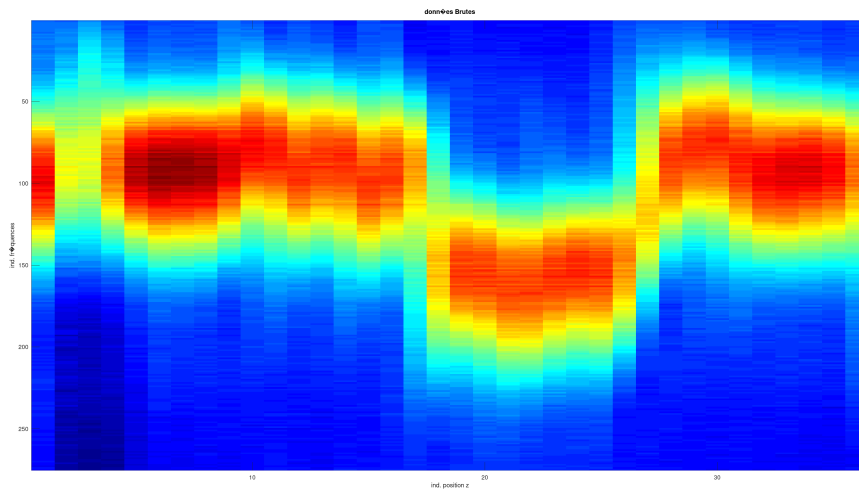
2 Problème inverse de surrésolution à partir de données de fibre optique déformation

2.1 Le contexte d'application

L'objectif de ce second problème est la localisation de fontis dans des digues en terre ou de déformations locales dans des bâtiments. Nous disposons de mesures de spectres par fibre optique pour estimer les déformations. Le but est alors de passer d'une information intégrée à une information plus locale. On va alors chercher à estimer à partir de mesures de spectre sur un intervalle, des spectres locaux.

Voici les données brutes :

FIGURE 10 – Données brutes



Cette figure indique alors une déformation aux alentours de $z = 16$. Mais ce spectre n'est pas assez précis. En effet, on observe clairement un étalement en z .

Il s'agit d'un problème de déconvolution :

$$G(\nu, z) = W_z *_{\nu} s(\nu, x)$$

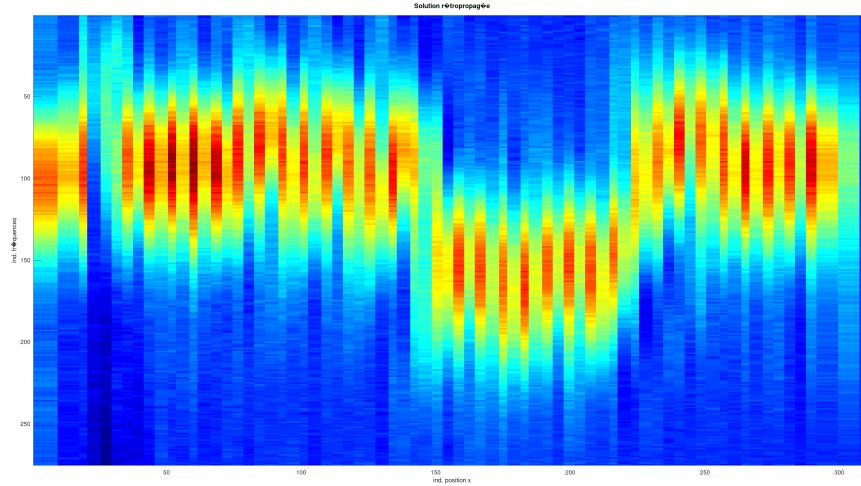
On cherche s mesurant G avec W_x un opérateur de moyenne.

Une première approche consiste alors en la résolution du problème d'optimisation

$\min \|x\|^2$ sous la contrainte $y = Hx$.

On obtient le résultat suivant :

FIGURE 11 – Rétropropagation



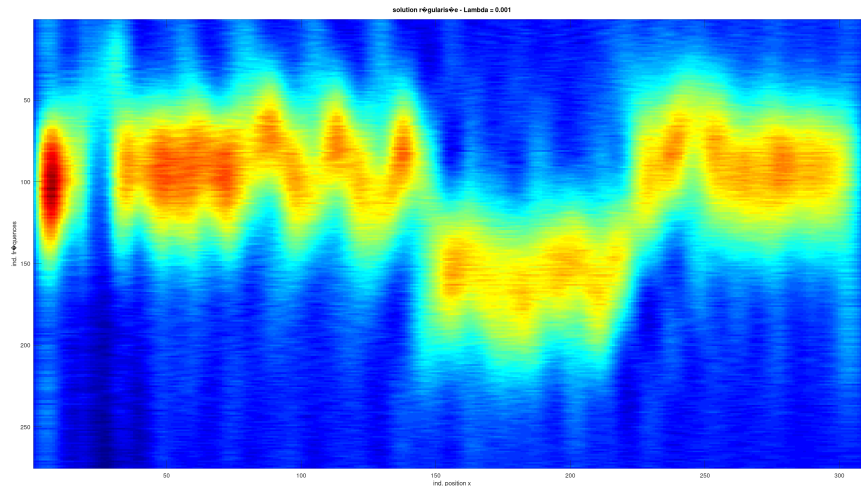
Comme on peut le voir sur la figure, on obtient de mauvais résultats causé par le mauvais conditionnement de la matrice H .

Afin d'obtenir une solution plus lisse on introduit un terme de régularisation en norme 2 pour arriver au critère suivant :

$$\min \frac{1}{2} \|Hx - f\|^2 + \frac{\lambda}{2} x^t \Delta_2 x$$

On obtient pour $\lambda = 0.01$ le résultat suivant :

FIGURE 12 – Solution pour $\lambda = 0.001$



2.2 Influence des paramètres

Le paramètre sur lequel nous pouvons jouer pour ce problème est λ , le paramètre de régularisation.

Ce paramètre est responsable de l'importance accordée à la minimisation du terme $x^t \Delta_2 x$.

- Pour des valeurs faibles de λ , on accorde peu d'importance au terme de régularisation et on s'approche de la première approche présentée
- Pour des valeurs élevées de λ , on accorde beaucoup d'importance à la régularisation et on obtient une solution trop lisse. On accorde moins d'importance aux données mesurées.

Affichons les résultats obtenus pour deux autres valeurs de λ :

FIGURE 13 – Solution pour $\lambda = 0.0001$

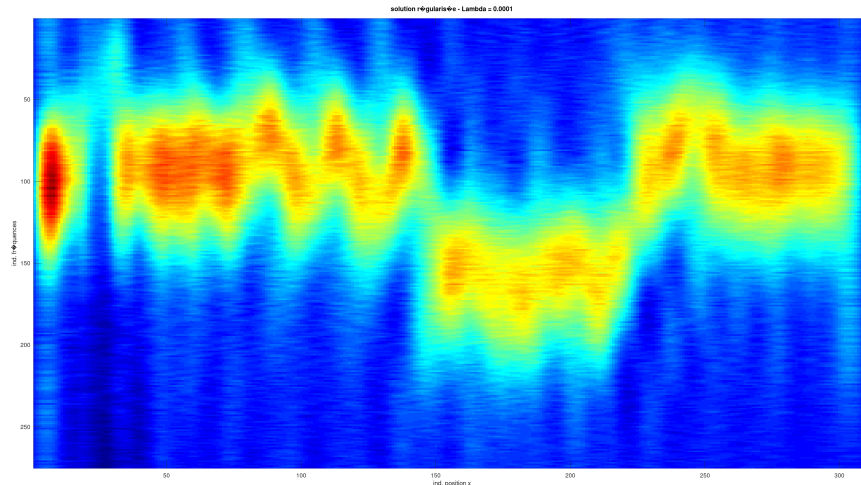
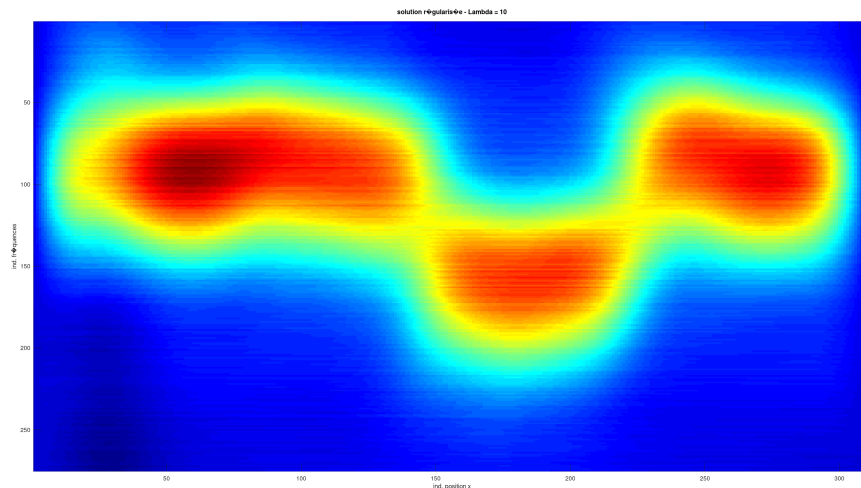


FIGURE 14 – Solution pour $\lambda = 10$



On observe bien ce qui a été précisé plus haut.

- Pour $\lambda = 0.001$, on est proche de la solution naïve
- Pour $\lambda = 10$, on obtient une solution lisse

Il convient alors d'expérimenter avec différentes valeurs de λ pour déterminer laquelle permet d'obtenir les meilleurs résultats en assurant le bon compromis entre proximité aux données et le lissage.

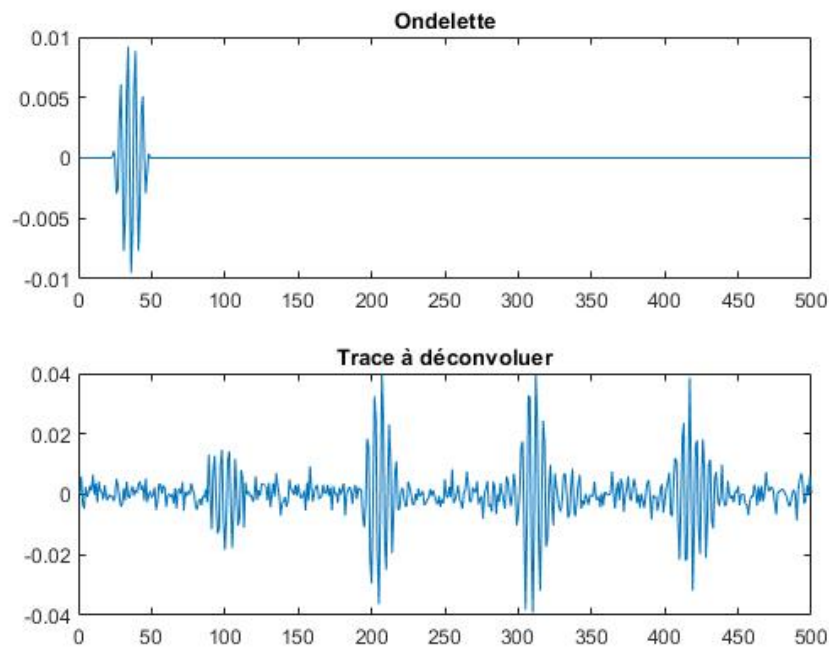
3 Problème inverse de sources à partir de données de contrôle non-destructif ultrasonore

3.1 Le contexte d'application

L'objectif de cette partie est de réaliser un contrôle non-destructif de défauts dans des soudures. Pour ce faire, on utilise des signaux ultrasonores induits par la soudure à inspecter. On souhaite, à l'aide de ces signaux, détecter des perturbations dues à ces défauts. Nous disposons alors d'une ondelette de référence. Elle est réalisée par calibration à l'aide de 4 trous de 1 mm.

On peut donc détecter des défauts similaires à des trous d'un millimètre. En effet, par déconvolution, on peut retrouver les positions des défauts (à un décalage près du à la convolution)

FIGURE 15 – Ondelette et trace à déconvoluer

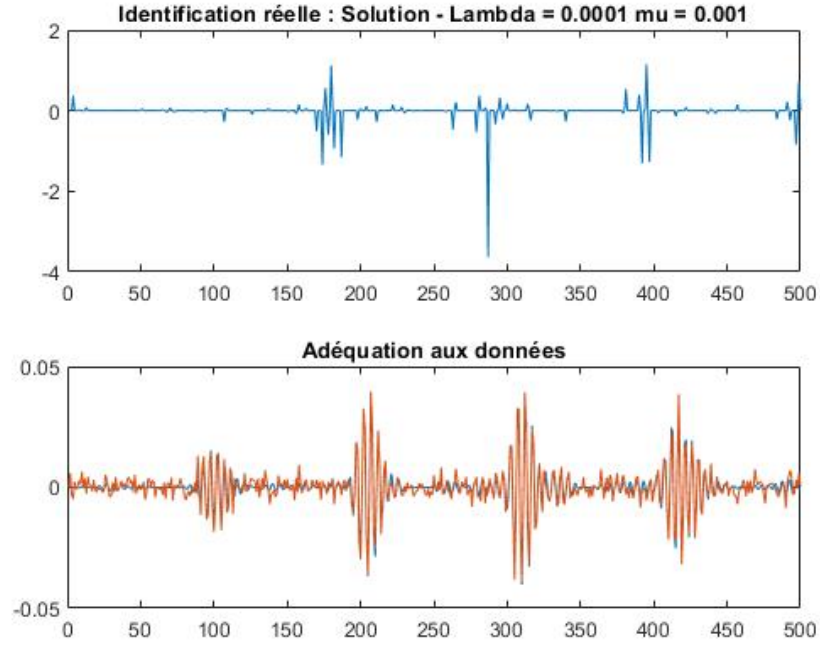


Pour réaliser la déconvolution, on utilise une minimisation de l'erreur quadratique moyenne. En revanche, sans information à priori sur la réflectivité, on obtient des résultats de mauvaise qualité. On utilise alors une régularisation :

$$J(r) = \|z - Hr\|^2 + \lambda\Phi(r)$$

On obtient donc une nette amélioration par rapport à la trace à déconvoluer mais, le défaut apparaît avec un double pic :

FIGURE 16 – Identification Réelle

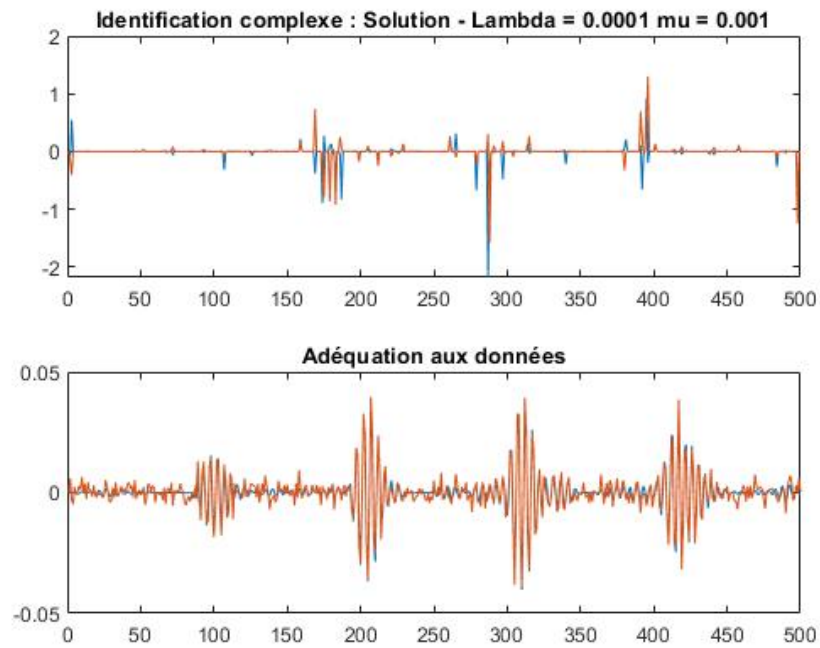


Pour tenir compte de la possible déformation en phase de l'ondelette, on a recours à la transformée de Hilbert de l'ondelette h . On obtient alors un nouveau modèle de convolution ainsi qu'un nouveau critère à minimiser. On obtient le nouveau critère :

$$J(r, s) \|z - Hr - Gs\|^2 + \lambda \Phi(r, s)$$

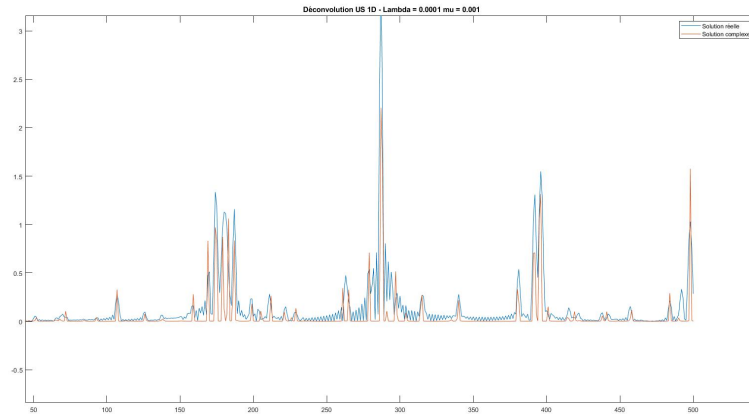
Et le résultat suivant :

FIGURE 17 – Identification Complexe



On peut également observer le module des deux solutions sur le graphique ci-dessous :

FIGURE 18 – Comparaison des deux approches



3.2 Influence des paramètres

On constate sur la figure ci-dessus que le choix des paramètres n'est clairement pas optimal.

En effet, pour ce problème nous disposons de deux paramètres, λ et μ :

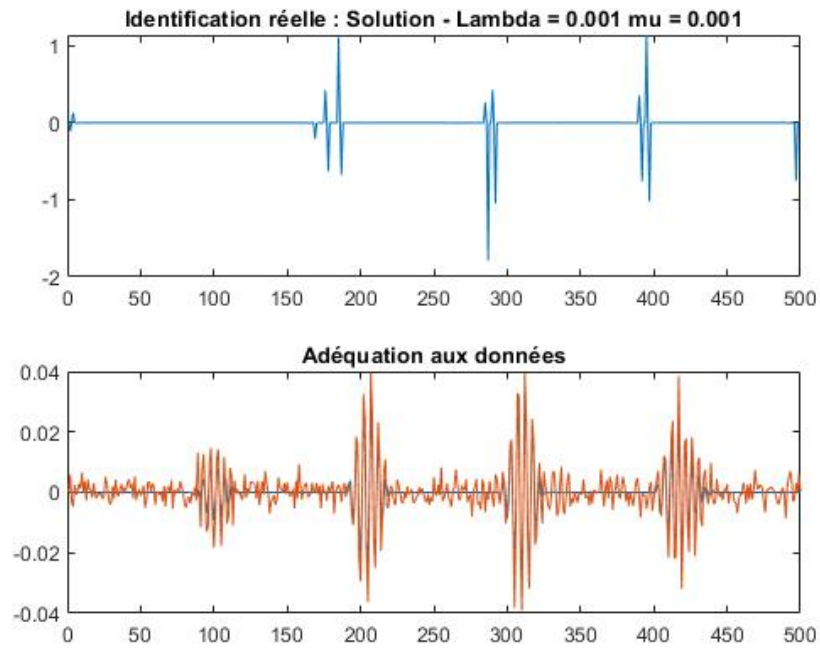
- Le paramètre μ permet de s'assurer de l'existence de la solution et doit être non nul. Plus il est proche de 0, plus la solution est optimale. En revanche, l'optimisation sera plus complexe. On choisit alors une valeur $\mu = 10^{-2}$ pour obtenir un bon compromis.
- Le paramètre λ correspond au paramètre de régularisation. Il contrôle le poids du terme de régularisation.

Dans la partie précédente, nous avons choisi une valeur très faible pour le paramètre de régularisation : $\lambda = 10^{-4}$. On obtenait donc une solution non optimale. En effet pour des valeurs faibles de λ , la régularisation aura un effet négligeable tandis qu'au contraire, pour des valeurs trop importantes de λ , on surrégularise.

On constate alors que pour une valeur $\lambda = 10^{-3}$, on obtient les meilleurs résultats.

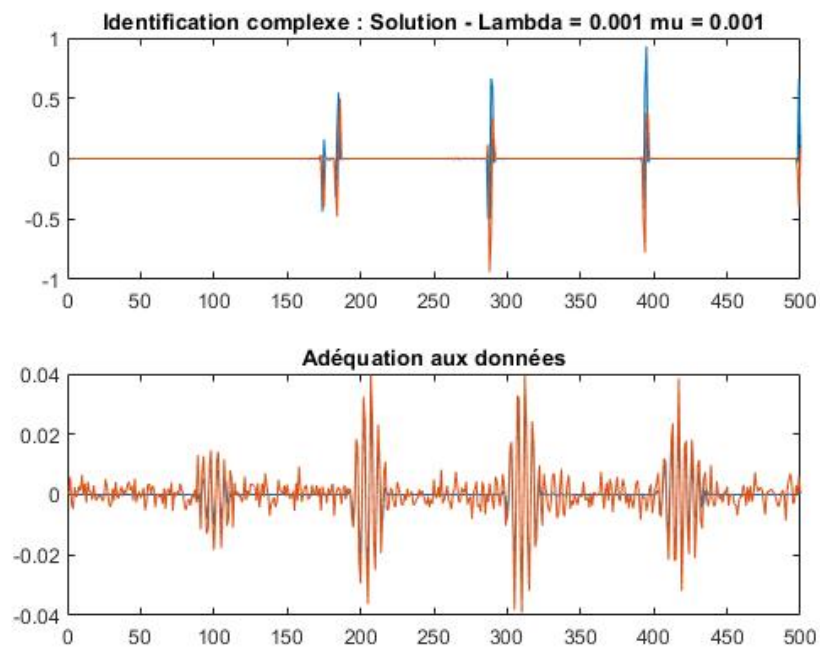
Pour la solution réelle :

FIGURE 19 – Identification réelle



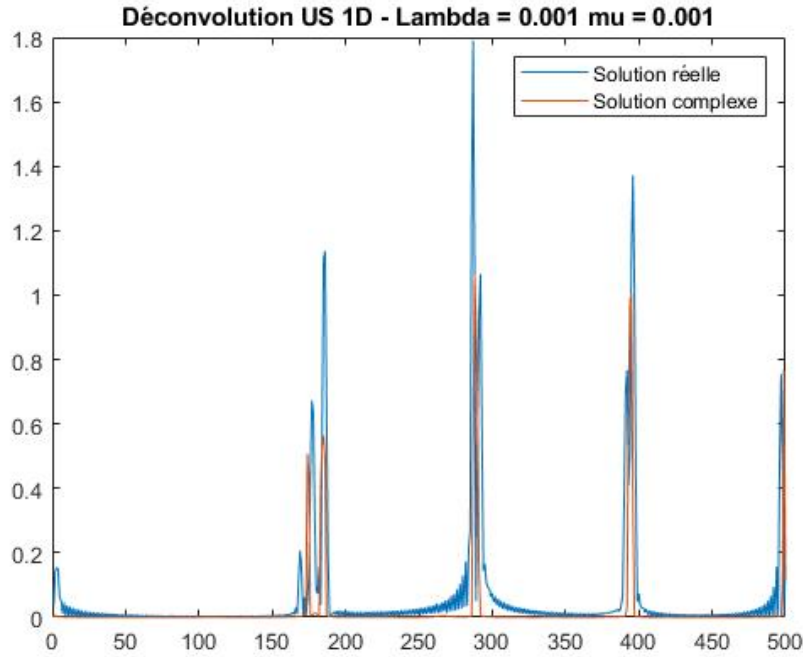
Et pour la solution complexe :

FIGURE 20 – Identification complexe



Et enfin, pour les modules :

FIGURE 21 – Comparaison des deux approches



Pour des valeurs de λ , plus élevées, les pics sont trop épais et on perd donc en résolution.

Remarque : On peut observer sur la figure ?? que la solution complexe est bien plus intéressante que la solution réelle. En effet, on obtient bien un seul pic par défaut. Cependant, on remarque que pour le premier défaut, la solution complexe nous donne aussi 2 pics. Il s'agit en fait d'un défaut différent qui ne correspond pas à un trou mais à un défaut de surface et qui nécessite alors une autre ondelette afin d'être correctement détecté.