

UNIVERSITÉ DU MAINE
UFR SCIENCES ET TECHNIQUES
MASTER ACOUSTIQUE 2^{ÈME} ANNÉE

RAPPORT DE STAGE

Imagerie ultrasonore par inversion de formes d'onde

Alice DINSENMEYER

encadrée par :

Romain BROSSIER et Ludovic MOREAU
Maîtres de conférence, ISTerre

Année universitaire 2015-2016



Chapitre 1

Techniques d'imagerie par ultrasons

1 L'objectif de ce chapitre est de présenter les principales méthodes multi-éléments uti-
2 lisées pour l'imagerie ultrasonore.

3
4 Les transducteurs multi-éléments sont d'abord utilisés dans les années 70 pour l'ima-
5 gerie médicale et sont aujourd'hui largement utilisés en contrôle de pièces industriels. Les
6 éléments étant pilotables indépendamment, il est possible de leur appliquer une loi de
7 retard permettant d'orienter le front d'onde ou de focaliser le faisceau excitateur. Cela
8 permet notamment d'améliorer le rapport signal sur bruit et peut représenter un gain
9 de temps car le balayage d'une pièce à inspecter peut être réalisé sans déplacement du
10 transducteur.

11 En réception, ces transducteurs permettent de réaliser de la formation de voie dont on
12 distingue trois principaux types de méthodes :

- 13 — les méthodes par retard et sommation,
- 14 — les méthodes dites "haute résolution",
- 15 — les méthodes basées sur la résolution de problème d'optimisation.

16 1.1 Représentation des données temporelles

17 Lorsque l'onde est perturbée par un changement des propriétés élastiques de son sup-
18 port, il est possible de l'observer directement sur les signaux temporels mesurés. Pour cela,
19 différents modes de représentation sont utilisés. Les échographies peuvent être représen-
20 tées en un point d'observation (Ascan), sur une ligne de balayage (Bscan) équivalent à
21 une coupe transversale de la pièce, sur un plan de balayage (Cscan et Dscan) donnant
22 une vue de surface et ne permettant pas une localisation en profondeur d'un réflecteur (cf
23 figure 1.1).

24
25 Ce type d'analyse peut être réalisé avec des transducteurs mono-éléments. L'obtention
26 d'une image 2D nécessite alors un balayage sur l'ensemble d'une surface de la pièce à
27 contrôler.

28 En revanche, le Sscan ne peut être réalisé qu'avec des transducteurs multi-éléments.
29 Il correspond à un ensemble de Ascans réalisés sans déplacement du transducteur mais
30 en appliquant une loi de retard aux éléments permettant de réaliser un balayage du point

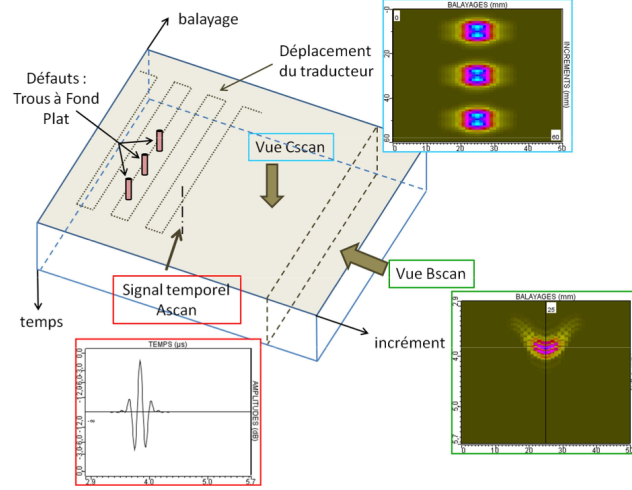


FIGURE 1.1 – Schéma des différents modes de représentation des signaux temporels (extrait de Bannouf (2013)).

31 focal. Le Sscan permet donc d’imager des pièces partiellement accessible, et augmente la
 32 probabilité de repérer un défaut en offrant plusieurs angles d’observation.

33

34 Cependant, la localisation dans la pièce des réflecteurs à l’origine des différents échos
 35 visibles sur les signaux temporels mesurés n’est possible que si la vitesse de propagation
 36 des ondes est connue. Les Bsans dits "vrais" sont des Bscans sur lesquels des corrections
 37 liées à la vitesse ou à l’angle d’incidence sont appliqués.

38 1.2 Méthodes par retard et sommation

39 Ces données temporelles peuvent aussi être post-traitées de manière à obtenir une re-
 40 présentation spatiale de la pièce. Si la vitesse du milieu de propagation est connue, une
 41 analyse des temps de vol des échos permet en effet d’établir une carte du milieu.

42

43 Il est aussi possible de sommer un ensemble de Ascans de façon cohérente, permettant
 44 ainsi de reproduire une focalisation en tous points de la zone à inspecter. C’est que pro-
 45 posent la méthode Synthetic Aperture Focusing Technique (Doctor et al., 1986) à partir
 46 des signaux recueillis par un mono-éléments. Ce procédé est généralisé à un ensemble de
 47 capteurs et d’émetteurs dans la méthode Total Focusing Method (Holmes et al., 2005).

48 L’intensité I de l’image obtenue au point de coordonnées \mathbf{r} est alors donnée par la
 49 relation suivante :

$$I(\mathbf{r}) = \sum_r \sum_t s_{r,t} \left(\frac{|\mathbf{r} - \mathbf{r}_r| + |\mathbf{r} - \mathbf{r}_t|}{c} \right),$$

50 où \mathbf{r}_r et \mathbf{r}_t sont les positions des récepteurs et des émetteurs, $s_{r,t}$ sont les signaux temporels
 51 pour chaque couple émetteur-récepteur et c est la vitesse de l’onde dans le milieu de
 52 propagation.

53 Cette focalisation permet donc de couvrir l’ensemble du volume de la pièce car tous
 54 les angles peuvent être balayés, indépendamment de l’ouverture du capteur, ce qui permet
 55 une meilleure résolution que celle obtenue avec des Bscans.

56

1.3 Méthodes hautes résolution

Des méthodes de localisation de sources dites "hautes résolutions" exploitent l'ensemble des covariances des signaux temporels. Les méthodes telles que MULTIPLE Signal Classification (Schmidt, 1986) et Capon (Capon, 1969) proposent une décomposition en valeurs propres de cette matrice de covariance afin d'en extraire deux sous-espaces bruit et signal, diminuant ainsi la contribution énergétique du bruit.

La méthode de Décomposition de l'Opérateur de Retournement Temporel (Prada and Fink, 1994) propose, de la même façon, d'interpréter l'opérateur de retournement temporel comme une matrice de covariance et de la décomposer. Cette dernière méthode est particulièrement adaptée aux milieux hétérogènes et/ou à géométrie complexe, puisqu'elle tire profit des réflexions multiples.

Tous comme les méthode de formation de voies classiques, il est nécessaire de connaître les propriétés élastiques du milieu de propagation pour pouvoir localiser précisément les réflecteurs.

1.4 Résolution de problème d'optimisation

L'objectif de ces méthodes est de résoudre un problème inverse en minimisant une fonction coût traduisant l'écart entre le modèle calculé et le modèle vrai (Tarantola, 2005). Le modèle est décrit par un nombre fini de paramètres \mathbf{m} qui sont liés à des observables \mathbf{d}_{obs} par l'intermédiaire de lois physiques \mathbf{g} . La résolution du problème inverse consiste donc à trouver les paramètres \mathbf{m} optimaux à partir des données $\mathbf{d}_{obs}(\mathbf{m})$ (cf schéma de la figure 1.2).

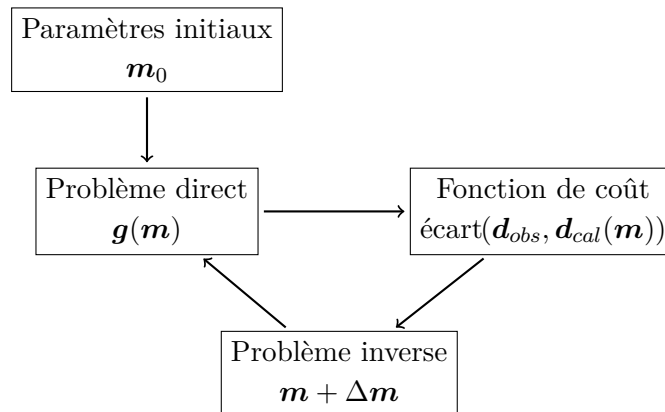


FIGURE 1.2 – Schéma de résolution d'un problème d'optimisation.

Ces problèmes sont, en général, non-linéaires, car les observables ne dépendent pas linéairement des paramètres du modèle. De plus, si le nombre de paramètres est grand devant le nombre d'observables, ils sont également mal posés.

84 1.4.1 Résolution du problème direct

85 Le problème direct peut être résolu soit par des méthodes analytiques (représentation
86 intégrale, méthodes modales,...) soit par des méthodes numériques. Parmi les méthodes
87 numériques les plus usitées figurent : les méthodes de différences finies (Virieux, 1986,
88 à l'ordre 2 et Levander, 1988, à l'ordre 4), les méthodes des éléments finis (Galerkin
89 discontinu par exemple : Brossier, 2009) ou volumes finis (Brossier et al., 2008), les lanciers
90 de rayons (Virieux, 1996).

91 1.4.2 Résolution du problème inverse

92 Si le problème direct possède une solution unique, ce n'est pas le cas du problème
93 inverse. Lorsque le nombre de paramètres est grand, le problème inverse ne peut pas être
94 résolu par une recherche exhaustive dans l'espace des solutions. La recherche de solution
95 peut donc se faire de manière semi-globale ou locale.

97 Les méthodes semi-globales

98 Les méthodes semi-globales consiste a parcourir l'espace des solutions avec une ap-
99 proche statistiques. Les plus connues sont les améliorations de celle de Monte Carlo comme
100 le recuit simulé (Tarantola, 2005; Sen and Stoffa, 1995) ou la méthode de Monte-Carlo
101 par chaînes de Markov (Zhang et al., 2012), ainsi que les algorithmes génétiques. Elles
102 permettent d'assurer une convergence avec peu d'*a priori* sur le modèle initial.

104 Les méthodes locales

105 Lorsque que le modèle initial comporte suffisamment d'informations pour que le pro-
106 blème se situe proche du minimum global recherché, des méthodes d'optimisation moins
107 coûteuses sont envisageables. Ces méthodes se basent sur l'estimation du gradient et du
108 hessien de la fonction coût pour estimer sa plus forte pente et sa courbure.

109
110 La méthode de recherche linéaire la plus simple est celle du gradient (ou algorithme
111 de la plus forte pente), qui permet d'effectuer au point courant, un pas de descente dans
112 la direction opposée au gradient. Les directions de descentes successives sont alors ortho-
113 gonales, ce qui ne permet pas une convergence très rapide.

114 La méthode du gradient conjugué propose de combiner les directions de descente des ité-
115 rations précédentes de façon à accélérer la convergence. Cette méthode populaire est celle
116 utilisée par Mora et Tarantola dans les années 80 (Tarantola, 1984; Mora, 1987a,b). Le
117 hessien n'est pas calculé, mais cette méthode nécessite le calcul de deux problèmes directs
118 supplémentaires.

119
120 Les méthodes full-Newton et Gauss-Newton utilisent le calcul du hessien (complet
121 pour la première, approximé pour la seconde), ce qui permet une convergence plus rapide
122 qu'avec la méthode du gradient conjugué, sans coût excessif supplémentaire (Pratt et al.,
123 1998).

Enfin, le hessien peut également être estimé à partir des gradients des itérations précédentes, par la méthode quasi-Newton (Nocedal, 1980), avec l'algorithme BFGS (Broyden, Fletcher, Goldfarb, Shanno), par exemple. Cet algorithme ayant un gros coût de stockage, il existe des versions allégées fournissant une estimation du hessien à partir du stockage de quelques itérations seulement (L-BFGS).

1.4.3 Cartographie ou contour

Comme le souligne les auteurs du chapitre 1.4 de BruneauPotel, le problème inverse peut être résolu suivant deux approches :

- un formalisme en intégrales de contour où les paramètres reconstruits sont ceux décrivant ces contours. Cela revient donc à déterminer la topologie d'un milieu. Le gradient, donné par la dérivée de la fonction coût par rapport à la topologie, indique donc directement la position d'un défaut à fort contraste. Dominguez et al. (2005) et Rodriguez et al. (2013) utilisent par exemple cette approche pour des applications en contrôle non destructif. Cette approche permet par exemple d'imager des défauts liés à une absence de matière (porosité, fissure, délaminage, ...) mais ne prend pas en compte les variations de contraste plus faible (anisotropie de la soudure, inclusion, corps étranger, ...).
- une reconstruction pixelisée d'un ensemble de paramètres. C'est l'approche adoptée pour la FWI et qui est décrite au chapitre 2.

1.5 Spécificités de l'imagerie de soudure

Nombre de ces méthodes sont peu adaptées à l'imagerie de soudure. En effet, comme le montrent les macrographies de la figure 1.3, les passes multiples et la cristallisation inhomogène rendent la soudure fortement anisotrope (Chassignole, 1999). Cette anisotropie varie d'une soudure à une autre puisqu'elle dépend des paramètres de soudage. En conséquence, cette anisotropie engendre une courbure voire une division du faisceau ultrasonore. Les scans sont alors difficiles à analyser (cf figure 1.4), les méthodes par retard et sommation ne permettent pas de relocaliser précisément un réflecteur et les images obtenues sont très sujettes aux artefacts provenant d'échos mal interprétés.

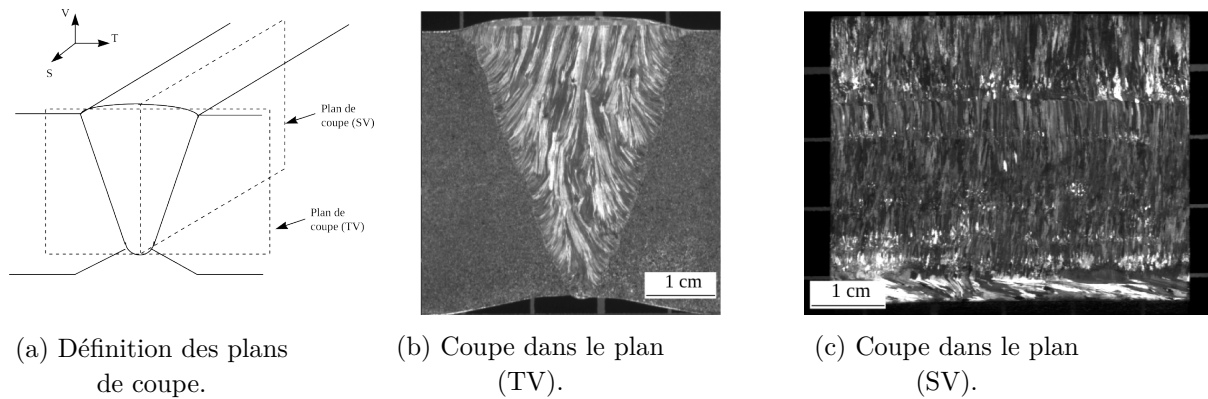
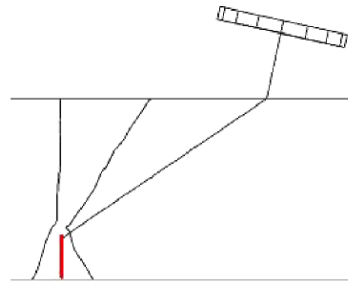
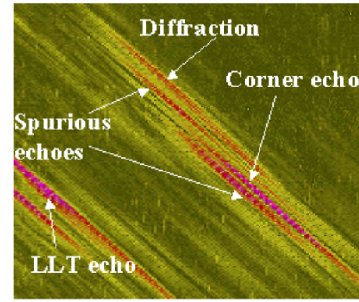


FIGURE 1.3 – Macrographie d'une soudure industrielle en acier inoxydable en acier austénitique (Chassignole, 1999). À gauche : coupe dans le plan (x, z) , à droite : coupe dans le plan (x, y) .



(a) Configuration de mesure.
En rouge : encoche de 15 mm
de haut dans la soudure.



(b) Bscan

FIGURE 1.4 – Illustration de la perturbation du faisceau ultrasonore dans une soudure. Images extraites de [Chassignole et al. \(2009\)](#). LLT echo : Réflexion de l'onde longitudinale (L) sur le bord de soudure puis réflexion de cette onde L sur l'encoche avec conversion en mode transverse (T).

153 De manière générale, les méthodes nécessitant une bonne connaissance du matériau
154 ne sont pas adaptées à l'imagerie de soudure ; tenter de reconstruire les paramètres élas-
155 tiques de la soudure par une résolution de problème inverse semble être une approche plus
156 appropriée.

157

158

Chapitre 2

159

L'inversion de formes d'onde

160

161

162

163

164

165

166

167

168

169

170

L'inversion de forme d'ondes (ou FWI, pour *Full Waveform Inversion*) est une méthode quantitative d'imagerie développée dans un contexte géophysique permettant de reconstruire des paramètres élastiques par résolution d'un problème inverse posé dans les années 80 par Lailly (1983) et Tarantola (1984). Par opposition à des inversions du type tomographie qui n'utilisent que partiellement les informations contenues dans les champs mesurés, l'inversion de formes d'onde utilise l'ensemble des données sans hypothèses.

Le principe général est de calculer des données \mathbf{d}_{cal} issues d'un modèle (résolution du problème direct) puis de minimiser l'écart entre ces données et les données réelles \mathbf{d}_{obs} issues de la mesure en modifiant les paramètres du modèle (Virieux and Operto, 2009). Cette démarche est résumée en figure 2.1 et l'ensemble des étapes est détaillé par la suite.

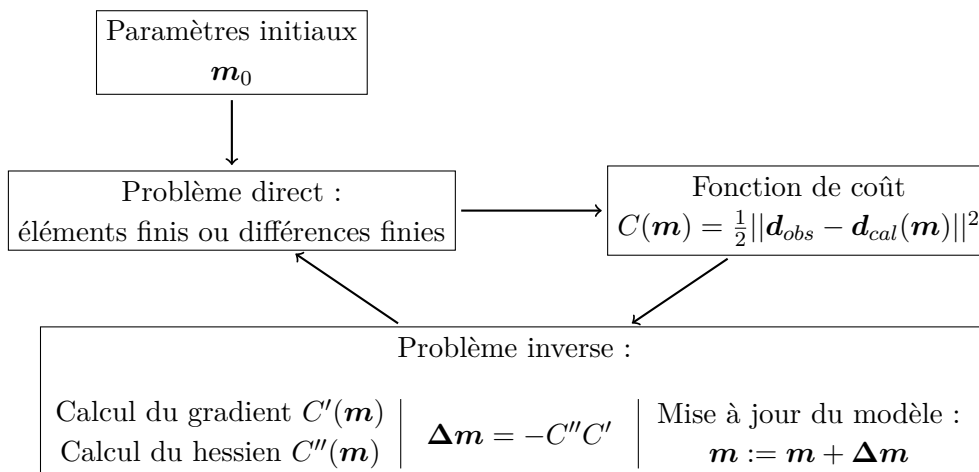


FIGURE 2.1 – Schéma du principe de la FWI.

171

2.1 Problème direct

172

173

174

175

176

Dans le cas de l'imagerie par ultrason, résoudre le problème direct revient à trouver la solution de l'équation d'onde linéarisée. Il est fréquent que l'hypothèse d'une propagation acoustique soit faite en prospection géophysique. Cette approximation a pour but de réduire fortement le coût des calculs et est justifiée par le fait que la trace des ondes de compression soit dominante dans les données de mesures. De plus, en réduisant le nombre

de paramètres du modèle, le problème est rendu moins non-linéaire. Cependant, cette approximation ne permet pas une caractérisation complète du milieu et, pour une application en CND, demande un pré-traitement parcimonieux des données et retire notamment la précision qu'offrent les ondes de cisaillement par leur faible longueur d'onde.

181

182

Pour résoudre l'équation d'onde, parmi les approches qui nécessitent de faire le moins d'hypothèse sur le champ d'onde et sur le milieu de propagation figurent les différences finies et les éléments finis. Les différences finies sont les plus faciles à développer et à implémenter. Elles permettent de discrétiser les dérivées temporelles et spatiales par des différences d'ordre 2 (Virieux, 1986) ou d'ordre 4 (Levander, 1988). Cependant, contrairement aux éléments finis, elles imposent l'utilisation de grilles régulières et ne permettent donc pas d'adapter localement le pas de grille à la géométrie ou à la complexité du milieu. Les éléments finis se prêtent mieux aux maillages non-structurés. Leur solution est développée sur des basent de fonction (d'ordre élevé pour les éléments finis spectraux) et permettent de prendre simplement en compte les conditions limites.

193

Deux types de conditions limites sont nécessaires pour le modèle de soudure à 2 dimensions (2D) : une condition parfaitement réfléchissante (Dirichlet) au niveau des surfaces de la plaque (en considérant une mesure dans l'air, le couplage fluide structure est négligeable) et une condition absorbante pour représenter la plaque loin de la zone d'étude (cf figure 2.2). Les conditions absorbantes sont modélisées à l'aide de *Perfectly Matched Layers* (PML) qui simulent une forte atténuation dans une zone restreinte de manière anisotrope (seule la composante normale de l'onde est atténuée).

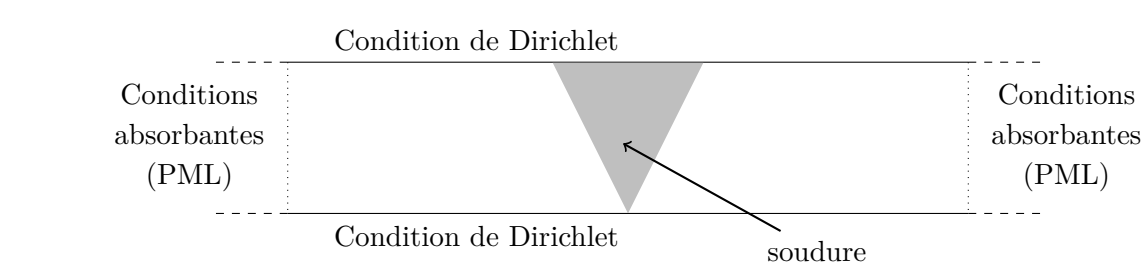


FIGURE 2.2 – Représentation des deux types de conditions limites du modèle de soudure 2D.

Questions : qu'est-ce qui est fait en fréquence, qu'est qui est fait en temps (modèle, inversion) ?

201

Le problème peut-être résolu dans le domaine temporel ou dans le domaine fréquentiel (?). Le domaine temporel laisse la possibilité d'effectuer une sélection des arrivées d'ondes par fenêtrage temporel mais présente une plus forte susceptibilité au phénomène de saut de phase (décrit dans le paragraphe ???). De plus, la résolution par différences finies dans le domaine temporel impose un critère de stabilité Courant-Friedrichs-Lewy (CFL) qui peut-être contraignant, surtout en 3D. Dans le domaine fréquentiel, l'équation d'onde étant réduite à un système d'équations linéaires, il est possible d'utiliser des méthodes de résolution directe du type décomposition LU bien qu'en pratique, les performances de ces méthodes soient limitées pour des problèmes comportant un grand nombre d'inconnues. Les principaux avantages d'une résolution du problème direct dans le domaine fréquentiel

212 sont donc d'intégrer facilement les phénomènes d'atténuation et de permettre une sélection
213 fine des fréquences d'intérêt.

214

215

216 2.2 Problème inverse

217 Le problème inverse est un problème d'optimisation locale visant à réduire l'écart
218 entre les données observées \mathbf{d}_{obs} et les données calculées $\mathbf{d}_{cal}(\mathbf{m})$ pour chaque couple
219 source-récepteur, en ajustant le modèle constitué de M paramètres \mathbf{m} . L'idée est donc de
220 minimiser la norme au sens des moindres carrés de la différence $\mathbf{d}_{obs} - \mathbf{d}_{cal}(\mathbf{m})$ définie
221 comme suit :

$$C(\mathbf{m}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{d}_{obs} - \mathbf{d}_{cal}(\mathbf{m})\|^2. \quad (2.1)$$

222 Le minimum de cette fonction de coût est atteint lorsque la dérivée par rapport aux
223 paramètres du modèle s'annule. Un développement de Taylor au second ordre de $C(\mathbf{m} +$
224 $\Delta\mathbf{m})$ permet d'écrire :

$$\frac{\partial C(\mathbf{m} + \Delta\mathbf{m})}{\partial m_i} = \frac{\partial C(\mathbf{m})}{\partial m_i} + \sum_j^M \frac{\partial^2 C(\mathbf{m})}{\partial m_j \partial m_i} \Delta m_j. \quad (2.2)$$

225 Les termes d'ordres plus élevés sont nuls si le problème direct est linéaire. Le minimum de
226 la fonction de coût est alors atteint en une seule itération en annulant la dérivée :

$$\frac{\partial C(\mathbf{m} + \Delta\mathbf{m})}{\partial m_i} = 0 \quad \Leftrightarrow \quad \Delta m_j = - \left(\frac{\partial^2 C(\mathbf{m})}{\partial m_j \partial m_i} \right)^{-1} \frac{\partial C(\mathbf{m})}{\partial m_i}. \quad (2.3)$$

227 En FWI, le problème inverse n'étant pas linéaire, cette inversion est réalisée sur plusieurs
228 itérations.

229 La direction de descente est donc donnée par le gradient et la dérivée seconde (hessien)
230 donne la courbure de la fonction de coût.

231

232 2.2.1 Calcul du gradient

233 D'après l'expression de la norme 2.1, sa dérivée par rapport aux paramètres \mathbf{m} (le
234 gradient) est donc :

$$\frac{\partial C(\mathbf{m})}{\partial m_i} = - \left(\frac{\partial \mathbf{d}_{cal}(\mathbf{m})}{\partial m_i} \right)^t (\mathbf{d}_{obs} - \mathbf{d}_{cal}(\mathbf{m})). \quad (2.4)$$

235

236

237 Le problème direct décrit au paragraphe précédent (2.1) peut se mettre sous la forme :

$$\mathbf{A}(\mathbf{m}, \mathbf{r}, \xi) \mathbf{d}_{cal}(\mathbf{m}, \mathbf{r}, \xi) = \mathbf{s}(\mathbf{r}, \xi), \quad (2.5)$$

238 où \mathbf{r} est la variable d'espace et ξ est le temps ou la fréquence. \mathbf{A} est un opérateur
239 correspondant à l'équation d'onde et \mathbf{s} est le terme source. Notons que le vecteur de
240 données \mathbf{d}_{cal} a une longueur égale au nombre de récepteur et doit donc être étendu de façon

a avoir la même longueur que l'espace du problème direct. La dérivée de l'équation 2.5 par rapport à \mathbf{m} s'écrit :

$$\mathbf{A} \frac{\partial \mathbf{d}_{cal}(\mathbf{m})}{\partial m_i} + \frac{\partial \mathbf{A}}{\partial m_i} \mathbf{d}_{cal}(\mathbf{m}) = \mathbf{0}. \quad (2.6)$$

On a donc :

$${}^t \left(\frac{\partial \mathbf{d}_{cal}(\mathbf{m})}{\partial \mathbf{m}} \right) = - {}^t \mathbf{d}_{cal}(\mathbf{m}) {}^t \left(\frac{\partial \mathbf{A}}{\partial \mathbf{m}} \right) {}^t \mathbf{A}^{-1} \quad (2.7)$$

Finalement, en reportant cette expression dans l'équation 2.4, on obtient l'expression du gradient :

$$\frac{\partial C(\mathbf{m})}{\partial m_i} = {}^t \mathbf{d}_{cal}(\mathbf{m}) {}^t \left(\frac{\partial \mathbf{A}}{\partial m_i} \right) {}^t \mathbf{A} (\mathbf{d}_{obs} - \mathbf{d}_{cal}(\mathbf{m}))^* = {}^t \mathbf{d}_{cal}(\mathbf{m}) {}^t \left(\frac{\partial \mathbf{A}}{\partial m_i} \right) \lambda^* \quad (2.8)$$

conjugué de Δd ?

Le champ λ^* correspond donc à la rétropropagation des résidus $(\mathbf{d}_{obs} - \mathbf{d}_{cal}(\mathbf{m}))^*$. L'opérateur conjugué $*$ indique une propagation en temps inverse, ce qui permet, comme en retournement temporel (Prada et al., 2002), une focalisation sur les éléments diffractant absents du modèle initial. Cette expression du gradient peut également être obtenu par le formalisme de l'état adjoint (Plessix, 2006).

quid de dA/dm ? Diagramme de rayonnement ?

La substitution 2.7 permet d'éviter le calcul de la matrice de sensibilité ${}^t \left(\frac{\partial \mathbf{d}_{cal}(\mathbf{m})}{\partial m_i} \right)$. Le calcul du gradient découle donc du calcul de deux problèmes directs :

$$\mathbf{A}(\mathbf{m}) \mathbf{d}_{cal}(\mathbf{m}) = \mathbf{s} \quad \text{et} \quad \mathbf{A}(\mathbf{m}) \lambda^*(\mathbf{m}) = (\mathbf{d}_{obs} - \mathbf{d}_{cal}(\mathbf{m}))^*$$

2.2.2 Calcul du hessien

La méthode d'optimisation choisie pour la FWI est une méthode quasi-Newton qui propose d'utiliser une version approximée de l'inverse du hessien, calculée à partir de valeurs précédentes du gradient. Brossier et al. (2009) montrent que cette méthode, développée avec l'algorithme L-BFGS, est plus performante que la méthode du gradient conjugué préconditionné en terme de convergence.

2.2.3 Régularisation

Le problème étant mal-posé, il est nécessaire de limiter les artefacts haute-fréquences venant perturber $\Delta \mathbf{m}$. Pour cela, il est possible d'ajouter un terme de pondération à la fonction de coût qui permet de lisser le modèle. Ce lissage peut aussi être directement appliqué à $\Delta \mathbf{m}$ sous forme de filtre spatial adapté à la longueur d'onde correspondant à la fréquence d'inversion.

2.3 Problématiques liées à l'inversion

2.3.1 Choix du modèle initial

Afin d'assurer une convergence vers le minimum global, il est nécessaire que le modèle initial se situe dans le bassin d'attraction de la fonctionnelle. Pour cela, il faut s'assurer

271 que le modèle soit cinématiquement acceptable en levant l'ambiguïté sur la phase. Les
 272 données temporelles issues de ce modèle doivent donc avoir un retard de moins d'une
 273 demi-longueur d'onde par rapport aux données observées vraies. Si cette condition n'est
 274 pas respectée, l'algorithme ne permettra pas un bon réajustement des phases et convergera
 275 vers un minimum local (cf 2.3).

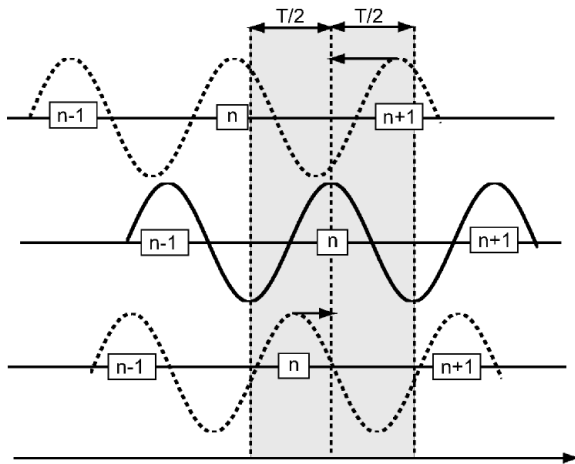


FIGURE 2.3 – Illustration de l'ambiguïté sur la phase (extraite de [Brossier \(2009\)](#)). En haut, le déphasage est supérieur à $T/2$, les arches sont mal ajustées. En bas, le déphasage est inférieur à $T/2$, les phases sont bien ajustées.

276 Dans cette étude,

277 À défaut de disposer d'un modèle initial cinématiquement acceptable, il est possible
 278 de d'appliquer un ensemble de stratégies permettant de limiter ces artefacts : introduire
 279 progressivement les sources ou récepteurs les plus éloignés, rallonger progressivement les
 280 temps d'acquisition, et inverser prioritairement les données basses fréquences.

281 En sismologie, une image issue de tomographie peut fournir un modèle initial assez pré-
 282 cis. Dans cette étude, on considère que peu d'informations sont connues sur les paramètres
 283 élastiques de la soudure et le modèle initial choisi est uniforme (cf chapitre ??). Cependant,
 284 il serait intéressant d'envisager l'utilisation d'un modèle initial construit statistiquement
 285 à partir des résultats d'inversion d'un grand nombre de soudure.

286 2.3.2 Inversion multi-paramètres

287 choix des paramètres à inverser diagramme de rayonnement citer forgues p.156

288 2.3.3 estimation de la source

289 2.4 resultats en geophy

290 ...et aussi appliqué en médical et à des ondes électromagnétiques, rayon X : natterer ?

291 2.5 application au cnd de soudure : les problématiques

292 -guide d'onde -acquisition en surface seulement, et problématique de la soudure bombée
 293 -anisotropie (cf image soudure) forte, qui touche not. les ondes S. -acquisition horizontale

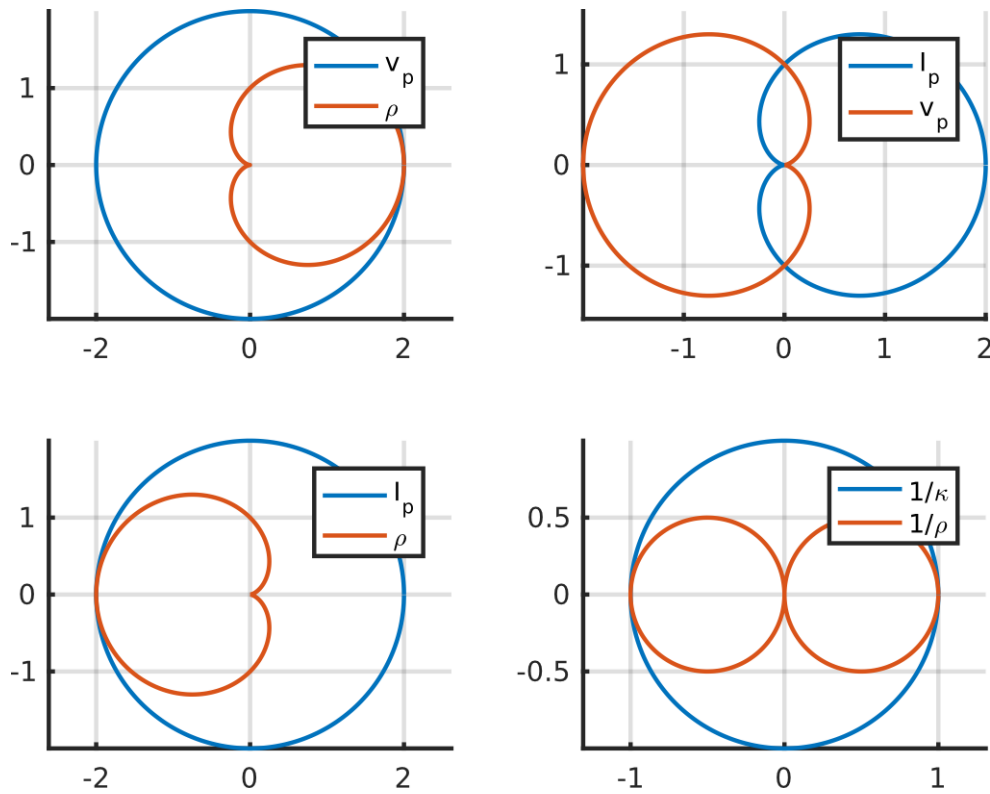


FIGURE 2.4 – Diagrammes de rayonnement pour différentes paramétrisations d'un milieu acoustique.

pas idéale pour inverser la vitesse horizontale (car petits offsets et peu de courbure de rayon comme en géophys) (discuter le choix des paramètres à inverser compte-tenu de la configuration) -sources et récepteurs mobiles -géophysique, dispositif de surface, donc on ne considère que les diffractions rayonnant vers la surface (soit angle de diffraction de max 180°) (Forgues, pages 160). En CND, on illumine des deux côté

grains colonnaires

p91 potel bruneau : données "d'aspect limité" : il n'es tps possible de tourner autour de l'obstacle. On colpense la perte d'info en réalisant les mesures sur plusieurs freq et possibilité de déplacer capteur.

2.5.1 sensibilité au bruit ?

Les impasses volontairement faites :

- détail de la discrétisation différences finies / détail des calculs FEM

born approx

306 Chapitre 3

307 Annexes

308 3.1 Note sur les dimensions des grandeurs du chapitre 2

309 Les matrice A , qui est l'opérateur de l'équation d'onde a les dimensions de l'espace
310 du problème direct : $l \times l$, où $l = n_x \times n_z$, n_x et n_z étant les dimensions du milieu de
311 propagation discrétisé.

312 De la même façon, le champ d'onde \mathbf{u} et le vecteur source \mathbf{s} sont de dimension $l \times 1$.

313 Or, les vecteurs de données \mathbf{d} ne contiennent que les informations aux n points de réception.

314 Ils sont donc de dimension $1 \times n$. Les calculs sont donc menés sur des vecteurs agrandis à
315 l'aide de zéros de façon à ce que \mathbf{d} soit de dimension $l \times 1$.

316 Finalement, le gradient $\frac{\partial C(\mathbf{m})}{\partial \mathbf{m}}$ est bien de dimension $M \times 1$ avec M le nombre de paramètre
317 du problème (Pratt et al., 1998).

Bibliographie

- S Bannouf. *Développement et optimisation de méthodes d'imagerie synthétique pour le contrôle non-destructif par ultrasons de composants industriels complexes*. PhD thesis, Univeristé Paris Diderot Paris 7, 2013.
- R. Brossier. *Imagerie sismique à deux dimensions des milieux visco-élastiques par inversion des formes d'ondes : développements méethodologiques et applications*. PhD thesis, Université de Nice-Sophia Antipolis, 2009.
- R. Brossier, J. Virieux, and S. Operto. Parsimonious finite-volume frequency-domain method for 2-D P-SV-wave modelling. *Geophys. J. Int.*, 175 : p. 541–559, 2008.
- R. Brossier, S. Operto, and J. Virieux. Seismic imaging of complex onshore structures by 2D elastic frequency-domain full-waveform inversion. *Geophysics*, 74(6) : p. WCC105, 2009.
- J. Capon. High-resolution frequency-wavenumber spectrum analysis. *Proceedings of the IEEE*, 57(8) : p. 1408–1418, 1969.
- B. Chassignole. *Influence de la structure métallurgique des soudures en acier inoxydable austénitique sur le contrôle non-destructif par ultrasons*. PhD thesis, INSA Lyon, 1999.
- B. Chassignole, O. Dupond, L. Doudet, V. Duwig, and N. Etchegaray. Ultrasonic examination of an austenitic weld : Illustration of the disturbances of the ultrasonic beam. *AIP Conference Proceedings*, 1096(1), 2009.
- S.R. Doctor, T.E. Hall, and L.D. Reid. SAFT - the evolution of a signal processing technology for ultrasonic testing. *NDT International*, (19) : p. 163–167, 1986.
- N. Dominguez, V. Gibiat, and Y. Esquerre. Time domain topological gradient and time reversal analogy : an inverse method for ultrasonic target detection. *Wave Motion*, 42 : p. 31–52, 2005.
- C Holmes, B. W. Drinkwater, and P. D. Wilcox. Post-processing of the full matrix of ultrasonic transmit–receive array data for non-destructive evaluation. *NDT&E International*, (38) :701–711, 2005.
- P. Lailly. The seismic inverse problem as a sequence of before stack migrations. In *Conference on Inverse Scattering–Theory and Application*, pages p. 206–220, 1983.
- A. R. Levander. Fourth-order finite-difference P-SV seismograms. *Geophysics*, 53(11) : p. 1425–1436, 1988.

- 349 P. Mora. Nonlinear two-dimensional elastic inversion of multioffset seismic data. *Geophy-*
350 *sics*, 52(9) : p. 1211–1228, 1987a.
- 351 P. Mora. Nonlinear elastic inversion of real data. *SEG Technical Program Expanded*
352 *Abstracts*, pages 430–432, 1987b.
- 353 J. Nocedal. Updating quasi-newton matrices with limited storage. *Mathematics of com-*
354 *putation*, 35(151) : p. 773–782, 1980.
- 355 R.-E. Plessix. A review of the adjoint-state method for computing the gradient of a
356 functional with geophysical applications. *Geophys. J. Int.*, 167 : p. 495–503, 2006.
- 357 C. Prada and M. Fink. Eigenmodes of the time reversal operator : A solution to selective
358 focusing in multiple-target media. *Wave Motion*, 20 : p. 151–163, 1994.
- 359 C Prada, E Kerbrat, D Cassereau, and M Fink. Time reversal techniques in ultrasonic
360 nondestructive testing of scattering media. *Inverse Problems*, 18(6) : p. 1761–1773, 2002.
- 361 R. G. Pratt, C. Shin, and G. J. Hicks. Gauss-newton and full newton methods in frequency-
362 space seismic waveform inversion. *Geophys. J. Int.*, 133 : p. 341–362, 1998.
- 363 S. Rodriguez, M. Deschamps, M. Castaings, and E. Ducasse. Guided wave topological
364 imaging of isotropic plates. *Ultrasonics*, 54 : p. 1880–1890, 2013.
- 365 R. O. Schmidt. Multiple emitter location and signal parameter estimation. *IEEE Tran-*
366 *sactions on antennas and propagation*, AP-34(3) : p. 276–280, 1986.
- 367 M. K. Sen and P.L. Stoffa. *Global Optimization Methods in Geophysical Inversion*. Elsevier,
368 1995.
- 369 A. Tarantola. Inversion of seismic reflection data in the acoustic approximation. *Geophy-*
370 *sics*, 49(8) : p. 1259–1266, 1984.
- 371 A Tarantola. *Inverse Problem Theory and Methods for Model Parameter Estimation*.
372 Society for Industrial and Applied Mathematics, 2005. ISBN 0898715725.
- 373 J. Virieux. P-SV wave propagation in heterogeneous media, velocity-stress finite difference
374 method. *Geophysics*, 51(4) : p. 889–901, 1986.
- 375 J. Virieux. *Seismic modelling of earth structure*. Editrice compositori, 1996.
- 376 J. Virieux and S. Operto. An overview of full-waveform inversion in exploration geophysics.
377 *Geophysics*, 74(6) : p. WCC1–WCC26, 2009.
- 378 J. Zhang, A. Hunter, B. W. Drinkwater, and P. D. Wilcox. Monte Carlo inversion of
379 ultrasonic array data to map anisotropic weld properties. *IEEE*, 59(11) : p. 2487–2497,
380 2012.