



**HAL**  
open science

# Imagerie ultrasonore dans des aciers anisotropes dont les propriétés élastiques sont incertaines : application au contrôle des assemblages soudés du domaine nucléaire

Corentin Menard

## ► To cite this version:

Corentin Menard. Imagerie ultrasonore dans des aciers anisotropes dont les propriétés élastiques sont incertaines : application au contrôle des assemblages soudés du domaine nucléaire. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Paris-Saclay, 2021. Français. NNT : 2021UPASG027 . tel-03640890

**HAL Id: tel-03640890**

**<https://theses.hal.science/tel-03640890>**

Submitted on 14 Apr 2022

**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 ultrasonore  
dans des aciers anisotropes dont  
les propriétés élastiques sont incertaines :  
application au contrôle des assemblages  
soudés du domaine nucléaire

*Ultrasound imaging in anisotropic steel  
components with unknown elastic properties:  
application to the control of nuclear welded structures*

**Thèse de doctorat de l'Université Paris-Saclay**

École doctorale n° 580, Sciences et technologies  
de l'information et de la communication (STIC)  
Spécialité de doctorat : Traitement du signal et des images  
Unité de recherche : Université Paris-Saclay, CEA institut LIST,  
91191 Gif-sur-Yvette, France  
Réfèrent : CentraleSupélec

**Thèse présentée et soutenue à Paris-Saclay,  
le mardi 13 avril 2021, par**

**Corentin MENARD**

**Composition du jury**

<b>Sylvie Le Hégat-Masclé</b> Professeur, Université Paris-Saclay	Présidente
<b>Sébastien Grondel</b> Professeur, Université Polytechnique Hauts-de-France	Rapporteur & Examineur
<b>Joseph Moysan</b> Professeur, Université Aix-Marseille	Rapporteur & Examineur
<b>Bertrand Chassignole</b> Expert END, EDF/Division Production Nucléaire/Unité Technique Opérationnelle	Examineur
<b>Aroune Duclos</b> Maître de conférences, Université du Mans	Examineur

**Direction de la thèse**

<b>Dominique Lesselier</b> Directeur de recherche émérite, CNRS	Directeur de thèse
<b>Sébastien Robert</b> Ingénieur-chercheur CEA LIST	Co-encadrant



# Remerciements

La thèse présentée dans ce manuscrit a été conduite au CEA-LIST, dans le Département Imagerie et Simulation pour le Contrôle (DISC). Je souhaite tout d'abord adresser mes sincères remerciements à Madame Clarisse Poidevin, chef du département, et Monsieur Pierre Calmon, directeur de recherche, pour m'avoir accepté comme doctorant au sein du DISC et m'avoir accordé une prolongation pour parfaire mon travail de recherche.

J'aimerais ensuite remercier les membres de mon jury qui ont volontier accepté ce rôle. Tout d'abord je remercie Messieurs Joseph Moysan et Sébastien Grondel pour leur minutieux travail de rapporteur. Je remercie également Madame Sylvie Le Hégarat - Mascle et Messieurs Aroune Duclos et Bertrand Chassignole qui ont tout autant été impliqués dans la relecture du manuscrit que durant la soutenance.

A présent, je tiens à adresser mes remerciements à mon directeur de thèse, Monsieur Dominique Lesselier. Son dynamisme, sa bienveillance et l'émulsion qui en suit ont été des vecteurs forts tout au long de ce travail. Qui plus est, les coïncidences de la vie nous ont fait nous associer pour ce beau projet de thèse presque vingt ans après sa direction de celui de ma sœur.

Je souhaite adresser des remerciements tous particuliers à Monsieur Sébastien Robert, qui a encadré cette thèse au CEA. C'est sa confiance et son soutien indéfectible, tant aux meilleurs qu'aux plus tristes instants, que ce projet de thèse a été une si belle réussite. Aucun mot ne peut exprimer toute la gratitude qui doit lui être attribuée.

Bien entendu, je dois beaucoup également à certains de mes collègues dont le soutien scientifique aura été d'une grande aide. Ces remerciements s'adressent en particulier à Nicolas Leymarie, Roberto Miorelli, Audrey Gardahaut, Xavier Artusi et Florian Le Bourdais.

Je voudrais aussi remercier l'ensemble de mes collègues pour l'excellente ambiance dans laquelle j'ai pu évoluer. Je remercie spécialement mes collègues de bureau Lucas, Amaury, Alexandre et Maxance. Je n'oublie bien sûr pas Célia, Léonard, Guillaume, Jordan, Abdheli, Romain, Laura, Jean-Baptiste et tous les autres qui sont trop nombreux pour être tous cités et avec qui j'ai partagé de très bons moments.

Jérôme, je voudrais te remercier pour tout ce que tu m'as apporté et la confiance en moi que tu as créée. Nous ne nous sommes pas croisés sur la fin mais j'espère te revoir bientôt.

Enfin, je remercie ma famille : mes parents, mes frères et sœurs, mon beau-frère, ma belle-famille et tous les autres pour leur soutien et leur confiance. Mais je voudrais surtout remercier ma compagne qui a supporté mon absentéisme et mes préoccupations scientifiques avec beaucoup d'humour et de patience.



# Introduction Générale

Le contrôle et la surveillance de l'état de santé d'une infrastructure et de ses composants sont deux enjeux primordiaux pour tous les domaines industriels. Que ce soit pour les industries du transport, de l'énergie ou du génie civil, la gestion du risque est une problématique essentielle à tout instant de la vie d'un équipement. C'est le rôle du Contrôle Non-Destructif (CND) qui regroupe l'ensemble des différentes méthodes (ultrasons, courants de Foucault, rayons X, thermographie, etc.) permettant de s'assurer de l'état de santé des structures et matériaux. L'étude proposée dans ce manuscrit s'inscrit dans le cadre de l'inspection de soudures métalliques provenant du domaine nucléaire au moyen de traducteurs multi-éléments. En particulier, ce travail vise à améliorer l'imagerie TFM (Total Focusing Method) [36] au sein de soudures hautement anisotropes et dont les propriétés sont méconnues. Cette anisotropie, si elle n'est pas bien prise en compte dans l'algorithme de reconstruction, peut conduire à des images très dégradées et inexploitable pour le contrôle d'un assemblage soudé. Ces travaux de recherche ont été financés au travers du projet européen H2020 ADVISE (n° 755500), dont l'objectif est de développer des méthodes ultrasonores avancées pour la détection et la caractérisation dans des matériaux complexes du domaine nucléaire.

Les soudures en Inconel ou en acier inoxydable rencontrées dans les unités de production nucléaires sont souvent des structures complexes dont les propriétés mécaniques, fortement anisotropes et hétérogènes, sont le résultat de la croissance dendritique de la matière durant son refroidissement, pendant et après le soudage [1, 4, 5]. Dans le cas des assemblages soudés à l'arc électrique, le refroidissement du métal d'apport en fusion déposé par passes successives [2, 3] est sujet à de très importantes contraintes, issues de différents phénomènes physiques qui sont la conséquence directe du fort gradient thermique existant entre le bain de fusion du dépôt de métal, et le métal de base. De par ces mécanismes ayant lieu simultanément, la croissance dendritique de la soudure n'est pas régulière. En plus de la formation de grains principaux avec une croissance rapide, des hétérogénéités locales peuvent apparaître, produisant des grains secondaires à croissance plus lente. Des agglomérats de certains éléments métalliques à refroidissement plus lents peuvent apparaître, voire des retassures, qui fragilisent alors la structure.

Pour être en mesure de contrôler l'intégrité d'une soudure avec des ultrasons, il faut s'appuyer sur un modèle de reconstruction fiable et représentatif de la propagation des ondes dans le matériau. Cependant, modéliser une telle structure n'est pas simple à cause de la forte variabilité de ses propriétés mécaniques. Pour les méthodes d'imagerie ultrasonore, on favorise l'emploi de modèles qui décrivent la soudure comme un milieu homogène équivalent à l'échelle de la longueur d'onde [8, 9, 12, 13, 14]. Les propriétés sont alors spatialement corrélées à l'orientation locale d'élongation des grains principaux et la cohérence d'une onde qui se propage dans le milieu est conservée. En imagerie ultrasonore, les modélisations qui prennent en compte les hétérogénéités

de la structure à l'échelle du grain [7] sont moins pertinentes pour deux raisons. Premièrement, ces hétérogénéités existent à une échelle sub-longueur d'onde. Deuxièmement, les modèles en question nécessitent des appareils avec de grandes capacités de calcul, tels des clusters d'ordinateurs, ce qui est incompatible avec les contraintes de portabilité des appareils ultrasonores pour réaliser les contrôles *in situ*.

Pour autant, il est difficile de connaître avec certitude les propriétés mécaniques d'une soudure au moment de son inspection. Bien souvent, on dispose de trop peu d'informations sur le matériau pour établir un modèle représentatif du milieu. Le modèle de reconstruction est alors erroné, ce qui a pour conséquence de fortement dégrader la qualité de l'image reconstruite, et rendre indétectable un défaut pourtant bien présent dans la zone d'intérêt. En CND, pour corriger ces dégradations, une première approche repose sur une étape de caractérisation au préalable de l'inspection, en utilisant généralement des techniques d'inversion basées sur des méthodes numériques pour simuler les signaux de l'expérience [45, 46, 47, 48, 49, 50, 51]. Cette approche est très utile pour mieux connaître les propriétés des soudures, en particulier si on dispose d'un grand nombre de maquettes, et pour valider les codes de simulation. Cependant, elle est difficilement exploitable *in situ* car elle nécessite le prélèvement d'un échantillon de la soudure et de le caractériser avec un équipement dédié. Il s'agit d'une approche en contrôle destructif. Une seconde approche exploite directement les signaux acquis lors de l'inspection, sans réaliser de prélèvement, mais nécessite soit des temps de calcul particulièrement élevés [56, 57, 58], soit de connaître parfaitement un réflecteur artificiel à proximité de la soudure [53, 54, 55], ce qui est à nouveau une forme d'essai destructif.

Dans ce travail de thèse, on explore une autre approche consistant à améliorer l'imagerie TFM d'un réflecteur inconnu, c'est-à-dire un défaut dont on ignore la nature et les caractéristiques en cours d'inspection, lorsque les informations disponibles sur les propriétés mécaniques de la soudure sont limitées. On ne s'appuie donc pas sur la connaissance d'un réflecteur pour améliorer l'image. Le principe consiste alors en une procédure d'optimisation qui va augmenter l'amplitude maximale de détection de l'écho d'un défaut, au moyen d'un algorithme d'optimisation, en faisant varier itérativement les paramètres du modèle qui décrit la soudure [52]. L'approche est évaluée en simulation et en expérience avec des soudures de complexité croissante : d'abord sur des structures aux propriétés quasi homogènes, puis sur des soudures plus réalistes avec des anisotropies inhomogènes. Les échantillons et leur caractérisation ont été fournis par EDF, l'un des partenaires du projet européen. Le manuscrit est divisé en trois chapitres, selon le plan indiqué ci-après.

**Le premier chapitre** est dédié à l'état de l'art et à des généralités sur les soudures. On rappelle les différents phénomènes physiques qui sont à l'origine de la croissance dendritique et des propriétés mécaniques complexes d'une soudure formée par soudage à l'arc électrique. Sont ensuite abordées les modélisations couramment utilisées en CND par ultrasons pour rendre compte de l'anisotropie inhomogène d'une soudure. Puis, on détaille les différents outils analytiques ou numériques pour modéliser la propagation des ondes élastiques dans un tel milieu. En particulier, l'accent est mis sur la méthode des pinceaux développée par le CEA-LIST et disponible sur la plateforme logiciel CIVA, car cette méthode sera celle utilisée dans ce travail de recherche [32, 33]. La problématique de l'inspection des soudures et de la dégradation des images due à la déformation du front d'onde par l'anisotropie est ensuite présentée et illustrée au travers de simulations de champs ultrasonores et d'images formées à partir d'échos simulés. En particulier, les effets de

l'anisotropie sont mis en évidence sur l'imagerie TFM. Enfin, le chapitre s'achève par un résumé de l'état de l'art sur les différentes approches visant à caractériser l'anisotropie des soudures et/ou à corriger ses effets en imagerie ultrasonore multi-éléments.

**Le deuxième chapitre** porte sur la procédure d'optimisation et les différentes étapes qui la composent sont d'abord détaillées. On précise alors la nature des réflecteurs et des matériaux inspectés, ainsi que le choix de l'amplitude maximale de l'écho comme critère de qualité de l'image. Les performances de deux algorithmes d'optimisation sont comparées pour optimiser les images : une optimisation locale par montée de gradient [66] et une optimisation globale par essaim particulaire [75]. La procédure est en premier lieu évaluée avec des signaux simulés, calculés avec le logiciel CIVA, en considérant un matériau anisotrope homogène. Une analyse de sensibilité par indices de Sobol est également réalisée afin de mieux comprendre la contribution au problème des différents paramètres du modèle de soudure [90]. Les indices de Sobol sont calculés grâce à un méta-modèle permettant de se substituer au calcul direct des images, et de réduire ainsi les temps de calcul [87]. Enfin, la procédure est testée sur des acquisitions réalisées au-dessus de trois échantillons différents dont l'anisotropie est quasiment homogène : deux soudures en V, l'une en Inconel et l'autre en acier inoxydable, et un acier ferritique revêtu d'une couche anisotrope en acier inoxydable.

**Le troisième et dernier chapitre** est une généralisation de la procédure d'optimisation pour traiter des soudures dont l'anisotropie est inhomogène. Des justifications sont tout d'abord données sur le choix du modèle d'Ogilvy pour décrire l'orientation des grains dans les soudures inspectées. Puis, on discute de la problématique de l'atténuation dont les effets sont parfois prépondérants sur ceux de l'anisotropie, en s'appuyant sur des signaux et images expérimentaux issus d'une soudure en V. Ensuite, la procédure est évaluée en simulation afin de trouver le meilleur jeu d'hyper-paramètres pour l'optimisation. Le but étant d'avoir un bon compromis entre la qualité de la convergence et les temps de calcul. En dernier lieu, trois échantillons de soudure prêtés par EDF sont inspectés durant une phase de validation expérimentale. Deux des échantillons sont issus du même assemblage soudé et comportent deux défauts circulaires artificiels. Pour l'un des échantillons, les réflecteurs ont été usinés au centre de la soudure et sont alignés verticalement, tandis que pour le second, les deux défauts sont situés sur le chanfrein droit. Une comparaison croisée des résultats de l'optimisation pourra alors être effectuée pour ces deux applications. Le dernier échantillon, également prêté par EDF, comporte des défauts plans à proximité de la soudure. La procédure sera alors évaluée pour la première fois pour l'imagerie d'un réflecteur étendu représentatif d'une fissure.

# Table des matières

<b>1 Généralités sur les soudures et résumé de l'état de l'art sur le contrôle ultrasonore des assemblages soudés</b>	<b>11</b>
1.1 Généralités sur les soudures . . . . .	11
1.1.1 Définitions . . . . .	12
1.1.2 Principe du soudage à l'arc électrique . . . . .	12
1.1.3 Description de la structure complexe granulaire d'une soudure . . . . .	13
1.1.4 Modèles de soudures pour l'imagerie ultrasonore en contrôle non destructif	15
1.2 Différentes approches pour modéliser la propagation des ondes élastiques dans les soudures . . . . .	19
1.2.1 Modélisation de la propagation par éléments finis . . . . .	19
1.2.2 Modélisation de la propagation par des tracés de rayons . . . . .	20
1.2.3 Modélisation de la propagation par des tracés de pincesaux . . . . .	21
1.3 Inspection ultrasonore d'une soudure dont les propriétés mécaniques sont méconnues	23
1.3.1 Effet de l'anisotropie sur la déviation et la focalisation des faisceaux . . .	23
1.3.2 Effet de l'anisotropie sur l'imagerie multi-éléments . . . . .	27
1.4 État de l'art sur les méthodes d'inversion ultrasonores appliquées aux soudures .	30
1.4.1 Inversion de signaux provenant d'un échantillon de soudure « sain » . . .	30
1.4.2 Inversion par optimisation de l'image d'un réflecteur de la soudure . . . .	32
1.5 Conclusion du chapitre . . . . .	34
<b>2 Optimisation de l'imagerie TFM dans des soudures anisotropes homogènes aux propriétés mécaniques méconnues</b>	<b>35</b>
2.1 Présentation de la procédure d'optimisation . . . . .	35
2.1.1 Description des différentes étapes de la procédure d'optimisation . . . . .	36
2.1.2 Choix des réflecteurs artificiels et du modèle de matériau . . . . .	37

2.1.3	Choix de l'amplitude maximale comme critère d'optimalité . . . . .	37
2.2	Algorithmes du gradient et de l'essaim particulaire pour l'optimisation d'images .	38
2.2.1	Généralités sur les algorithmes d'optimisation . . . . .	38
2.2.2	Algorithme de montée de gradient . . . . .	39
2.2.3	Algorithme de l'essaim particulaire . . . . .	44
2.3	Évaluation numérique sur une soudure en V anisotrope et homogène . . . . .	47
2.3.1	Configuration d'inspection et définition de la soudure . . . . .	47
2.3.2	Méta-modélisation par une régression de ridge à noyau . . . . .	49
2.3.3	Analyse de sensibilité par indices de Sobol à l'aide d'un méta-modèle . . .	53
2.3.4	Évaluation de la procédure d'optimisation . . . . .	55
2.4	Validation expérimentale avec deux soudures en V et un composant revêtu par de l'acier inoxydable . . . . .	60
2.4.1	Dispositif expérimental et présentation des échantillons . . . . .	60
2.4.2	Imagerie dans la soudure en V en Inconel 182 . . . . .	62
2.4.3	Imagerie dans la soudure en V en acier 316L . . . . .	65
2.4.4	Imagerie sous la couche de revêtement en acier 316L . . . . .	67
2.5	Conclusion du chapitre . . . . .	72
<b>3</b>	<b>Généralisation de la procédure d'optimisation pour l'imagerie dans des sou-</b> <b>dures inhomogènes</b>	<b>73</b>
3.1	A propos du modèle de soudure et de l'atténuation . . . . .	73
3.1.1	Choix du modèle d'Ogilvy . . . . .	74
3.1.2	Atténuation et bruit de structure dans une soudure . . . . .	74
3.2	Évaluation de la procédure d'optimisation avec des signaux simulés . . . . .	75
3.2.1	Configuration d'inspection et modèle de soudure pour la simulation . . . .	75
3.2.2	Analyse de sensibilité par indices de Sobol . . . . .	77
3.2.3	Algorithme de l'essaim particulaire avec redémarrage à chaud . . . . .	79
3.2.4	Résultats de l'optimisation avec des signaux simulés . . . . .	82
3.3	Validation expérimentale sur des soudures en V en acier 316L . . . . .	86
3.3.1	Imagerie de trous génératrice avec des configurations d'inspection OL0° et OL60° . . . . .	86
3.3.2	Comparaison croisée des résultats obtenus après optimisation . . . . .	90

3.3.3	Optimisation de l'image d'un défaut de type fissure derrière une soudure .	92
3.4	Conclusion du chapitre . . . . .	98
<b>A</b>	<b>Résolution de l'équation de Christoffel en milieu orthotrope homogène pour la propagation d'une onde plane en 2D dans un milieu infini</b>	<b>106</b>
<b>B</b>	<b>Mesure du délai de numérisation de l'appareil d'acquisition des signaux ultrasonores</b>	<b>108</b>
<b>C</b>	<b>Compléments sur les images optimisées : figures des images optimales obtenues pour les différents cas d'application numériques et expérimentaux avec une soudure inhomogène</b>	<b>109</b>
C.1	Images issues de la simulation de trous génératrice dans une soudure en V en acier 316L inspectée en OL0° . . . . .	110
C.2	Images expérimentales de trous génératrice dans une soudure en V en acier 316L inspectée en OL0° . . . . .	111
C.3	Images expérimentales de trous génératrice dans une soudure en V en acier 316L inspectée en OL60° . . . . .	112
C.4	Images expérimentales d'une entaille derrière une soudure en V en acier 316L inspection en OL45° . . . . .	113

## Chapitre 1

# Généralités sur les soudures et résumé de l'état de l'art sur le contrôle ultrasonore des assemblages soudés

L'objectif de ce premier chapitre est de définir en détail l'enjeu de cette thèse. L'inspection par ultrasons d'une soudure est encore restreinte par la connaissance limitée des propriétés mécaniques du matériau au moment du contrôle in-situ. Cette méconnaissance a pour effet de fortement dégrader les images ultrasonores, les rendant peu fiables. La dégradation est directement liée à la microstructure anisotrope complexe qui résulte de phénomènes physiques variés intervenant lors de la formation de la soudure. La première section de ce chapitre rappelle donc des généralités sur les soudures, notamment pour expliquer la croissance dendritique par un soudage à l'arc électrique. Les approches employées en contrôle non destructif pour modéliser la structure sont alors discutées. La deuxième section rappelle les outils de simulation de la propagation d'une onde ultrasonore dans un milieu anisotrope et inhomogène. On s'intéresse en particulier à la méthode des pinces développée par le CEA-LIST et disponible dans le logiciel CIVA. La troisième section met en évidence le cœur de la problématique : la dégradation de l'inspection ultrasonore par la méconnaissance des propriétés mécaniques de la soudure, avec une application spécifique à l'imagerie Total Focusing Method (TFM) qui devient un standard en CND. Enfin, la quatrième section rapporte l'état de l'art des principales méthodes visant à contrebalancer la méconnaissance des propriétés mécaniques du matériau.

### 1.1 Généralités sur les soudures

*Dans cette section, après quelques définitions sur les soudures, on s'intéresse à la conception d'une soudure par deux techniques de soudage à l'arc électrique parmi les plus courantes dans l'industrie : soudages à l'électrode enrobée et au tungstène. On s'intéresse ensuite aux divers phénomènes physiques, intervenant au moment du soudage et lors du refroidissement du bain de fusion, qui sont à l'origine de la structure dendritique complexe des soudures. Enfin, les principaux outils utilisés en CND par ultrasons pour modéliser la complexité structurelle des soudures sont discutés.*

### 1.1.1 Définitions

Une soudure est la partie d'un assemblage qui relie plusieurs structures indépendantes pour en former une seule de façon permanente. Il existe bon nombre de méthodes qui reposent sur le principe de fusion de matière. On peut par exemple fusionner directement les deux parties à souder ou bien fusionner un apport de matière qui servira de liant en se refroidissant. Ces méthodes de fusion de la matière s'appuient, le plus souvent, sur la génération d'un arc électrique, la combustion d'un gaz, la thermo-diffusion d'une résistance sous un courant électrique ou par l'action d'un faisceau de type laser ou électrons. Il existe également d'autres techniques qui se basent sur l'échauffement de la matière sans fusion (par exemple par friction). Dans ce cas, le matériau est plastifié, voire pâteux, et le soudage s'opère par échange d'atomes entre les deux parties [1].

Les techniques de soudage sont omniprésentes dans l'industrie car elles permettent d'avoir une continuité dans l'assemblage au niveau atomique et donc une plus grande solidité, contrairement à d'autres méthodes comme le rivetage, l'agrafage, le collage, etc. De plus, il est possible de souder aussi bien des métaux que de la matière plastique ou du bois. Dans la suite du texte, on s'intéresse exclusivement aux assemblages métalliques obtenus par fusion d'un métal d'apport. La soudure de matière est ici obtenue soit par soudage à l'arc électrique avec électrodes enrobées (MMA : Manual Metal Arc ou SMAW : Shielded Metal Arc Welding en anglais) [2], soit par soudage TIG, acronyme de Tungsten Inert Gas [3], qui sont deux techniques de soudage à l'arc électrique.

### 1.1.2 Principe du soudage à l'arc électrique

Le soudage à l'arc consiste à générer un arc électrique entre le métal de base, qui compose les parties à souder, et une électrode. L'arc engendre localement une très forte hausse de la température et fait entrer en fusion le métal d'apport. Ce dernier peut provenir de l'électrode elle-même, c'est le cas du soudage à l'électrode enrobée, ou d'une tige qui sera alors placée sur le passage de l'arc, comme pour la méthode TIG. Une illustration de ces deux méthodes de soudage est donnée sur la Figure 1.1.

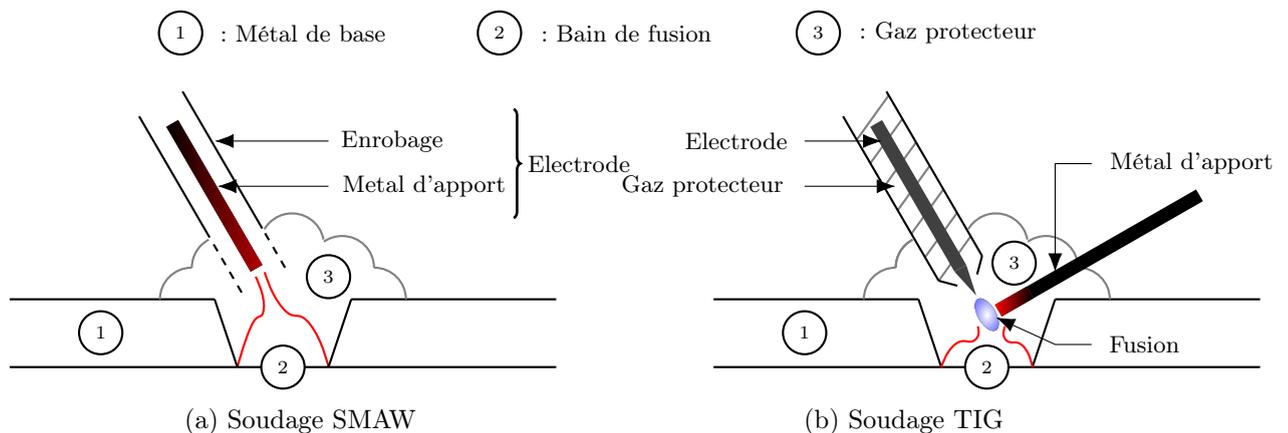


FIGURE 1.1 – Illustrations des procédés de soudage à l'arc : (a) par électrode enrobée (SMAW) et (b) au tungstène (TIG).

Dans le cas du soudage à l'électrode enrobée, le métal d'apport est protégé par un enrobage. Le rôle de l'enrobage est de se sublimer autour du point de soudage pour protéger le cordon de soudure de l'oxydation par l'air. On parle alors de gaz protecteur. Il a aussi une fonction d'isolation thermique. Pendant ce temps, l'arc électrique formé entre le matériau de base et l'électrode fait liquéfier la pointe de cette dernière, qui alimente le bain de fusion en métal d'apport.

L'appellation « Tungsten Inert Gas » vient de ce que l'électrode produisant l'arc électrique est composée de tungstène et qu'elle est placée dans un réservoir de gaz inerte dont le rôle est d'alimenter le nuage de gaz protecteur tout au long du soudage. L'arc électrique fait fusionner le métal d'apport lorsque celui-ci est placé entre l'électrode et le métal de base, et permet de former le bain de fusion.

La soudure complète est obtenue par superposition de passes successives du métal d'apport fusionné, comme illustré sur la Figure 1.2. C'est ensuite en se refroidissant que la structure complexe de la soudure se forme.

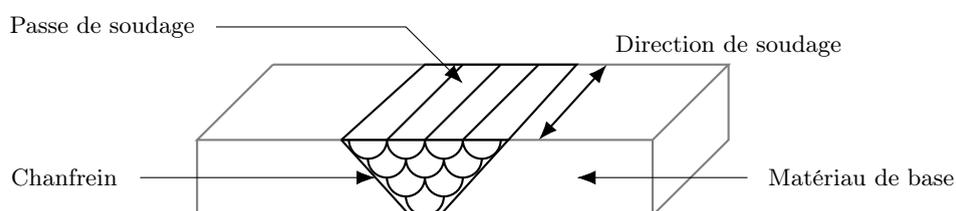


FIGURE 1.2 – Formation d'une soudure par superpositions successives de couches de métal d'apport fusionné.

### 1.1.3 Description de la structure complexe granulaire d'une soudure

L'anisotropie d'une soudure est directement liée à la formation de grains, sous forme dendritique, suivant des directions privilégiées lors du refroidissement du bain de fusion. On peut distinguer trois régions différentes lors du refroidissement de la soudure : le bain de fusion (sous phase liquide), la zone affectée thermiquement et le métal de base (sous phase solide) [4, 5]. Ces trois zones sont illustrées sur la Figure 1.3.

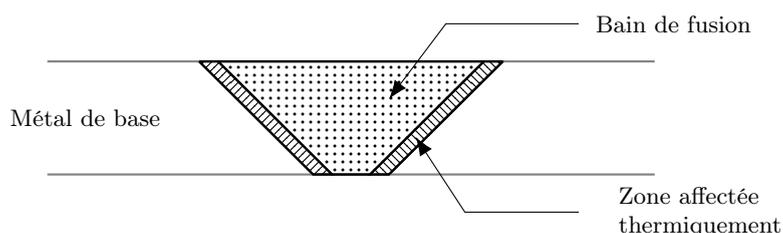


FIGURE 1.3 – Représentation des différentes régions constitutives de la soudure lors du refroidissement du bain de fusion.

Dans le bain de fusion, du fait de la présence d'une forte source de chaleur, plusieurs phénomènes influent sur l'arrangement de la microstructure. On peut citer, entre autres, la présence de flux thermiques et fluidiques, la vaporisation de certains éléments, la solidification d'autres éléments, la dissolution de gaz, l'existence de contraintes thermiques et mécaniques importantes,

ainsi que des phénomènes de refusion de la matière. La géométrie du bain de fusion est elle-même dépendante de phénomènes de convection interne, qui sont majoritairement liés à la flottabilité du milieu, aux forces électromagnétiques de la matière en fusion et aux tensions de surface.

La solidification du bain de fusion démarre le long du chanfrein de la soudure, là où la température est la plus basse. Le métal de base de la zone affectée thermiquement est alors partiellement fondu. A cet instant, la direction de formation des grains est essentiellement imposée par la maille cristalline du matériau de base. En effet, c'est suivant la direction cristallographique la plus colinéaire au flux thermique que la croissance débute. Par la suite, la direction privilégiée de croissance des dendrites est celle du flux thermique. Il est toutefois important de préciser que, à chaque instant, des grains secondaires apparaissent suivant les multiples directions cristallographiques de l'alliage du métal d'apport. Leur vitesse de formation est cependant plus lente puisque leur développement ne se fait pas suivant cette direction privilégiée. Leur expansion est alors stoppée par les grains à vitesse de croissance plus rapide. C'est en partie pour cela qu'on peut observer, comme sur la Figure 1.4, une orientation globale des dendrites et des désorientations locales des grains secondaires après solidification de la soudure.

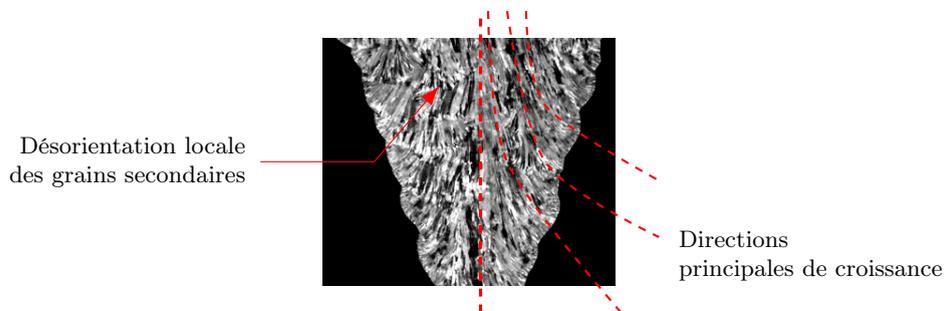


FIGURE 1.4 – Macrographie d’une soudure réalisée en acier inoxydable austénitique de même nuance que le métal de base (acier 316L à base de fer, nickel et chrome). On relève la présence de grains allongés qui se sont formés suivant les directions de croissance privilégiées, ainsi que des désorientations locales qui sont dues à des bras secondaires dont la croissance a été stoppée par les dendrites principales. Aux chanfreins, on peut observer une forte désorientation locale des grains due à la croissance imposée par la maille cristalline du métal de base. La forme en bourrelet des chanfreins est due à la fusion du métal de base par le matériau d’apport. La macrographie est issue de [16].

Le métal d’apport est bien souvent constitué d’un alliage à base de fer, chrome et nickel. Ces éléments ne se solidifiant pas à la même vitesse, si l’apport de métal n’est pas convenablement réparti lors du dépôt, une ségrégation des éléments constitutifs peut survenir. Dans ce cas, des agglomérats de certains éléments apparaîtront autour des grains et formeront des retassures, au risque de fragiliser la soudure. De même, des impuretés peuvent s’agglutiner par ce phénomène de ségrégation et provoquer des défauts au refroidissement : comme des fissures ou des inclusions. La ségrégation est d’autant plus importante que le refroidissement est lent, qui est lui-même directement lié à la température dans le bain de fusion et au gradient thermique. Il est d’ailleurs intéressant de noter que dans le cas d’une soudure, contrairement aux aciers moulés, plus le gradient thermique est fort, comme dans la zone thermiquement affectée, plus la croissance est lente. Au contraire, plus le gradient est faible et plus la croissance est rapide, comme au centre du bain de fusion [4, 5].

Le sens et la position du soudage jouent un rôle primordial dans la structure finale de la soudure. Ainsi, par exemple, si le soudage se fait exclusivement dans le même sens (soudage « en

peigne ») ou par allers-retours (soudage « en créneau »), la croissance des grains ne sera pas la même, pouvant générer des structures très différentes. De même, la structure granulaire d'une soudure dépend fortement de la position du soudage, selon que les structures sont assemblées en position verticale, horizontale ou plafond [6].

#### **1.1.4 Modèles de soudures pour l'imagerie ultrasonore en contrôle non destructif**

Afin d'inspecter une soudure, il est nécessaire d'avoir une modélisation du milieu qui soit réaliste. Ce modèle doit rendre compte de la complexité de l'anisotropie de la soudure. Il existe, principalement, deux approches pour modéliser une soudure. La première consiste à décrire l'hétérogénéité de la structure à l'échelle du grain [7]. On parle d'approche microscopique par rapport à l'échelle de la longueur d'onde. La seconde assimile la soudure à un milieu équivalent, de morphologie homogène, dont les propriétés variables sont corrélées spatialement à l'orientation locale d'élongation des grains. On parle alors d'approche macroscopique par rapport à la longueur d'onde. Dans le cadre de ce manuscrit, puisqu'on s'intéresse à l'imagerie ultrasonore, la seconde approche est privilégiée pour décrire le comportement de l'onde cohérente se propageant dans la soudure.

En CND, pour l'imagerie ultrasonore dans une soudure, et en particulier pour la problématique d'inversion, quatre modélisations sont majoritairement exploitées. Elles reposent toutes sur des connaissances de la soudure en 2D, par exemple sur la base de macrographies, ce qui ne rend pas compte des variations, parfois non négligeables, des propriétés mécaniques suivant la troisième dimension.

La première modélisation consiste à définir la soudure comme un ensemble de sous-domaines homogènes indépendants qui présentent des propriétés mécaniques différentes (élasticité et/ou orientation de grains) [8]. Le modèle est illustré sur la Figure 1.5. L'intérêt est d'avoir une définition simplifiée de la soudure qui soit également pertinente au regard de l'orientation des grains. Ce genre de description est particulièrement utile lorsque la structure présente des variations très abruptes des grains. Le risque est de devoir découper la structure en un grand nombre de sous-domaines si la microstructure est localement très variable. Qui plus est, de par les multiples interfaces des sous-domaines, le modèle peut induire des ruptures d'impédance fortes, provoquant une propagation en lignes brisées qui ne sont pas toujours réalistes dans une structure aux propriétés souvent peu discontinues.

Le deuxième modèle est le fruit d'un travail collaboratif entre EDF et le LMA (Laboratoire de Mécanique et d'Acoustique). Il s'agit d'un code de calcul numérique qui, à partir des informations du cahier de soudage (vitesse de soudage, ordre des passes, température des passes, inclinaison de l'électrode, etc.), permet d'estimer les propriétés de la soudure, formée par soudage à l'électrode enrobée, une fois solidifiée. Ce code est nommé MINA pour Modelling anIsotropy from Notebook of Arc welding [9]. Une illustration du modèle est donnée sur la Figure 1.6. La construction du modèle exploite également des données issues de macrographies et de micrographies, obtenues par diffraction des rayons X [10] ou EBSD (Electron Backscatter Diffraction) [11]. Ce modèle fait également l'hypothèse que le milieu est localement homogène. C'est pour l'heure le modèle le

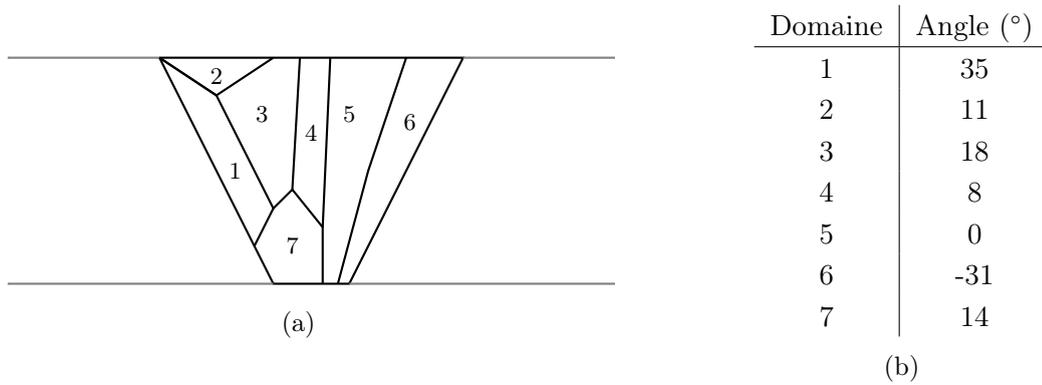


FIGURE 1.5 – Modélisation d’une soudure en sous-domaines homogènes : (a) division en 7 sous-domaines présentant différentes orientations de grains et (b) valeurs des angles d’orientation par rapport à l’axe vertical. (a) est extrait de [8].

plus complet pour décrire une soudure, en imagerie ultrasonore. Il permet de modéliser complètement la croissance des dendrites en bras principaux et secondaires à une échelle suffisamment fine pour être couplé à un algorithme de propagation d’ondes élastiques. Il nécessite, en revanche, de connaître parfaitement les conditions de soudage et d’avoir accès à des mesures macro et micrographiques. Ces dernières n’apportent que des informations en 2D sur les propriétés du milieu et ne reflètent pas toujours la variabilité de la structure en 3D. Les informations du cahier de soudage permettent, quant à elles, d’estimer les variations de la structure le long de l’axe longitudinal de la soudure, et la structure 3D est estimée par extrusion selon l’axe de dépôt des passes. Un modèle inspiré de MINA a très récemment vu le jour pour les structures conçues par soudage TIG [12].

Le troisième modèle est issu de l’analyse géométrique d’un grand nombre de macro et de micrographies de soudures en V [13]. En effet, on peut observer qu’il existe certaines similitudes pour de telles soudures :

- les grains selon l’axe vertical central sont quasiment uni-axiaux ;
- l’axe vertical central divise la soudure en deux domaines, chiraux ou non ;
- l’angle d’orientation des grains par rapport à l’axe vertical augmente en s’éloignant de l’axe central ;
- l’orientation des grains est quasi-constante le long des chanfreins ;
- le gradient d’orientation des grains diminue en s’éloignant de l’axe central de la soudure.

A partir de ces observations, J. A. Ogilvy a proposé en 1985 de modéliser les soudures en V par une loi analytique de l’orientation de grains. Pour chaque point de coordonnées  $(x, z)$  dans la soudure, ce modèle définit l’orientation locale  $\theta$  des grains par rapport à l’axe  $Ox$  selon la formule :

$$\theta = \begin{cases} \arctan\left(\frac{T_1(D_1 + z \tan \alpha_1)}{x^{\eta_1}}\right) & \text{pour } x > 0 \\ -\arctan\left(\frac{T_2|D_2 + z \tan \alpha_2|}{|x|^{\eta_2}}\right) & \text{pour } x < 0 \\ \frac{\pi}{2} & \text{pour } x = 0 \end{cases} \quad (1.1)$$

Le modèle d’Ogilvy et les paramètres associés sont décrits sur la Figure 1.7. Par la suite, on fera référence à cette approche sous le nom de modèle d’Ogilvy, du nom de sa créatrice.

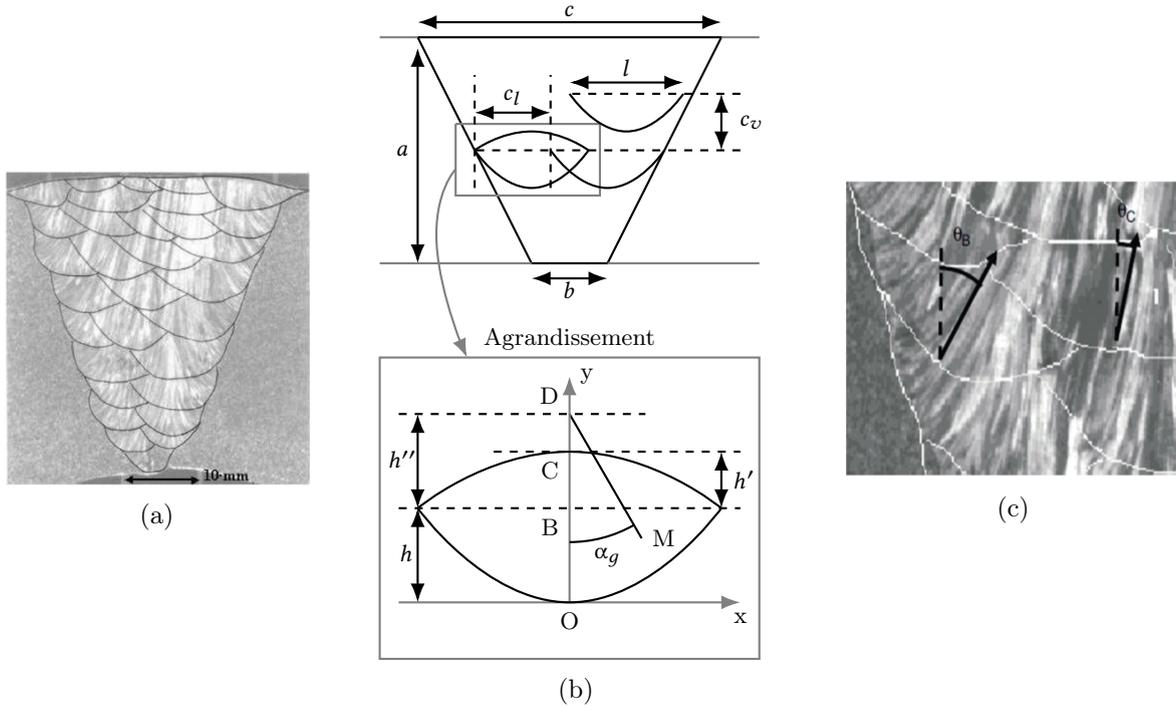


FIGURE 1.6 – Modélisation d'une soudure par MINA : (a) macrographie de la soudure avec dessin des passes de soudage, (b-c) paramètres du modèle avec agrandissement autour d'une passe. Les dimensions caractéristiques de la soudure sont notées  $a$ ,  $b$  et  $c$ . La géométrie des passes est modélisée par deux courbes paraboliques de centres  $O$  et  $C$ , de largeur  $l$  et de hauteurs  $h$  et  $h'$ . L'angle  $\alpha_g$  est celui du gradient de température entre la verticale et la droite ( $DM$ ), où  $D$  est le centre de symétrie et  $M$  un point de la passe. Entre deux passes contiguës, la distance entre les extrémités gauches est notée  $c_l$  et celle entre les extrémités hautes  $c_v$ . L'inclinaison des passes le long du chanfrein est notée  $\theta_b$  et celle au centre de la soudure  $\theta_c$ . Les figures sont extraites de [9].

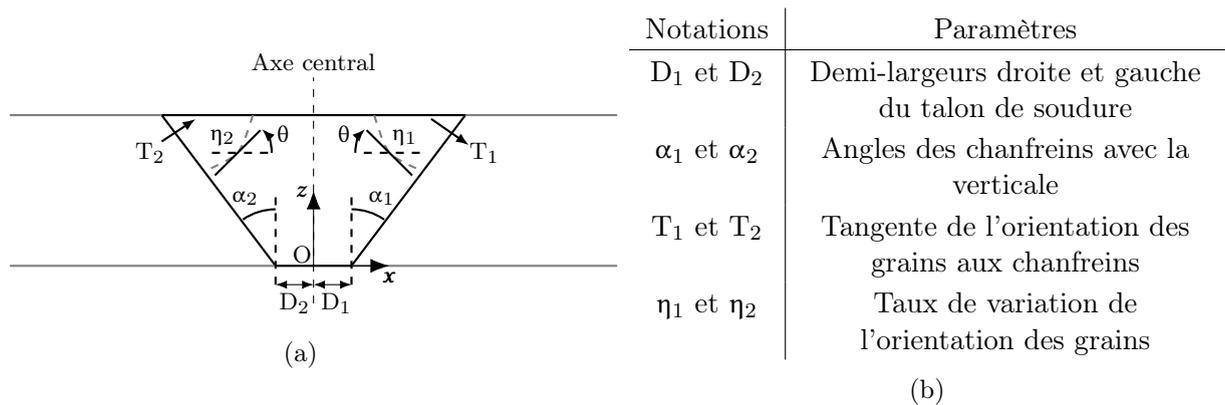


FIGURE 1.7 – Modèle d'Ogilvy : (a) description géométrique du modèle et (b) paramètres spécifiques à la modélisation. Les grandeurs  $T_2$ ,  $D_1$  et  $\alpha_1$  sont signées positivement et les grandeurs  $T_1$ ,  $D_2$  et  $\alpha_2$  sont signées négativement. Les grandeurs  $\eta_1$  et  $\eta_2$  sont toujours positives.

Le modèle d'Ogilvy a le double avantage d'être simple et de rendre compte de la continuité dans l'inhomogénéité de la soudure. Sa simplicité lui permet également d'être aisément modifiable et d'obtenir rapidement une modélisation de la structure. Cela se fait, en revanche, au détriment de la modélisation des grains secondaires et des variations locales possibles de l'élasticité au sein de la soudure, puisque dans ce modèle la maille cristalline est supposée invariante. Le modèle

impose également que la soudure soit de géométrie régulière, sans prise en compte des irrégularités des chanfreins dues aux formes des passes.

Dans CIV4, ce modèle peut être conservé pour décrire des géométries plus variées que des formes en V, par exemple pour des soudures en U ou en K. Il est également possible d'appliquer des rotations au repère du modèle d'Ogilvy dans le repère de la pièce, par exemple pour définir une inclinaison à l'axe central des grains générée par certaines conditions de soudage (par exemple en position corniche ou encore à plat si le sens des passes est toujours le même). Le modèle d'Ogilvy est celui employé dans la suite du manuscrit pour décrire les soudures étudiées.

Le dernier modèle est issu de travaux plus récents réalisés au CEA. Il s'agit d'une cartographie de l'orientation des grains extraite par analyse d'une macrographie [14]. L'obtention de cette cartographie se fait en plusieurs étapes. En premier lieu, une augmentation du contraste de la macrographie est nécessaire pour appliquer une détection des contours de la soudure. Ensuite, si nécessaire, une détection des interfaces internes est effectuée. Puis l'orientation des grains est détectée pour chaque pixel en évaluant le tenseur de structure de l'image. L'orientation du grain est alors donnée comme étant la direction du vecteur propre du tenseur de structure qui présente le plus grand module [15]. Enfin un filtre lisseur de type moyenneur est appliqué pour obtenir une cartographie continûment variable. Les différentes étapes sont illustrées sur la Figure 1.8.

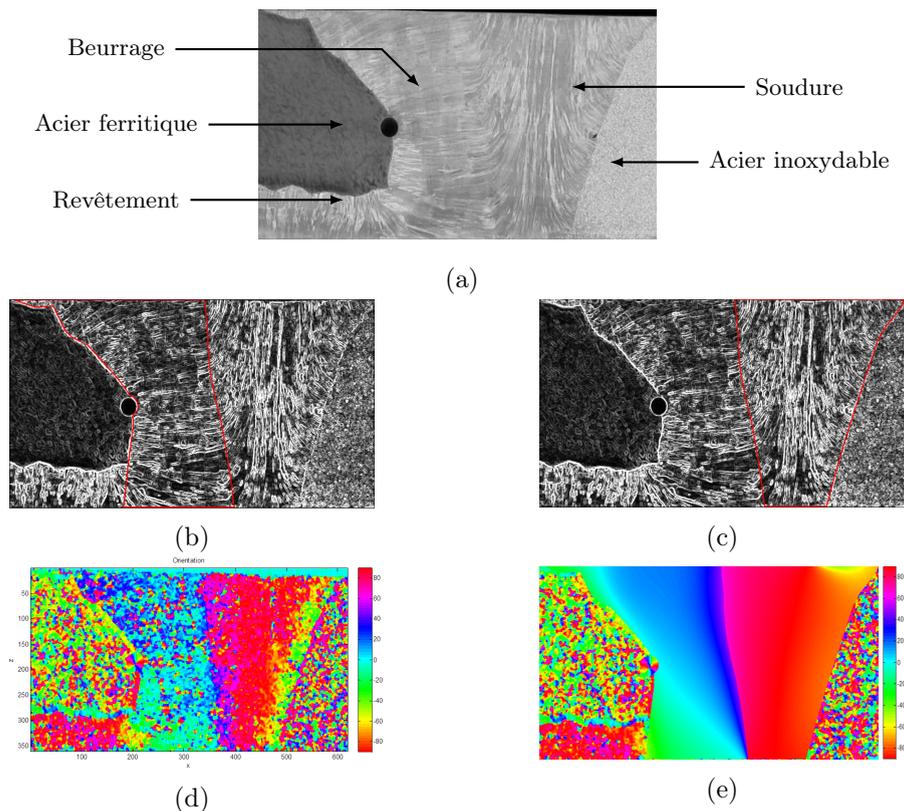


FIGURE 1.8 – Cartographie d'orientation des grains : (a) macrographie de la structure ; (b) détection des contours du beurrage ; (c) détection des contours de la soudure ; (d) cartographie de l'orientation des grains ; (e) lissage de la cartographie. L'échelle de couleur de (d) et (e) indique l'orientation des grains entre  $+90^\circ$  et  $-90^\circ$  par rapport à l'axe horizontal ( $Ox$ ). Les images sont extraites de [16].

L'intérêt de cette approche est de fournir une cartographie lissée à l'échelle de la longueur d'onde de l'orientation des grains. Le modèle ne reposant pas sur une loi analytique, il est de fait plus générique puisqu'il peut s'adapter à tout type de géométrie de soudure. Il est également capable de détecter des interfaces dans la structure qui correspondent à des matériaux différents, comme pour les matériaux du beurrage et de la soudure sur la figure 1.8. Cependant, comme pour les autres, ce modèle repose sur l'évaluation d'une macrographie, qui ne rend pas complètement compte des variations en 3D de l'orientation des grains.

*Tout au long du refroidissement du cordon de soudure, l'interaction de divers mécanismes physiques entraîne la croissance dendritique complexe de la structure. On observe notamment la croissance de grains principaux dans des directions privilégiées qui explique les propriétés continûment variables de la microstructure. La croissance de grains secondaires, quant à elle, génère localement de fortes inhomogénéités des propriétés mécaniques. Modéliser une telle structure est donc peu aisé, d'autant plus que la majorité des modèles s'appuie sur des analyses en 2D de la microstructure, alors que l'anisotropie est variable dans les trois dimensions. Aussi, d'un point à un autre de la soudure, le modèle peut devenir caduc. On peut toutefois relativiser cette problématique de modélisation car en pratique les applications d'imagerie dans les soudures sont traitées en 2D. Avant d'aborder plus en détail la problématique de méconnaissance des propriétés de la soudure, on propose de discuter des outils de simulation pour la propagation d'une onde élastique dans des matériaux anisotropes et inhomogènes.*

## **1.2 Différentes approches pour modéliser la propagation des ondes élastiques dans les soudures**

*On rencontre principalement deux familles d'outils pour modéliser la propagation d'ondes élastiques dans les soudures : les méthodes numériques par éléments finis ou différences finies et les algorithmes de tracé de rayons. Dans le premier cas, le champ ultrasonore est simulé en résolvant les équations de l'élasto-dynamique en tout point d'un maillage discrétisant une zone d'intérêt de la structure. Dans le second cas, la propagation est décrite suivant des tracés géométriques qui synthétisent le chemin de l'énergie de l'onde. Cette section présente les principaux algorithmes utilisés en CND pour simuler la propagation d'ultrasons dans une soudure, en détaillant leurs avantages et inconvénients. Une attention particulière est portée à la méthode dite de « tracé de pinceaux » disponible dans CIVA, et utilisée dans la suite du manuscrit.*

### **1.2.1 Modélisation de la propagation par éléments finis**

Il existe plusieurs approches en CND pour simuler la propagation d'ondes dans les milieux hétérogènes par éléments finis. On peut mentionner par exemple les codes EFIT [17], Ultson [18], les éléments finis spectraux [19] ou les méthodes type Galerkin [20]. La référence en matière de propagation dans une soudure est ATHENA [21]. Ce code permet de simuler le champ d'une onde ultrasonore en 2D et en 3D [22] en se basant sur une description du milieu en sous-domaines homogènes [8] ou par le modèle MINA [9]. Le code simule les perturbations du champ dues à la structure interne de la soudure et rend compte de l'atténuation de l'onde lors de la propaga-

tion [23].

Dans ATHENA, les équations de l'élasto-dynamique sont écrites sous une formulation mixte combinant les contrainte et vitesse de phase. Ces équations sont alors résolues spatialement par éléments finis et temporellement par différences finies. Le code s'appuie sur la méthode des domaines fictifs pour l'interaction de l'onde avec un réflecteur. Ceci permet d'accélérer les calculs et de définir autour du défaut un maillage indépendant de celui présent dans le reste de la zone de calcul. Ce dernier maillage peut alors être régulier, de façon à accélérer les temps de calcul sans se soucier d'une perte de précision [22]. Afin d'éviter des réflexions parasites en bord de domaine, la méthode de couche absorbante parfaitement adaptée est utilisée, ce qui rend le domaine assimilable à un milieu infini [23].

Le principal inconvénient des résolutions par éléments finis est leur coût en calcul qui peut être prohibitif, y compris en 2D. La démocratisation de l'utilisation des GPU (Graphics Processing Unit) pour paralléliser des tâches a permis d'accélérer les temps de calcul [24, 25], sans toutefois atteindre les cadences des modèles de rayons ou des méthodes asymptotiques. Ces temps de calcul constituent un frein pour des simulations rapides en imagerie multi-éléments, notamment dans le cadre de cette thèse où l'on souhaite générer de manière itérative un grand nombre d'images. C'est pour cette raison que nous privilégierons, dans la suite, les algorithmes de tracé de rayons.

## 1.2.2 Modélisation de la propagation par des tracés de rayons

Les algorithmes de tracé de rayons peuvent être classés en deux catégories : ceux basés sur des résolutions de type Fast Marching Method (FMM) et les autres basés sur la minimisation des temps de propagation d'une onde. La première approche construit point à point un rayon avec un pas d'incrément fixé en temps ou en distance. La seconde construit ce rayon à partir de la minimisation du temps de propagation entre deux points.

La méthode pionnière s'appuyant sur les algorithmes Fast Marching Method pour les soudures est RAYTRAIM [13], qui elle-même s'appuie sur des travaux antérieurs [26]. Cet algorithme trace point à point un rayon au travers d'interfaces fictives en considérant que les propriétés du matériau sont continuellement variables. Le calcul de l'amplitude et de la direction associées à chaque rayon est précis, avec cependant la contrepartie de longs temps de calcul pour de grandes distances. Inspirés par ces travaux, certains auteurs ont cherché à réduire les temps de calcul et à extraire plus d'informations de l'algorithme. En particulier, en étendant la modélisation de l'interaction des rayons avec des défauts pour une soudure anisotrope inhomogène, tout en exploitant le principe de Fermat lors du calcul des rayons [27], au lieu d'une technique FMM standard. Plus récemment, un algorithme de forme similaire à celui RAYTRAIM a vu le jour. Il fournit des résultats plus complets puisqu'il modélise quantitativement le champ de propagation d'une onde par la densité de rayons issus d'un point source ou d'une distribution de sources [28], mais il ne renseigne pas sur l'atténuation de l'onde au cours de sa propagation.

En ce qui concerne les algorithmes de minimisation, ils reposent sur le principe de Fermat, selon lequel le temps de propagation physique entre deux points arbitraires doit correspondre à un temps minimum. Outre l'exemple précédent, il convient de mentionner l'algorithme semi-

analytique  $A^*$  qui accélère les calculs des tracés des rayons [29]. Cet algorithme est dérivé de celui de Dijkstra [30] et a été publié pour la première fois dans la théorie des graphes [31]. L'algorithme  $A^*$  utilise le modèle MINA pour décrire la soudure et calcule de manière itérative les rayons de sorte que le principe de Fermat soit satisfait. Un tel algorithme conduit souvent à des temps de calcul plus courts que la technique FMM car tous les rayons n'ont pas besoin d'être tracés [29]. La fiabilité des résultats obtenus avec  $A^*$  est comparable à celle des résultats par FMM, mais l'amplitude du champ ultrasonore n'est pas calculée.

### 1.2.3 Modélisation de la propagation par des tracés de pincesaux

Une autre approche, celle-ci semi-analytique, combine l'intégrale de Rayleigh classique avec la méthode des pincesaux pour calculer les champs incidents dans des soudures modélisées par des sous-domaines homogènes (cf. Section 1.1.4) [32]. Plus récemment, la méthode a été étendue pour prendre en compte une description continûment variable de l'orientation des grains dans une soudure anisotrope et inhomogène [33]. Par rapport aux précédents algorithmes de lancers de rayons, qui sont plutôt dédiés à l'imagerie, la méthode du pinceau est un outil de simulation complet pour visualiser les faisceaux ou la propagation de n'importe quel champ ultrasonore avec des temps de calcul bien inférieurs aux méthodes numériques. C'est cet algorithme, disponible dans CIVA, qui est utilisé dans la suite de l'étude.

Dans un premier temps, l'algorithme trace des rayons depuis un point P de la pièce jusqu'au capteur, en suivant la direction d'énergie d'une onde plane. Il ne conserve alors que les rayons qui atteignent effectivement le capteur, comme illustré sur la Figure 1.9a. Ces rayons permettent alors de discrétiser la surface de la sonde en un ensemble de points sources. Dans un second temps, l'algorithme calcule le champ d'une onde dans le matériau en utilisant un tracé de pincesaux. On appelle un pinceau un faisceau de rayons qui se propagent avec une divergence faible devant la distance de propagation. Un pinceau est défini par un rayon central, appelé rayon axial, et par un ensemble de rayons, de faibles perturbations  $dx$  et  $dp$  relativement au rayon axial, appelés rayons paraxiaux, comme illustré sur la Figure 1.9b. Ces pincesaux permettent d'évaluer la décroissance en amplitude de l'onde, qui est associée à la divergence des rayons paraxiaux [32]. On construit alors la réponse impulsionnelle du capteur en chaque point de la pièce en tenant compte de la contribution de chaque point source par la formulation de l'intégrale de Rayleigh [34].

Les quantités paraxiales du pinceau sont mathématiquement décrites par un vecteur  $\Phi$  à quatre composantes différentielles :

$$\Phi = \begin{pmatrix} dx \\ dy \\ dp_x \\ dp_y \end{pmatrix}. \quad (1.2)$$

Les composantes  $dx$  et  $dy$  désignent les déviations spatiales du rayon paraxial par rapport au rayon central, et les composantes  $dp_x$  et  $dp_y$  représentent, quant à elles, les déviations de la lentueur du rayon paraxial. D'un point de vue géométrique, les composantes  $dx$  et  $dy$  correspondent au point d'intersection entre le rayon axial et le plan orthogonal à ce même rayon à la position  $z$  de la source ponctuelle. Les composantes  $dp_x$  et  $dp_y$  sont la projection du vecteur lentueur associé au rayon paraxial dans le plan orthogonal situé à la position  $z$ . Un schéma de ces composantes est

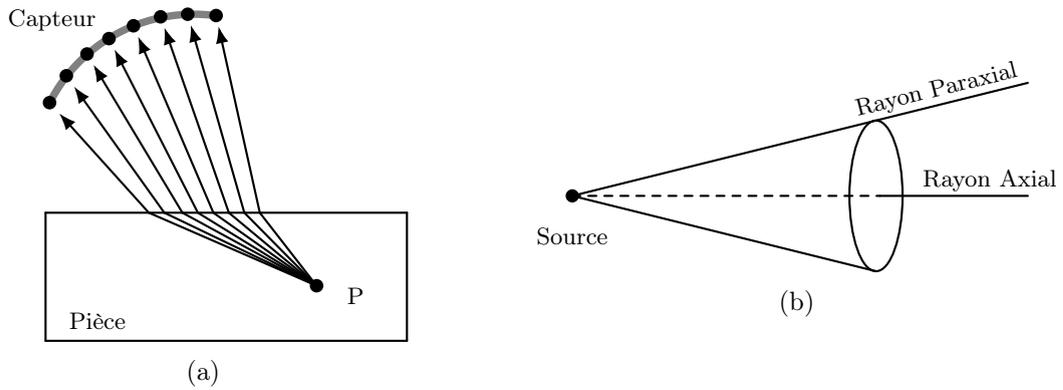


FIGURE 1.9 – Illustration de l'algorithme de tracés de pinceaux : (a) conservation des rayons pour ne décrire que les trajets qui depuis un point de la pièce atteignent effectivement le capteur ; (b) description d'un pinceau par un rayon axial et un ensemble de rayons paraxiaux de divergence faible devant la distance de propagation.

proposé sur la Figure 1.10.

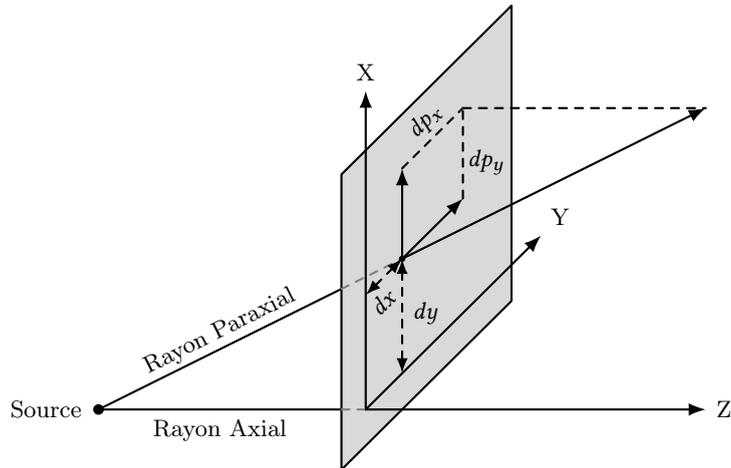


FIGURE 1.10 – Définition géométrique des quantités paraxiales d'un pinceau de rayons. Les composantes  $dx$  et  $dy$  correspondent au point d'intersection entre le rayon axial et le plan orthogonal à ce même rayon à la position  $z$  de la source ponctuelle. Les composantes  $dp_x$  et  $dp_y$  sont la projection du vecteur lenteur associé au rayon paraxial dans le plan orthogonal situé à la position  $z$ .

L'évolution des quantités paraxiales du rayon  $\Phi(M)$ , état du pinceau au point  $M$ , en un nouveau point de l'espace  $M'$  s'obtient par :

$$\Phi(M') = \mathbf{L}(M, M')\Phi(M) = \begin{pmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B} \\ \mathbf{C} & \mathbf{D} \end{pmatrix} \Phi. \quad (1.3)$$

La matrice de changement d'état  $\mathbf{L}$ , composée des quatre sous-matrices carrées  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{B}$ ,  $\mathbf{C}$  et  $\mathbf{D}$  d'ordre 2, décrit la propagation de l'onde dans un milieu homogène ou à travers une interface. La mise en cascade de cette matrice permet de décrire l'évolution du pinceau au travers du matériau. Dans le cas d'un milieu inhomogène décrit par un modèle de matériau continûment variable, en l'occurrence le modèle Ogilvy, la propagation se fait à l'aide d'une procédure itérative définissant la trajectoire du rayon [33], comme pour l'algorithme RAYTRAIM [13].

La méthode des pinceaux simule de façon plus complète le champ ultrasonore que par un tracé de rayons, pour des temps de calcul comparables. L'atténuation peut également être prise en compte a posteriori dans la réponse impulsionnelle du capteur. Enfin, par opposition aux méthodes numériques, cette approche semi-analytique permet de sélectionner les polarisations et les conversions de modes d'intérêt lors des calculs de propagation, sans avoir recours à du post-traitement.

*Dans cette section, les principaux outils rencontrés dans la littérature pour modéliser la propagation d'une onde ultrasonore dans une soudure ont été discutés. D'un côté, les méthodes de résolution numérique de type éléments finis et différences finies fournissent une simulation complète d'un champ acoustique mais induisent des temps de calcul assez longs. D'un autre côté, les algorithmes de tracé de rayons ont des coûts calculatoires moindres mais ne fournissent que l'information sur la direction de propagation de l'énergie. La méthode des pinceaux est plus riche car elle donne accès à la fois à la direction de propagation de l'onde et à l'amplitude du champ en tout point et ce, avec des temps de calcul comparables à ceux des méthodes rapides par tracés de rayons. Cette méthode des pinceaux généralisée aux milieux anisotropes, inhomogènes et continûment variables est disponible dans le logiciel CIVIA et sera celle employée dans la suite de ce manuscrit.*

## **1.3 Inspection ultrasonore d'une soudure dont les propriétés mécaniques sont méconnues**

*On aborde ici plus en détail la problématique de la thèse : l'inspection de soudures avec des traducteurs ultrasonores multi-éléments. Lors d'un contrôle in-situ, les caractéristiques d'une soudure sont rarement disponibles, de sorte que l'hypothèse est généralement faite que le matériau est homogène et isotrope. Comme on a pu le voir au début de ce chapitre, une modélisation si simple est loin de rendre compte de la complexité de la structure. On propose donc d'illustrer les effets des propriétés anisotropes d'une soudure sur la détection et la caractérisation d'un défaut, et de comparer les résultats pour un même défaut dans un matériau isotrope. Dans un premier temps, pour visualiser la déformation d'une onde déviée et/ou focalisée au travers d'une soudure, on s'appuie sur des simulations des champs ultrasonores transmis par un capteur multi-éléments. Dans un second temps, on présente la méthode d'imagerie qui fera l'objet de ce travail de doctorat, et on démontre les effets de l'anisotropie sur les images lorsque les propriétés anisotropes sont ignorées lors de la reconstruction.*

### **1.3.1 Effet de l'anisotropie sur la déviation et la focalisation des faisceaux**

Au début de ce chapitre, on a rappelé les différents mécanismes qui sont responsables de la complexité des propriétés élastiques anisotropes et inhomogènes d'une soudure, notamment liée à la formation de sa structure dendritique. Il s'avère que ces caractéristiques peuvent significativement altérer le front de l'onde émise par un traducteur multi-éléments. Pour illustrer cet effet, la propagation d'une onde plane longitudinale a été simulée dans un matériau homogène et

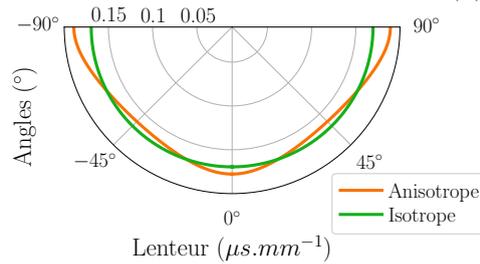
isotrope, puis dans une soudure. Comme indiqué sur la Figure 1.12, le capteur est un traducteur linéaire en immersion, et les simulations ont été réalisées dans deux configurations : en positionnant le traducteur horizontalement (inspection de type OL0°) et en l'inclinant à 12,57° pour obtenir un angle de réfraction autour de 60° (inspection de type OL60°). Le signal d'émission est de type Gaussien, échantillonné à 100 MHz, avec une fréquence centrale de 5 MHz et une bande passante de 80 % à -6 dB. Le traducteur est constitué de 64 éléments de 0,5 mm de large pour un pitch<sup>1</sup> de 0,6 mm. La soudure en V est symétrique, d'élasticité orthotrope et décrite par le modèle d'Ogilvy. Les paramètres du modèle de soudure sont donnés sur la Figure 1.11, avec en complément le tracé des lenteurs des ondes dans le matériau de base (vert) et dans la soudure (orange). La célérité de l'onde dans le matériau de base est de 5 900 m.s<sup>-1</sup>. Les champs ultrasonores calculés avec CIVA par la méthode des pinceaux sont affichés sur la Figure 1.13.

Modèle d'Ogilvy	
$D_1 = -D_2$	1,5 mm
$\alpha_1 = -\alpha_2$	20°
$-T_1 = T_2$	1 U.A.
$\eta_1 = \eta_2$	1 U.A.

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} 218 & 145 & 148 & 0 & 0 & 0 \\ 145 & 245 & 110 & 0 & 0 & 0 \\ 148 & 110 & 247 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 75 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 105 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 110 \end{pmatrix} \text{ GPa}$$

(a)

(b)



(c)

FIGURE 1.11 – Détails des paramètres du modèle décrivant la soudure : (a) modèle d'Ogilvy ; (b) tenseur élastique de la maille orthotrope où l'axe 1 correspond à l'axe de texture de la symétrie quasi-isotrope transverse ; (c) courbes des lenteurs d'une onde quasi-longitudinale se propageant dans la soudure (orange) et une onde longitudinale dans le matériau de base isotrope (vert).

Les champs sont simulés dans une zone de  $50 \times 30 \text{ mm}^2$  avec une définition de  $300 \times 250$  pixels, et sont interpolés par une fonction de type Lanczos. Pour les deux configurations d'inspection, OL0° et OL60°, on note que les faisceaux incidents sont fortement affectés par la présence de la soudure. Dans le cas d'une émission d'une onde plane horizontale, l'énergie de l'onde est focalisée en deux positions le long de l'axe vertical de la soudure. On observe également une division du faisceau à l'interface du chanfrein se produisant dès la surface de la pièce. Pour une onde plane transmise en incidence oblique, l'énergie de l'onde est concentrée suivant une direction privilégiée et le faisceau perd sa symétrie par rapport à l'axe de déviation.

Pour un capteur fonctionnant autour de 5 MHz, la soudure a donc un effet non négligeable sur la propagation des ondes longitudinales et, *a fortiori* sur celle des ondes transversales. Pourtant, il est rare d'en connaître les propriétés lors d'un contrôle *in-situ*, soit qu'on ne connaît pas du tout le matériau, soit que la caractérisation disponible ne rend pas compte des variations en 3D

1. Pitch : pas inter-éléments

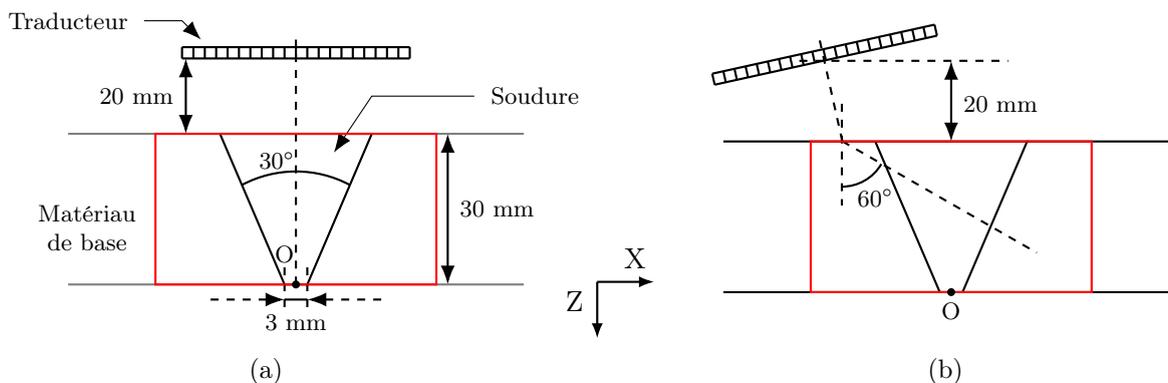


FIGURE 1.12 – Configurations d’inspection en immersion pour la simulation des champs acoustiques transmis dans une soudure : (a) inspection de type OL0° où le capteur est parallèle à la surface de la structure et (b) inspection de type OL60° où le traducteur est incliné de 12,57° dans l’eau. Le traducteur est constitué de 64 éléments de 0,5 mm de large et 0,6 mm de pitch. Les cadres rouges indiquent la région de calcul du champ.

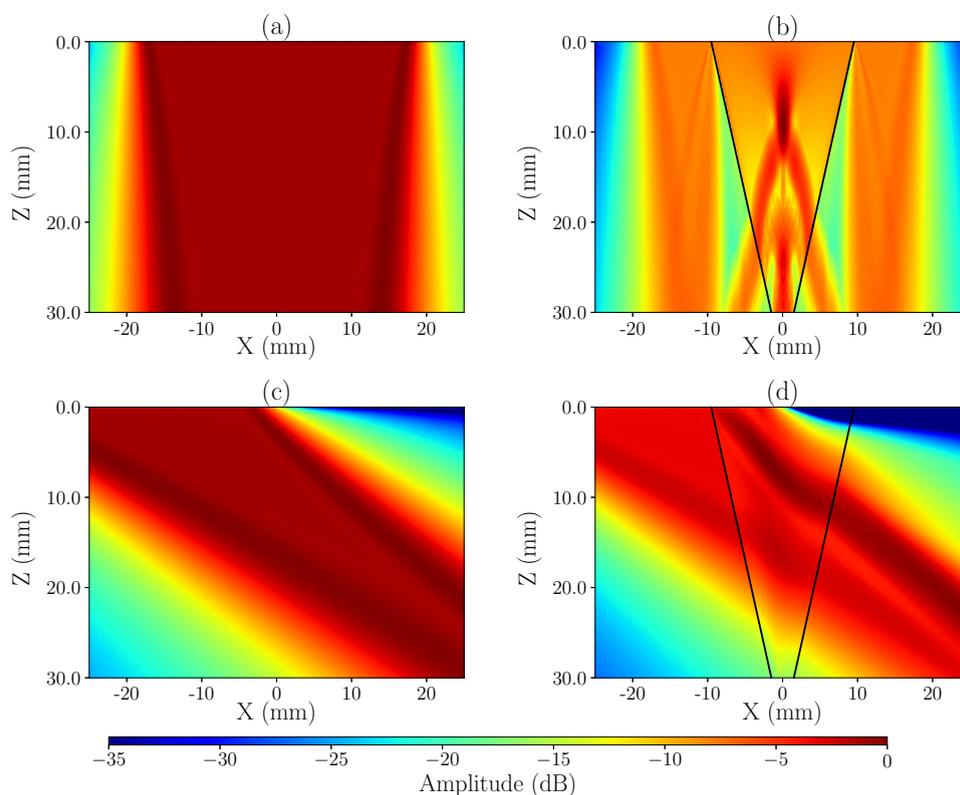


FIGURE 1.13 – Champs acoustiques calculés pour une onde plane longitudinale se propageant : (a) sous incidence normale dans le milieu isotrope sans soudure ; (b) sous incidence normale à travers la soudure ; (c) sous incidence oblique dans le milieu isotrope sans soudure ; (d) sous incidence oblique à travers la soudure. Les chanfreins sont indiqués par les lignes noires. Chaque champ est normalisé par son maximum.

de la soudure (cf. Section 1.1.4). La plupart du temps, on fait l’hypothèse que le matériau est homogène et isotrope. Pour illustrer les conséquences de cette hypothèse, le logiciel CIVA a été de nouveau exploité pour simuler la propagation d’une onde focalisée derrière la soudure, plus précisément au point de coordonnées  $x = 10$  mm et  $z = 18$  mm. La loi de retard a été calculée

pour focaliser l'onde en ce point en l'absence de soudure, et la même loi a été considérée pour simuler la propagation au travers de la soudure et mettre ainsi en exergue l'effet de l'anisotropie sur une onde focalisée. Les champs acoustiques obtenus avec et sans soudure sont présentés sur la Figure 1.14.

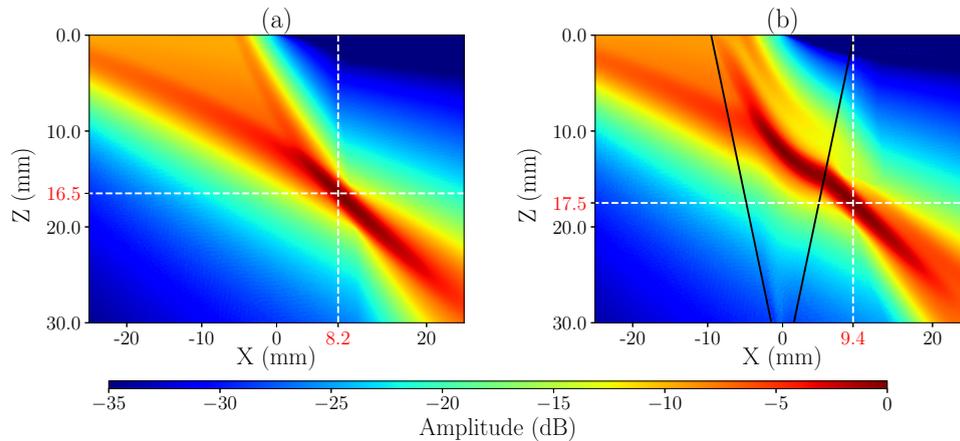


FIGURE 1.14 – Champs acoustiques calculés pour une onde longitudinale déviée et focalisée en un point de coordonnées  $(10;18)$  : (a) champ dans le matériau de base qui est homogène et isotrope ; (b) champ calculé avec la même loi de retard mais en présence de la soudure. Les chanfreins sont indiqués par les lignes noires et les pointillés blancs repèrent la position du maximum d'amplitude du faisceau. Chaque champ est normalisé par son maximum. Sur la figure, le point focal se situe aux coordonnées  $(8,2;16,5)$ , au lieu de  $(10;18)$  car la focalisation est réalisée en champ proche.

Comme pour les ondes planes, on observe ici aussi que les caractéristiques du faisceau sont modifiées par la soudure lorsque la loi de retard n'est pas adaptée, c'est-à-dire calculée pour focaliser sur le même point dans un milieu isotrope exempt de soudure. Le faisceau est déjà quasi-focalisé dans la soudure autour du point de coordonnées  $(0;10)$  avec une courbure qui suit l'axe des grains, alors que l'amplitude du faisceau en ce même point est encore éloignée du maximum pour le milieu isotrope. De plus, le faisceau au travers de la soudure est plus large et plus allongé et la position du maximum d'amplitude subit un décalage de 1,2 mm sur l'axe X et de 1 mm sur l'axe Z, par rapport au milieu sans soudure. Ainsi, pour un défaut localisé à proximité du point focal, il y aura une erreur de positionnement non négligeable et sa caractérisation sera biaisée par la déformation du faisceau.

Un autre aspect à prendre en compte est la géométrie de la structure. En effet, les soudures présentent presque systématiquement une surface supérieure très irrégulière due aux multiples passes de soudage. Cet état de surface pénalise la transmission des ondes et distord le front d'onde davantage que l'anisotropie elle-même. Dans la majorité des cas, la surface est trop irrégulière pour être prise en compte dans un algorithme d'imagerie afin d'en compenser les effets. A cette contrainte, s'ajoute une problématique d'accessibilité. En général, l'inspection se pratique avec un sabot qui assure une meilleure continuité des propriétés mécaniques avec le matériau, ce qui est incompatible avec l'irrégularité de la surface de la zone soudée. De plus, il est fréquent que l'assemblage soit trop complexe pour utiliser une configuration bi-statique [35] (on parle également de « pitch-catch ») où deux sondes sont placées de part et d'autre de la soudure, par exemple à cause de la présence d'un coude. Dans ce cas, le contrôle se pratique uniquement au travers de la soudure avec une seule sonde placée à l'endroit où la géométrie de surface est plane. Enfin, on peut mentionner l'impossibilité d'exploiter le rebond au fond de pièce vers et depuis le réflecteur, là où la soudure est la plus mince, car le cordon brise le plan de réflexion que forme le

fond de pièce. Une illustration de la problématique d'inspection est proposée sur la Figure 1.15. La connaissance des propriétés mécaniques de la soudure est alors nécessaire pour effectuer un contrôle fiable de l'espace après la soudure.

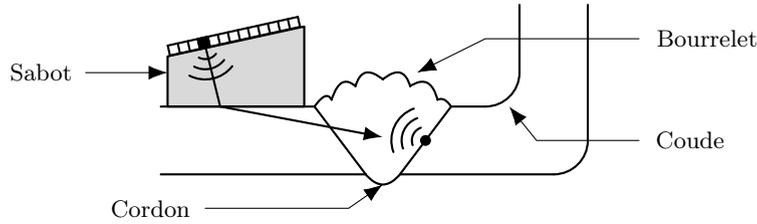


FIGURE 1.15 – Cas de figure où la contrainte d'accessibilité liée au coude et au bourrelet impose l'utilisation d'un seul transducteur à gauche de la soudure. Les faisceaux incidents doivent alors traverser dans un sens puis dans l'autre toute la soudure pour détecter un défaut sur le chanfrein droit.

### 1.3.2 Effet de l'anisotropie sur l'imagerie multi-éléments

Dans ce travail, on s'intéresse en particulier à la méthode Total Focusing Method (TFM) [36] pour imager l'intérieur d'une soudure. Le principe de la TFM est de focaliser numériquement un ensemble de signaux élémentaires en chaque point de la zone d'intérêt par une approche de type « délais et somme ». Par rapport aux algorithmes d'imagerie se basant sur l'émission de faisceaux focalisés et un principe de reconstruction ligne par ligne [37], TFM offre une focalisation et une résolution spatiale optimales en tout point d'une zone d'intérêt.

L'acquisition est communément appelée Full Matrix Capture (FMC) car elle consiste à enregistrer la matrice complète des réponses impulsionnelles inter-éléments  $\mathbf{S}(t)$ . Pour un transducteur de  $N$  éléments, la matrice  $\mathbf{S}(t)$  est de taille  $N \times N$ , et une composante  $s_{nm}(t)$  correspond au signal impulsionnel reçu par l'élément  $m$  quand on excite l'élément  $n$  [38, 39]. Le principe de l'acquisition FMC est illustré sur la Figure 1.16 : les éléments sont excités individuellement de manière séquentielle, et pour chaque émission avec un élément du réseau, les échos sont enregistrés avec les  $N$  éléments fonctionnant en mode réception.

La méthode TFM consiste ensuite à sommer de façon cohérente les  $N^2$  signaux de  $\mathbf{S}(t)$  en chaque pixel de la région d'intérêt [40]. L'amplitude en un pixel  $P$  repéré par le vecteur position  $\mathbf{r}$  (cf. schéma sur la Figure 1.17) s'écrit :

$$A(\mathbf{r}) = \left| \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N \tilde{s}_{nm}[t_n(\mathbf{r}) + t_m(\mathbf{r})] \right|. \quad (1.4)$$

$\tilde{s}_{nm}(t) = s_{nm}(t) + j\mathcal{H}[s_{nm}(t)]$  est le signal analytique associé au signal enregistré  $s_{nm}(t)$ , où  $\mathcal{H}[\cdot]$  est la transformée de Hilbert.  $t_n(\mathbf{r})$  et  $t_m(\mathbf{r})$  sont respectivement les temps de propagation depuis l'émetteur  $n$  jusqu'à  $P$  et de  $P$  jusqu'au récepteur  $m$ .

Dans cette étude, les temps de propagation satisfont  $t_n(\mathbf{r}) = t_m(\mathbf{r})$  quand  $n = m$  puisque les images seront calculées uniquement avec des trajets directs (sans interaction avec l'une des interfaces de la pièce) et en ne considérant que des ondes de polarisation longitudinale pour les temps de propagation aller  $t_n(\mathbf{r})$  et retour  $t_m(\mathbf{r})$ . Ainsi, pour une image TFM dont la définition est de  $N_x \times N_z$  pixels, un ensemble de  $N \times N_x \times N_z$  temps de propagation  $t_n(\mathbf{r})$  doit être calculé avec

le logiciel CIVA par la méthode des pinces décrite dans la précédente section.  $N_x$  et  $N_z$  correspondent aux nombres de pixels de la ROI (Region of Interest) le long de X et Z, respectivement.

Par rapport à l'équation d'imagerie généralement utilisée pour imager les solides homogènes et isotropes [36], on note que (1.4) est une somme brute des signaux, sans aucune pondération, car on va s'intéresser à des matériaux complexes dont les propriétés sont inconnues.

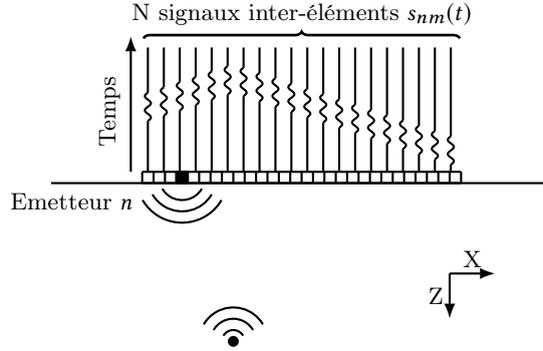


FIGURE 1.16 – Illustration de l'acquisition Full Matrix Capture (FMC) : un élément  $n$  émet une onde impulsionnelle divergente, celle-ci est rétrodiffusée par un réflecteur du milieu et les  $N$  éléments du réseau enregistrent les signaux  $s_{nm}(t)$ . L'opération est répétée pour tous les émetteurs du réseau jusqu'à l'obtention de la matrice des réponses impulsionnelles inter-éléments de dimension  $(N, N)$ .

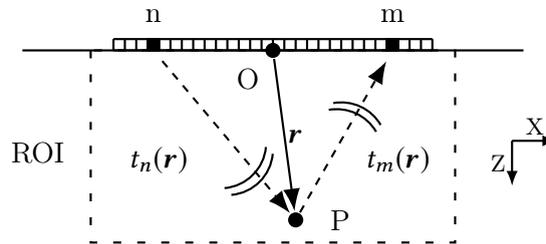


FIGURE 1.17 – Géométrie 2D décrivant les notations pour l'imagerie TFM : temps de propagation  $t_n(\mathbf{r})$  et  $t_m(\mathbf{r})$  pour un couple émetteur/récepteur  $(n, m)$  et un pixel  $P$  de la ROI repéré par le vecteur  $\mathbf{r}$ .

La qualité de l'imagerie TFM dépend donc directement de la connaissance des temps de propagation d'une onde pour tous les points de la zone d'intérêt. Si le milieu est inconnu et qu'on fait l'hypothèse qu'il est isotrope et homogène, alors la somme des signaux dans l'équation d'imagerie n'est plus cohérente, et la qualité des images est dégradée.

On propose d'illustrer cet effet avec des images construites dans une soudure anisotrope inhomogène, calculées à partir de signaux simulés avec le logiciel CIVA. Le traducteur multi-éléments reste le même que celui considéré pour les calculs des champs, ainsi que les signaux d'émission qui restent de type Gaussien et centrés autour de 5 MHz avec une bande-passante de 80 % à -6 dB. La configuration d'inspection est présentée sur la Figure 1.18. Un trou génératrice de 1 mm de diamètre est positionné sur le chanfrein droit de la soudure, à une profondeur de 10 mm. La zone image de  $15 \times 15 \text{ mm}^2$  est centrée autour de ce réflecteur. L'image de basse qualité obtenue en supposant un milieu isotrope et celle de référence qui tient compte des propriétés effectives de la soudure sont présentées sur la Figure 1.19. La soudure est décrite par le modèle

d'Ogilvy en utilisant le même paramétrage que dans la section précédente dédiée au calcul des champs.

On observe ici deux effets caractéristiques de l'anisotropie d'une soudure sur l'image d'un défaut lorsqu'elle n'est pas prise en compte dans le processus de formation d'image : un étalement de l'écho du réflecteur et la division de l'écho en deux parties. Ce dernier phénomène est peu marqué ici car l'anisotropie de la soudure n'est pas suffisamment forte. Dans les prochains chapitres, on verra que d'autres soudures et/ou configurations de contrôle accentuent cet effet. Du fait de la mauvaise estimation des temps de propagation, on remarque une chute d'amplitude de l'écho de 10 dB par rapport à l'écho sur l'image de référence. L'image de gauche sur la Figure 1.19, est peu fiable pour caractériser le défaut en raison de l'étalement de l'écho. Dans le cas présent, la position du maximum de l'écho reste quasi-inchangée, mais l'étalement de l'écho peut être mal interprété comme étant la signature d'un défaut étendu (fissure ou manque de fusion le long du chanfrein). Tout l'enjeu de cette thèse est donc d'atteindre une qualité d'image comparable à celle de droite sur la Figure 1.19 sans connaître précisément les propriétés mécaniques de la structure soudée.

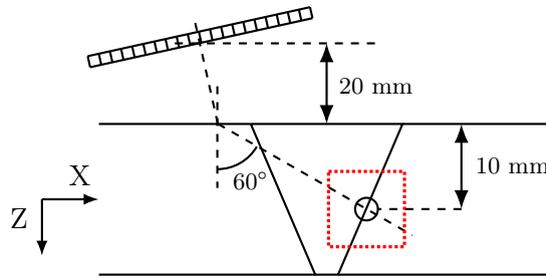


FIGURE 1.18 – Configuration d'inspection de type OL60° avec un traducteur en immersion pour la simulation des signaux. Le traducteur est formé de 64 éléments de 0,5 mm de large pour un pas inter-éléments de 0,6 mm. Les pointillés rouges indiquent la région d'intérêt pour le calcul de l'image par TFM. Un trou génératrice de 1 mm de diamètre est présent sur le chanfrein de la soudure, à une profondeur de 10 mm. La zone image est centrée sur le défaut artificiel.

L'intérêt de l'imagerie TFM, dans le contexte de la thèse où l'on cherche à faire de l'imagerie adaptative dans des matériaux dont les propriétés mécaniques sont incertaines, est que l'acquisition ne nécessite pas d'information *a priori* sur le milieu d'inspection. Ainsi, l'optimisation de l'image ne repose que sur des post-traitements successifs appliqués sur un même jeu de signaux expérimentaux. Par exemple, dans [41, 42] une approche similaire à la TFM est proposée pour imager une structure dont la géométrie de la surface est inconnue au moment de l'acquisition, et dans [43], le principe est étendu à de l'imagerie TFM multi-modes dans des structures dont les géométries de la surface et du fond sont toutes les deux complexes et inconnues [44].

*La structure dendritique d'une soudure induit des phénomènes de déviation et de division du front d'une onde s'y propageant. Les calculs de champs pour des ondes planes et un faisceau focalisé ont mis en exergue la criticité de la connaissance des propriétés du matériau sur la détection d'un défaut. Qui plus est, les contraintes d'accessibilité sur site ne permettent pas toujours d'atteindre ces réflecteurs plus directement avec un meilleur positionnement du capteur. L'opérateur n'a alors d'autre choix que d'inspecter à travers la soudure. Dans le cas de l'imagerie TFM, exploitée dans cette étude, si l'hypothèse est faite que le milieu est isotrope et homogène, alors*

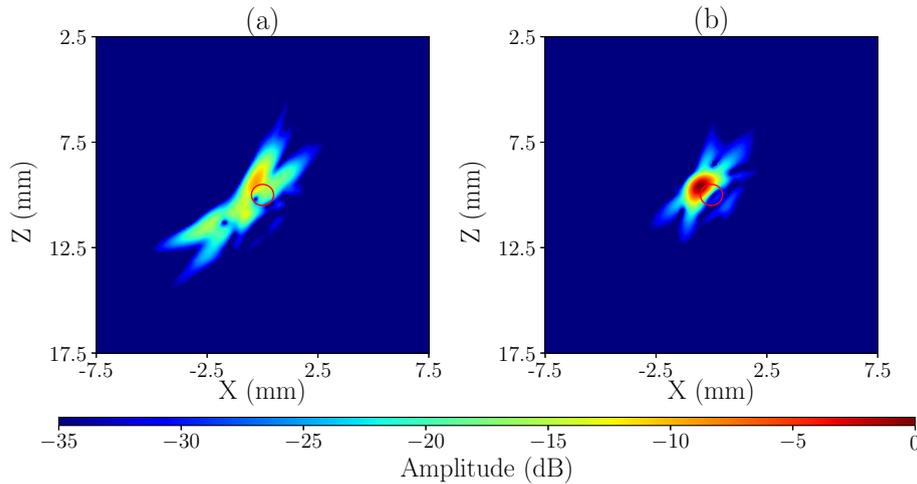


FIGURE 1.19 – Images TFM calculées à partir d’un jeu de signaux simulés dans une soudure anisotrope inhomogène en immersion : (a) sous hypothèse d’isotropie ; (b) en tenant compte de l’anisotropie de la structure. Le cercle rouge sur chaque image représente le contour du trou génératrice de 1 mm de diamètre. Les amplitudes sont normalisées par le maximum d’amplitude mesuré sur l’image (b).

*l’image calculée est inexploitable. Les échos des réflecteurs sont déformés, souvent peu visibles et peuvent présenter des erreurs de position allant jusqu’à plusieurs millimètres.*

## 1.4 État de l’art sur les méthodes d’inversion ultrasonores appliquées aux soudures

*Un certain nombre d’approches sont proposées dans la littérature pour prendre en compte l’anisotropie d’une soudure lors d’un contrôle par ultrasons. On peut distinguer deux familles en particulier : les méthodes « destructives » reposant sur une étape de caractérisation pré-imagerie et celles exploitant directement les signaux acquis au cours de l’inspection. Dans le premier cas, un algorithme d’inversion permet de retrouver les propriétés du matériau par prélèvement et caractérisation d’un échantillon de la structure à l’aide d’un dispositif expérimental spécifique. Dans le deuxième cas, l’inversion peut être directement réalisée au cours de l’inspection en s’appuyant sur les informations contenues dans les signaux expérimentaux.*

### 1.4.1 Inversion de signaux provenant d’un échantillon de soudure « sain »

Dans la littérature, l’approche la plus commune pour corriger les images dans les soudures, consiste à caractériser le matériau au préalable de l’imagerie. Historiquement, cette approche sert à améliorer les connaissances sur les soudures et à valider les modélisations qui en sont faites, en s’appuyant sur un grand nombre d’échantillons. Cependant, elle nécessite l’emploi d’un autre montage que l’inspection pour l’imagerie, avec des équipements spécifiques dédiés à la caractérisation de matériaux, et requiert surtout le prélèvement et la préparation (polissage de la soudure, attaque chimique, etc.) d’un échantillon de soudure, ce qui n’est pas envisageable lors

d'un contrôle sur site.

Les premiers travaux en la matière exploitent le modèle MINA, pour lequel un algorithme génétique optimise quatre paramètres du modèle qui sont inconnus [45]. La surface et le fond de la soudure doivent être arasés et, comme indiqué sur la Figure 1.20a, les mesures ultrasonores au travers de la soudure sont réalisées en transmission avec une paire de traducteurs multi-éléments disposés en vis-à-vis. L'inversion consiste à comparer les courbes expérimentales des amplitudes et des temps de propagation des ondes longitudinales mesurées avec les mêmes courbes issues de la simulation, jusqu'à minimiser l'erreur entre la simulation et l'expérience. Les calculs sont réalisés avec ATHENA 2D et produisent une carte de l'anisotropie de la soudure, en se basant sur quelques hypothèses du modèle (géométrie du chanfrein, plage de variation des angles d'orientation des grains, tenseur élastique, etc.). Cette étude menée par EDF était une première preuve de concept basée uniquement sur des données numériques. Plus récemment, cette méthode a été mise en œuvre expérimentalement avec une configuration de type « pitch-catch » [46], où deux capteurs sont placés en vis-à-vis à gauche et à droite de la soudure (voir Figure 1.20b). Les paramètres du modèle de soudure mesurés selon ce principe peuvent ensuite être exploités dans un algorithme d'imagerie avec une autre configuration dédiée au contrôle, comme celle sur la Figure 1.15.

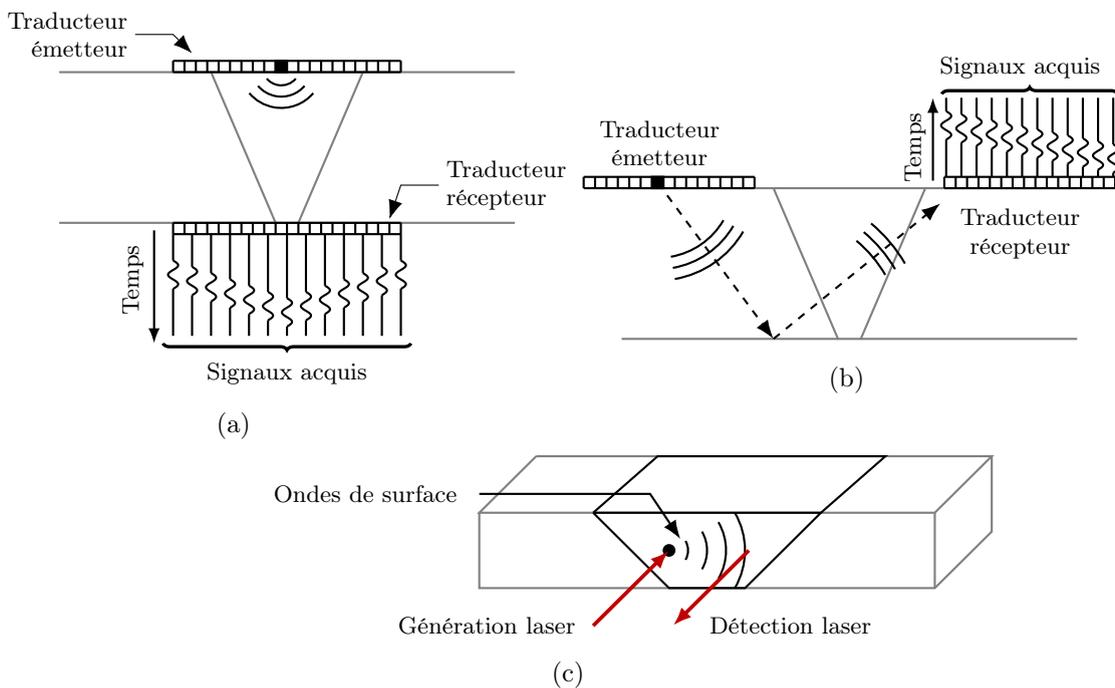


FIGURE 1.20 – Configurations d’inspection pour caractériser une soudure : (a) en transmission avec deux traducteurs multi-éléments disposés en vis-à-vis ; (b) « pitch-catch » où les traducteurs sont disposés de part et d’autre de la soudure sur la surface de l’échantillon ; (c) génération/détection laser d’ondes de surface. Pour les trois dispositifs expérimentaux, la caractérisation se base sur un algorithme d’optimisation itératif qui compare les signaux reçus à ceux simulés en utilisant un modèle de soudure prédéfini.

Une autre approche d’inversion exploite la méthode de Monte-Carlo par chaînes de Markov, avec pour objectif de déterminer l’orientation locale des grains dans une soudure décrite par le modèle d’Ogilvy [47]. L’inversion repose sur la comparaison des temps d’arrivée des signaux mesurés à travers la soudure avec ceux calculés par le tracé de rayons  $A^*$  [29]. La configuration utilise un montage en transmission, similaire à celui sur la Figure 1.20a, avec une série de sources

placées à intervalles réguliers au contact de la surface supérieure de la pièce, ainsi qu'un traducteur linéaire placé au contact de la surface inférieure. Une étude comparable décrit la soudure par un diagramme de Voronoï, où chaque élément définit un domaine homogène isotrope pour lequel on cherche à inverser la célérité d'une onde longitudinale [48, 49]. Le nombre et la taille des éléments de Voronoï sont aussi itérativement optimisés dans le processus d'inversion. Cette étude utilise un montage en transmission avec une paire de traducteurs linéaires placés sur les interfaces supérieure et inférieure de la pièce. Un tracé de rayons exploite ensuite la cartographie inversée pour calculer une image TFM où la précision sur la localisation des défauts est améliorée. L'inconvénient des approches de type Monte-Carlo par chaînes de Markov est qu'elles nécessitent un grand nombre de tirages pour approcher une solution optimale.

Récemment, une étude propose de déterminer avec une haute résolution une cartographie de l'orientation des grains et l'anisotropie du tenseur élastique, en utilisant la génération d'ondes de surface par ultrasons-laser [50, 51]. Le principe est schématisé sur la Figure 1.20c. Cette méthode, appelée « Spatially Resolved Acoustic Spectroscopy » génère des ondes sur une grille de points sources régulièrement distribués. La détection est assurée par un second laser mobile qui acquiert les signaux à proximité de chaque point source. L'orientation des grains et le tenseur élastique sont alors déterminés en comparant les vitesses de propagation expérimentales avec celles théoriques issues d'un modèle. Les résultats obtenus fournissent une estimation satisfaisante des propriétés de la soudure, en comparaison avec des mesures EBSD (Electron Backscatter Diffraction).

## 1.4.2 Inversion par optimisation de l'image d'un réflecteur de la soudure

Pour éviter l'étape préalable de caractérisation du matériau, une piste à suivre consisterait à exploiter directement une indication sur l'image formée au cours du contrôle. Cette piste nous a été suggérée par une étude expérimentale démontrant qu'il est possible de retrouver le tenseur d'élasticité d'une soudure méconnue, décrite par le modèle d'Ogilvy, en optimisant la qualité de l'image TFM d'un réflecteur dont les caractéristiques sont parfaitement connues [53]. Ainsi la caractérisation et l'imagerie constituent une seule et même étape et pourraient être pratiquées en temps réel dans des appareils CND. Le réflecteur choisi peut être soit une interface naturelle de la structure soudée, comme l'interface du fond de pièce (caractérisation non-destructive), soit un réflecteur usiné (caractérisation destructive) [54]. En l'occurrence, dans [53], il s'agit d'une entaille de grande ouverture électro-érodée dans une soudure, comme illustré sur la Figure 1.21. A partir de la matrice des réponses impulsionnelles inter-éléments, acquise selon le principe décrit sur la Figure 1.16, une série d'images TFM est calculée de façon itérative dans un algorithme de type descente de gradient [53]. A chaque itération, les composantes du tenseur d'élasticité sont modifiées de façon à maximiser l'amplitude de l'écho de détection et le contraste de l'image. Cette approche, complémentaire des méthodes d'inversion abordées ci-avant, produit de bons résultats à condition que le paramétrage initial du modèle de soudure ne soit pas trop loin de la réalité, auquel cas il n'y aura pas d'écho visible dans l'image. Il est également nécessaire de connaître parfaitement un réflecteur de l'échantillon.

Dans le cas d'une image de type B-scan, une étude propose une méthode d'inversion des paramètres du modèle du matériau pour positionner un réflecteur sous un revêtement austénitique anisotrope avec un traducteur mono-élément préfocalisé [55]. Le principe de formation d'un B-scan par déplacement d'une sonde mono-élément est rappelé sur la Figure 1.22. Cette approche compare des images B-scan expérimentales avec celles issues de la simulation jusqu'à convergence

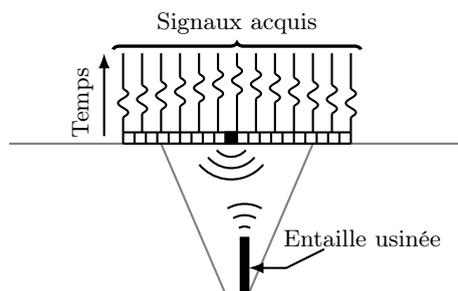


FIGURE 1.21 – Configuration d’inspection pour la méthode d’inversion reposant sur l’image d’une entaille électro-érodée et débouchant au fond de pièce. Un transducteur linéaire est placé au contact de la surface supérieure de la pièce et acquiert les réponses impulsionnelles inter-éléments qui sont utilisées pour itérativement calculer des images TFM au cours du processus d’inversion.

d’un critère de ressemblance. Les paramètres variables du modèle sont le profil complexe de la surface de la pièce et le tenseur d’élasticité de la couche de revêtement. Cette méthode est validée par plusieurs résultats expérimentaux. Contrairement à la méthode du paragraphe précédent, on ne peut optimiser directement l’image expérimentale en modifiant certains paramètres car les signaux sont acquis avec un transducteur focalisé. C’est en ajustant itérativement le B-scan simulé que la convergence se fait, le B-scan expérimental restant inchangé. Le désavantage est alors d’avoir à calculer un grand nombre d’images B-scan, ce qui peut être coûteux en temps de calcul, notamment si chaque image est formée à partir d’un grand nombre de positions de la sonde mono-élément.

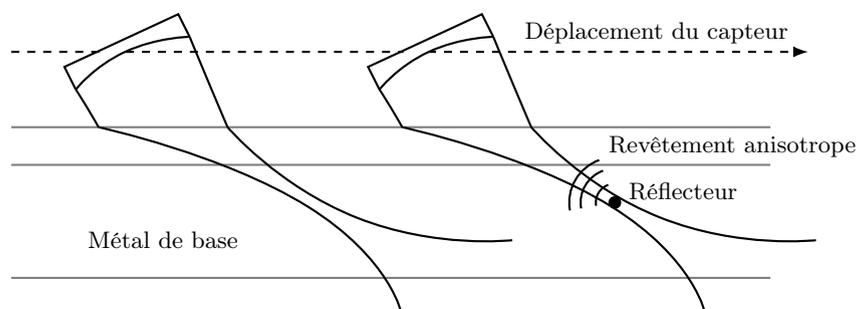


FIGURE 1.22 – Formation d’un B-scan mécanique où un capteur mono-élément préfocalisé émet une onde dans une pièce revêtue par un acier austénitique anisotrope. L’image B-scan est obtenue en concaténant les signaux acquis en plusieurs positions par le transducteur qui suit un déplacement latéral parallèle à la surface de la pièce. La procédure d’inversion fournit ensuite une estimation des propriétés du revêtement en comparant l’image B-scan expérimentale à celle calculée par un modèle théorique.

Enfin, il est intéressant de mentionner l’approche appelée « Full Waveform Inversion » (FWI), largement utilisée en géophysique [56]. Dans le domaine temporel, FWI s’appuie sur un modèle numérique de calcul de champ complet pour simuler des signaux et les comparer aux signaux acquis sur le terrain. Une optimisation de type descente de gradient ajuste les signaux simulés jusqu’à satisfaction d’un critère d’erreur, en faisant varier les propriétés élastiques dans la région d’intérêt. Cette approche fournit une description réaliste du milieu inspecté, incluant sa géométrie, les propriétés élastiques et d’éventuels réflecteurs. L’exploitation du champ complet produit des résultats plus résolus en temps et en espace que d’autres méthodes d’imagerie qui reposent

sur un modèle analytique ou semi-analytique direct. Récemment, FWI a été utilisée avec succès pour localiser et caractériser des défauts dans une pièce homogène inspectée en 3D avec un nombre limité de capteurs, et a également été évaluée en 2D dans un milieu inhomogène (fémur humain) [57]. Cette approche a récemment été proposée pour inverser un modèle de soudure [58].

*Plusieurs approches, basées sur de l'inversion de données, sont proposées dans la littérature afin d'apporter une solution à la méconnaissance des propriétés d'une soudure. Certaines d'entre elles reposent sur une étape de caractérisation au préalable de l'inspection, en utilisant un montage spécifique et en prélevant un échantillon de matière. Bien que ces approches aient un réel intérêt pour accroître la connaissance sur les soudures et pour valider les modèles qui en sont faits, elles sont difficilement exploitables sur le terrain pour deux raisons : la première est que prélever de la matière est une forme d'essai destructif ; la seconde vient des dispositifs expérimentaux utilisés pour la caractérisation qui sont souvent incompatibles avec les contraintes d'accessibilité sur site. D'autres approches, complémentaires, préfèrent alors utiliser directement les signaux d'inspection. Cependant, ces méthodes ne sont pas encore exploitables in-situ : car elles requièrent des temps de calcul conséquents, ou alors elles nécessitent de connaître parfaitement un réflecteur à proximité de la soudure, quitte à l'usiner. Dans la suite du manuscrit, on propose une nouvelle méthode d'optimisation basée sur l'imagerie TFM qui ne repose ni sur la connaissance d'un réflecteur, ni sur un prélèvement d'échantillon, et qui peut être mise en œuvre avec des temps de calcul suffisamment courts pour être utilisée sur site.*

## 1.5 Conclusion du chapitre

Ce premier chapitre a permis de présenter plus en détail l'enjeu de cette thèse, en proposant un état de l'art en matière de soudage et d'imagerie dans les soudures. Dans un premier temps, les notions ont été abordées sur la formation d'une soudure. Un intérêt spécifique a été porté aux méthodes de soudage à l'arc électrique et aux phénomènes physiques qui sont à l'origine de la complexité d'une soudure. Ensuite, un rappel a été fait concernant les outils les plus courants en CND pour modéliser une soudure et y simuler la propagation d'une onde élastique. Puis, la problématique de cette thèse a été abordée plus en détail pour mettre en évidence les effets non négligeables de l'anisotropie d'une soudure sur la propagation d'une onde. Les propriétés mécaniques de la soudure sont donc une information cruciale pour réaliser un contrôle fiable de l'état de santé d'un assemblage soudé. Enfin, un résumé de l'état de l'art a été présenté sur les méthodes d'inversion visant à corriger une échographie dégradée par la méconnaissance des propriétés mécaniques d'une soudure. Les spécificités de ces méthodes font qu'elles se prêtent peu à des contrôles *in situ*. En effet, ces méthodes impliquent de prélever un échantillon de soudure pour la caractériser ou d'usiner un réflecteur à proximité de la soudure si la pièce ne comporte pas naturellement un réflecteur dont les propriétés seraient parfaitement connues. Qui plus est, la majorité des approches d'inversion proposées est coûteuse en temps de calcul. L'enjeu de cette thèse, rappelons-le, est alors de proposer une procédure d'optimisation qui soit compatible avec les restrictions imposées par un contrôle *in situ* pour fournir des images ultrasonores fiables.

## Chapitre 2

# Optimisation de l'imagerie TFM dans des soudures anisotropes homogènes aux propriétés mécaniques méconnues

Dans ce deuxième chapitre, on étudie une procédure d'optimisation répondant à la problématique exposée à la fin du premier chapitre. On analyse la fiabilité et la robustesse de l'approche proposée au travers de plusieurs applications dans des structures dont l'anisotropie est homogène. La procédure est détaillée dans une première section. Elle consiste à améliorer itérativement la qualité d'une image TFM d'un réflecteur dans une soudure en faisant varier les paramètres du modèle qui décrit la structure. L'amélioration de l'image repose sur un algorithme d'optimisation, et en l'occurrence, on examine dans une deuxième section deux algorithmes reposant sur des principes très différents : l'algorithme du gradient et l'optimisation par essaim particulaire. La troisième section présente une preuve de concept avec des données simulées. Elle met en avant la capacité de l'optimisation à produire des images TFM de qualité, corrigées des dégradations dues à l'anisotropie, et à estimer avec précision les propriétés régissant la propagation dans la structure. La dernière section est dédiée à une validation expérimentale avec trois maquettes (deux soudures en V et une couche de revêtement en acier inoxydable).

## 2.1 Présentation de la procédure d'optimisation

*Cette section décrit la procédure d'optimisation élaborée pour imager des défauts dans des matériaux anisotropes aux propriétés mécaniques méconnues. Dans cette procédure, le même jeu de signaux issus de l'acquisition FMC est itérativement post-traité jusqu'à l'obtention de l'image TFM finale. A chaque itération un algorithme d'optimisation indique les modifications à apporter aux paramètres du modèle de matériau de façon à améliorer la qualité de l'image. La procédure comporte donc quatre étapes : calculer avec CIVA les temps de propagation des ondes associés au modèle de matériau ; construire l'image TFM ; extraire un critère de qualité ; et, déterminer les modifications à apporter aux paramètres du modèle par un algorithme d'optimisation. Le critère de qualité retenu est le maximum d'amplitude d'une indication observée sur l'image TFM.*

### 2.1.1 Description des différentes étapes de la procédure d'optimisation

La méthode proposée pour l'imagerie adaptative des soudures se base sur un schéma itératif qui améliore la qualité d'une image TFM en ajustant les paramètres adéquats du modèle de soudure [52]. La procédure comprend plusieurs étapes organisées selon le logigramme sur la Figure 2.1.

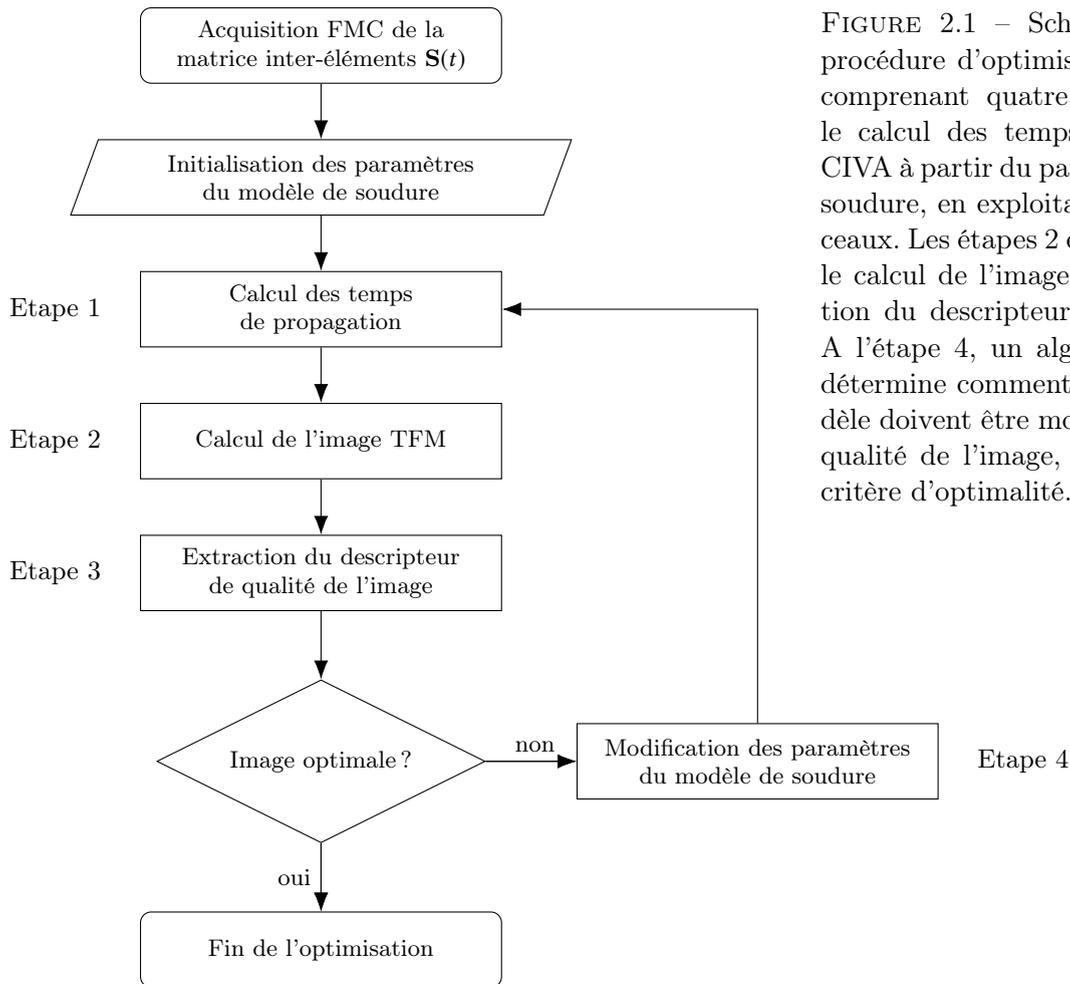


FIGURE 2.1 – Schéma synoptique de la procédure d'optimisation des images TFM comprenant quatre étapes. L'étape 1 est le calcul des temps de propagation dans CIVA à partir du paramétrage du modèle de soudure, en exploitant la méthode des pincesaux. Les étapes 2 et 3 sont respectivement le calcul de l'image TFM et la détermination du descripteur de qualité de l'image. A l'étape 4, un algorithme d'optimisation détermine comment les paramètres du modèle doivent être modifiés pour améliorer la qualité de l'image, jusqu'à satisfaction du critère d'optimalité.

Après l'acquisition FMC des signaux impulsionnels inter-éléments, il faut initialiser la procédure d'optimisation. On définit alors des valeurs pour les paramètres du modèle qui décrivent la soudure et qui sont pertinents pour l'optimisation. L'approche la plus simple est d'initialiser les paramètres de façon aléatoire dans une plage de variation fixée. Ensuite, la procédure entre dans la phase d'optimisation, divisée en quatre étapes.

La première étape s'appuie sur la méthode des pincesaux, décrite dans le chapitre précédent, pour calculer les temps de propagation d'une onde se propageant dans le matériau. Ces temps de propagation sont ensuite utilisés, dans une deuxième étape pour le calcul d'une image TFM selon l'équation (1.4). A la troisième étape, un estimateur détermine la qualité de l'image calculée. Si le critère d'optimalité n'est pas satisfait, on atteint la quatrième étape, où un algorithme d'optimisation indique comment modifier les paramètres du modèle décrivant le matériau pour améliorer la qualité de l'image. On revient alors à la première étape, avec un nouveau jeu de valeurs pour les propriétés du matériau. L'optimisation s'arrête lorsque le critère d'optimalité est satisfait.

Cette approche ne s'intéresse qu'à l'image reconstruite et aux informations qu'elle contient pour évaluer son optimalité. En particulier, on s'intéresse à l'écho dégradé d'un réflecteur inconnu pouvant être un défaut ou le fond de la pièce. Le critère d'arrêt n'inclut donc pas de notion de comparaison avec une référence : on ne compare pas l'image à d'autres issues de la simulation, et on ne s'appuie pas sur la connaissance précise de la position du défaut. L'intérêt est de s'affranchir des *a priori* contraignants sur lesquels se basent d'autres approches en CND (cf. Chapitre 1, Section 1.4).

Dans la suite, comme on sera amené à calculer un grand nombre d'images, la zone de reconstruction sera limitée à une région de  $10 \times 10 \text{ mm}^2$  pour diminuer les temps de calcul. Cette région sera centrée autour de l'écho d'intérêt qu'on souhaite optimiser, et l'image sera calculée avec une définition de  $N_x \times N_z = 51 \times 101$  pixels. Cette définition correspond à une résolution de  $\lambda/5$  suivant l'axe X et de  $\lambda/10$  suivant Z, où  $\lambda = 1,18 \text{ mm}$  est la longueur d'onde des ondes longitudinales à 5 MHz se propageant dans un acier avec une célérité de  $5\,900 \text{ m.s}^{-1}$ . On rappelle également que les images sont reconstruites en considérant uniquement la propagation d'ondes quasi-longitudinales (les ondes transversales sont ignorées) et des trajets directs entre le traducteur multi-éléments et les points de la zone de reconstruction.

## 2.1.2 Choix des réflecteurs artificiels et du modèle de matériau

L'objectif principal de cette procédure d'optimisation est de produire des images de qualité, corrigées des effets de l'anisotropie, lorsqu'une indication est détectée sur l'image initiale. Pour tous les échantillons traités dans ce manuscrit (soudures et revêtement), les réflecteurs à imager sont des défauts artificiels (trous génératrice) dont les caractéristiques sont parfaitement connues, néanmoins, on les considérera comme étant inconnus au moment de l'inspection et on les exploitera pour valider les résultats de l'optimisation.

Les soudures considérées ici sont à base d'alliages métalliques. On peut donc restreindre le domaine de recherche des paramètres d'anisotropie à des valeurs avoisinant, par exemple, celles de l'acier constituant le métal d'apport, s'il est connu, ou à défaut le métal de base. A ce propos, on fait l'hypothèse que les matériaux en jeu possèdent une élasticité de type orthotrope, ce qui donne plus de liberté lors de l'optimisation car on peut considérer les trois directions de l'espace comme étant indépendantes, sans ajouter trop d'inconnues au problème ; le cas où certaines directions sont corrélées étant un cas particulier d'orthotropie. On peut alors réduire à quatre le nombre de composantes du tenseur élastique jouant un rôle dans l'optimisation des images, en considérant la propagation d'ondes quasi-longitudinales dans le plan XZ (cf. annexe A). Il convient de préciser que la caractérisation du matériau n'est pas l'enjeu principal de l'étude, même si, pour les soudures traitées dans ce chapitre, optimiser l'image d'un réflecteur revient à caractériser le matériau, compte tenu de l'homogénéité de l'anisotropie.

## 2.1.3 Choix de l'amplitude maximale comme critère d'optimalité

L'estimateur de qualité extrait à la troisième étape de la procédure est le maximum d'amplitude de l'écho du défaut sur l'image. On nomme par la suite cet estimateur  $A_{\text{max}}$ . Plusieurs raisons ont motivé ce choix. Tout d'abord, la comparaison des images sur la Figure 1.19 montre qu'il y a un lien direct entre la détérioration de l'image et l'amplitude de l'écho, ce qui a été

corroboré par d'autres simulations réalisées avec différentes configurations d'inspection. Ce lien a par ailleurs été confirmé dans [53] où le modèle de soudure est optimisé grâce à l'image d'un réflecteur parfaitement connu. Ceci s'explique par l'équation d'imagerie (1.4) dont la somme des signaux n'est plus cohérente dès lors que les temps de propagation théoriques  $t_n(\mathbf{r})$  s'écartent significativement des temps de propagation physiques. La sommation incohérente tend à réduire l'amplitude de l'écho du défaut et à favoriser son étalement, voire son « éclatement » en plusieurs échos de plus faibles amplitudes. En plus d'être corrélé à la qualité de l'image, l'estimateur Amax permet de réduire l'information contenue dans une image de  $51 \times 101$  pixels à un simple scalaire. L'optimisation est alors mono-objectif.

Plusieurs autres estimateurs ont été envisagés et évalués pour remplacer ou compléter l'optimisation par l'estimateur Amax : le « Rapport Signal-sur-Bruit » (RSB), l'aire de l'écho à mi-hauteur, la moyenne des amplitudes et la somme du carré des amplitudes au-dessus de Amax – 6 dB. Plus loin dans ce chapitre, on discute de la forte corrélation entre ces indicateurs et Amax.

*La procédure d'optimisation présentée repose sur la mesure de l'amplitude maximale de l'image d'un réflecteur pour évaluer les modifications à apporter aux paramètres du modèle de matériau et itérativement améliorer la qualité de l'image TFM. On se restreint pour l'instant à l'imagerie de défauts artificiels de type « trous génératrice » avec des ondes quasi-longitudinales. L'image est calculée dans une zone de taille réduite autour du réflecteur pour diminuer les temps de calcul et n'avoir qu'un seul écho à maximiser dans la zone d'intérêt. Enfin, on fait l'hypothèse que l'anisotropie des matériaux est de type orthotrope, ce qui permet de réduire le nombre de paramètres du modèle affectant la propagation des ondes quasi-longitudinales.*

## 2.2 Algorithmes du gradient et de l'essaim particulière pour l'optimisation d'images

*Cette section présente deux algorithmes d'optimisation qui sont utilisés dans la suite de ce chapitre pour optimiser les images TFM. Le premier est une montée de gradient : optimiseur local qui a été implémenté avec un pas d'apprentissage décroissant et pour lequel on a défini ici une stratégie de redémarrage à chaud. L'intérêt est d'être en mesure d'explorer l'espace de recherche avec la capacité de s'extraire des points critiques tout en proposant une convergence robuste et fiable. Le deuxième algorithme est un essaim particulière : optimiseur global qui mimique le comportement social d'un banc de poissons et utilisé ici dans sa formulation classique. Ces deux algorithmes sont ici détaillés, illustrés et accompagnés de leur pseudo-code.*

### 2.2.1 Généralités sur les algorithmes d'optimisation

Il existe une très grande variété d'algorithmes d'optimisation, chacun possédant de multiples variantes et pouvant être combiné avec d'autres algorithmes. On pourrait même avancer qu'il existe un algorithme propre à chaque cas d'application. Ces techniques, issues de la science des données, se retrouvent en particulier pour la résolution de problèmes inverses et dans l'apprentissage machine. L'objectif n'est pas ici de fournir un état de l'art exhaustif sur les méthodes

d'optimisation existantes, mais d'expliciter la démarche suivie pour répondre à la problématique posée.

De façon générale, on peut définir un problème d'optimisation par la relation  $\mathbf{y} = \mathcal{M}(\mathbf{x})$ , où  $\mathbf{x}$  est la matrice des variables de contrôle permettant d'obtenir le vecteur des observables  $\mathbf{y}$ , après application de la fonction  $\mathcal{M}$ . Dans notre cas d'étude,  $\mathbf{x}$  et  $\mathbf{y}$  sont respectivement les paramètres du modèle de soudure et l'estimateur Amax, et la fonction  $\mathcal{M}$  représente le calcul de l'image TFM et l'extraction de Amax.

La procédure d'optimisation proposée à la section précédente exploite un unique observable de l'image. L'optimisation est donc mono-objectif, par opposition à une optimisation multi-objectif qui contraindrait d'avoir un compromis d'optimalité entre les différents critères. De plus, il s'agit de faire modifier les valeurs de  $\mathbf{x}$ , associées aux paramètres du modèle de soudure, pour augmenter l'amplitude maximale de l'écho du réflecteur dans l'image. Le problème est donc à variables continues, par opposition aux cas où les variables sont discrètes, par exemple de type binaire ou de type label. Il est à noter que certains problèmes peuvent combiner des variables discrètes et continues. On les nomme problèmes combinatoires. Enfin, le problème en jeu n'est ni linéaire ni stochastique, puisque la relation liant les paramètres du modèle de soudure à Amax, notée ici  $\mathcal{M}$  est non-linéaire et indépendante de tout phénomène aléatoire.

On peut classer les méthodes d'optimisation en deux grandes familles : optimisation locale ou optimisation globale. Si la recherche de l'optimum est conduite uniquement le long d'un chemin d'observation on parle d'optimisation locale. La plus emblématique des méthodes d'optimisation locale est la descente de gradient, avec ses nombreuses variantes [59], notamment utilisées pour entraîner les réseaux neuronaux en apprentissage machine [60, 61, 62]. Et si la recherche est effectuée sur l'intégralité de l'espace des solutions, dans ce cas il s'agit d'une optimisation globale. Un des exemples les plus connus en matière d'optimisation globale est l'algorithme génétique, pour lequel on trouve un très grand nombre d'applications dans des domaines variés comme la classification d'images [63], la physique des particules [64], la théorie du jeu [65], etc.

Dans cette étude, il a été décidé de comparer les résultats obtenus avec des algorithmes appartenant aux deux familles : une montée de gradient et un essaim particulaire. L'avantage de l'algorithme du gradient est qu'il est moins coûteux en temps de calcul qu'une méthode globale en basse dimension. Ce point est important car le temps de calcul d'une image TFM est ce qui va contraindre la durée de l'optimisation. Cependant, cet algorithme n'explore l'espace des solutions que localement et peut donc mal converger vers un optimum local si l'espace est trop complexe. En effet, les algorithmes de descente de gradient sont fortement sensibles aux conditions initiales. L'essaim particulaire sert donc de comparaison et de validation pour les résultats obtenus avec l'algorithme du gradient. L'intérêt est de déterminer si une méthode de recherche locale est suffisante pour converger ou si une méthode globale est plus adaptée.

## 2.2.2 Algorithme de montée de gradient

On détaille ici l'algorithme de montée de gradient qui est utilisé dans la suite du manuscrit pour optimiser les images TFM. Cet algorithme recherche l'optimum de l'espace des solutions en n'exploitant que les informations disponibles autour du point de calcul. On peut assimiler cet algorithme à un randonneur isolé qui cherche son objectif dans une forêt dense ; il n'a donc accès qu'à de l'information limitée autour de lui. On rappelle également que l'optimisation ne s'appuie

pas sur une comparaison avec des données connues, ni sur l'erreur d'un modèle par rapport à une mesure. Dans ce cas, l'algorithme doit suffisamment parcourir l'espace des solutions pour trouver l'optimum. On précise aussi que, dans notre cas d'étude, le gradient de la fonctionnelle, également appelée fonction coût ou fonction d'erreur, se calcule directement en observant les variations de Amax autour de la position d'observation.

L'algorithme proposé dans ce manuscrit est une montée de gradient modifiée avec un pas d'apprentissage décroissant et une stratégie de redémarrage à chaud, similaire à [66], pour améliorer la convergence. Ces deux améliorations sont décrites ci-dessous et leur pertinence sera discutée au travers d'une preuve de concept avec des données simulées dans la prochaine section.

La recherche de l'optimum à l'aide l'algorithme du gradient est régie par l'équation :

$$\mathbf{x}_{j+1} = \mathbf{x}_j + \eta_j \frac{\nabla \mathcal{M}(\mathbf{x}_j)}{|\nabla \mathcal{M}(\mathbf{x}_j)|} . \quad (2.1)$$

$\eta_j$  est le pas d'apprentissage à l'itération  $j \in \mathbb{N}$  de la montée de gradient. Il suit une loi de décroissance à mesure que  $j$  croît. La position du point de calcul  $j$  est repérée par le vecteur des propriétés du matériau  $\mathbf{x}_j$ . Dans notre cas,  $\mathbf{x}_j \in \mathbb{R}^D$ , où  $D$  est le nombre de variables du problème. Cette position est associée à une valeur de Amax calculée par  $\mathcal{M}(\mathbf{x}_j)$ . Le gradient du critère Amax est localement estimé par différences finies centrées à chaque itération. Il y a donc deux images à calculer pour chaque variable du modèle de soudure :

$$\nabla \mathcal{M}(\mathbf{x}_j) = \frac{\mathcal{M}(\mathbf{x}_j + \mathbf{h}) - \mathcal{M}(\mathbf{x}_j - \mathbf{h})}{2\mathbf{h}} , \quad (2.2)$$

où  $\mathbf{h}$  est un vecteur de perturbation infinitésimal. On impose de normaliser le gradient  $\nabla \mathcal{M}$  de façon à simplifier l'affinage des hyper-paramètres de l'algorithme : avec un gradient de poids unitaire l'optimisation est uniquement portée par le pas d'apprentissage  $\eta_j$ .

La première question à aborder est : quelle loi de décroissance donner au pas d'apprentissage ? On trouve dans la littérature de nombreuses solutions pour avoir une décroissance optimale du pas d'apprentissage [59, 66, 67, 68, 69, 70]. Dans notre cas d'étude, quatre lois de décroissance du pas ont été évaluées :

$$\text{Linéaire :} \quad \eta_j = \frac{j}{J}(\eta_J - \eta_0) + \eta_0 , \quad (2.3)$$

$$\text{Cosinus :} \quad \eta_j = -(\eta_J - \eta_0) \cos\left(\frac{\pi j}{2J}\right) + \eta_J , \quad (2.4)$$

$$\text{Linéaire} \times \text{Cosinus :} \quad \eta_j = (\eta_J - \eta_0) \cos\left(\frac{\pi j}{2J}\right) \left[\frac{j}{J} - 1\right] + \eta_J , \quad (2.5)$$

$$\text{Linéaire} \times \text{Cosinus}^2 : \quad \eta_j = (\eta_J - \eta_0) \cos^2\left(\frac{\pi j}{2J}\right) \left[\frac{j}{J} - 1\right] + \eta_J , \quad (2.6)$$

où  $\eta_0$  et  $\eta_J$  sont respectivement les valeurs initiale et finale que prend le pas d'apprentissage. On a fixé  $\eta_J = 0,05\eta_0$ .  $J$  est le nombre maximum d'itérations pour atteindre la fin de la décroissance. On ne considère pas ici un pas d'apprentissage constant puisqu'il a déjà été démontré que l'algorithme converge mal dans ce cas [71]. Les lois proposées sont tracées sur la Figure 2.2.

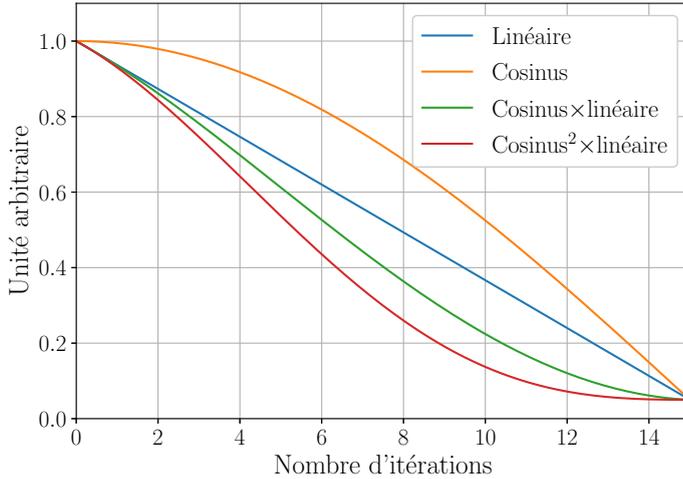


FIGURE 2.2 – Lois de décroissance du pas d'apprentissage de l'algorithme de montée de gradient. La décroissance est ici arbitrairement fixée sur 15 itérations à titre d'illustration. Le pas final est fixé à 5% de la valeur initiale de façon à être suffisamment petit mais non nul.

Pour mieux comprendre les avantages d'un pas d'apprentissage décroissant, il faut mentionner les deux temps de recherche d'un algorithme d'optimisation. Ces deux phases sont appelées « exploration » et « exploitation » [72]. L'exploration, en début de recherche, désigne les itérations successives durant lesquelles l'algorithme « apprend » l'espace des solutions pour atteindre une région optimale. On pourrait également la qualifier de phase de découverte. L'exploitation est la phase durant laquelle l'algorithme affine sa recherche pour converger vers la solution idéale. Appliquer un algorithme d'optimisation consiste donc à trouver un compromis entre les temps d'exploration et d'exploitation ; le but étant de pouvoir voyager rapidement à travers l'espace des solutions pour accéder à la région optimale, sans la manquer, puis de converger rapidement et finement vers l'optimum.

Pour les différents cas traités dans ce manuscrit, il sera toujours question de plus de trois variables. C'est à dire qu'il y aura toujours plus de trois paramètres qui seront modifiés dans le modèle de soudure. Il n'est donc pas possible de visualiser la complexité de l'espace des solutions en faisant varier toutes les variables simultanément et on devra se limiter à des coupes 2D du problème. On peut néanmoins supposer que l'espace sera suffisamment complexe pour posséder un certain nombre de points critiques et d'optimaux locaux, qui risquent de bloquer l'exploration. C'est là que le redémarrage à chaud intervient.

Une fois que l'algorithme a terminé son cycle exploration-exploitation au bout des  $J$  itérations, un nouveau cycle d'optimisation est démarré à partir de la position  $\mathbf{x}_J$  qui vient d'être atteinte. Le démarrage à chaud réinitialise le pas d'itération à la valeur  $\eta_0$  et un nouveau cycle exploration-exploitation démarre. De façon à s'extraire d'un point col où le gradient serait nul, on impose un saut d'une distance  $\eta_0$  dans une direction aléatoire qui atteint la nouvelle position  $\mathbf{x}_0$ . Une illustration du redémarrage à chaud et des cycles d'optimisation est visible sur la Figure 2.3, qui n'est pas sans rappeler les schémas numériques de type « leap-frog ».

Dans la mesure où il n'y a pas de notion d'erreur ou comparaison portée par la fonctionnelle, un certain nombre de redémarrages est nécessaire pour approcher au moins une fois l'optimum global. Il suffit ensuite de regarder sur le trajet de l'optimisation la position, physiquement acceptable, qui aura donné la plus grande valeur de  $A_{max}$ .

On peut noter que l'algorithme de gradient proposé ici ne comporte que trois hyper-paramètres qui contrôlent l'optimisation : la valeur initiale  $\eta_0$  du pas d'apprentissage, le nombre d'itérations  $J$  d'un cycle avant redémarrage et le nombre  $R$  de redémarrage à chaud.

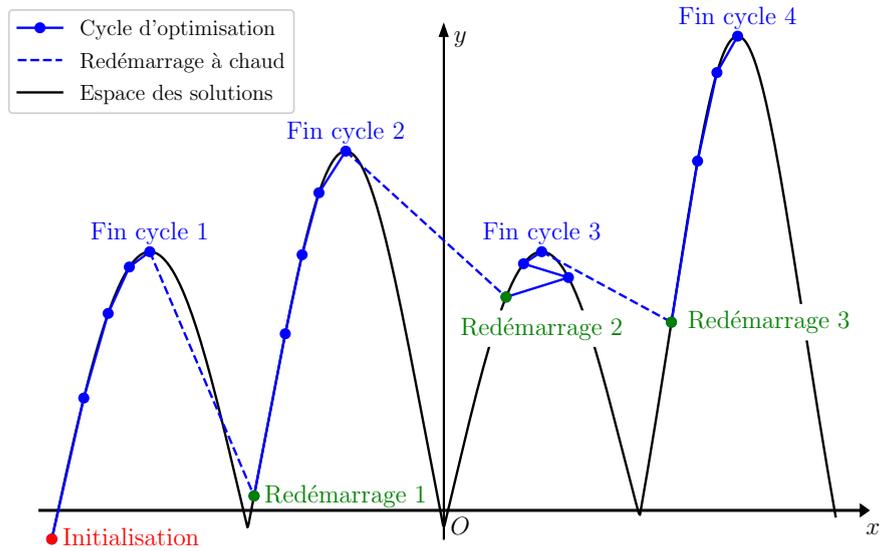


FIGURE 2.3 – Illustration des cycles d’optimisation et de redémarrage à chaud dans un espace 1D. On initialise la position de calcul aléatoirement (point rouge) et un premier cycle commence jusqu’à atteindre le nombre maximal d’itérations. Lorsque le cycle est fini, on force l’algorithme à se déplacer dans une direction aléatoire (point vert) pour débiter un nouveau cycle : c’est le redémarrage à chaud. L’algorithme s’arrête lorsque le nombre maximal de cycles est atteint. L’espace des solutions tracé ici sert juste d’exemple et n’est en aucun cas représentatif des espaces rencontrés dans cette étude.

Pour une synthèse des étapes de calcul dans l’algorithme du gradient associé à un pas décroissant et des redémarrages à chaud, on pourra se référer aux lignes de pseudo-code ci-après.

---

**Algorithm 1:** Montée de gradient avec pas d'apprentissage décroissant et redémarrage à chaud

---

**Entrées:** Espace des solutions  $\Omega$   
**Sorties:**  $\mathbf{x}_{optimale}$   
**Data:** Hyper-paramètres :  $\eta_0$ , J et R

```
1 Initialiser  $\mathbf{x}_0 \in \Omega$ 
  // Initialisation aléatoire
2
3 for  $r = 0, \dots, R$  do
  // Boucle des redémarrages à chaud
4
5  for  $j = 0, \dots, J - 1$  do
    // Boucle d'un cycle d'optimisation
6    Calculer  $\nabla \mathcal{M}(\mathbf{x}_j)$ 
7    Déterminer  $\eta_j$ 
8    Appliquer  $\mathbf{x}_{j+1} = \mathbf{x}_j + \eta_j \frac{\nabla \mathcal{M}(\mathbf{x}_j)}{|\nabla \mathcal{M}(\mathbf{x}_j)|}$ 
9    Calculer  $\mathcal{M}(\mathbf{x}_{j+1})$ 
10
11    if  $\mathcal{M}(\mathbf{x}_{j+1}) > \mathcal{M}(\mathbf{x}_j)$  et  $\mathbf{x}_{j+1} \in \Omega$  then
      // Mise en mémoire de la position si elle est meilleure que la précédente
12       $\mathbf{x}_{optimale}^r = \mathbf{x}_{j+1}$ 
13
14      if  $j + 1 = J$  then
        // Réinitialisation en vue du redémarrage
15        Recalculer  $\mathbf{x}_0 = \mathbf{x}_{j+1} + \eta_0 * \mathbf{rand}(1)$  //  $\mathbf{rand}(1)$  est de composantes aléatoires
          entre 0 et 1
16
17 for  $r = 1, \dots, R - 1$  do
  // Extraction de la solution optimale
18   $\mathbf{x}_{optimale} = \mathbf{x}_{optimale}^{r=0}$ 
19  if  $\mathcal{M}(\mathbf{x}_{optimale}^r) > \mathcal{M}(\mathbf{x}_{optimale})$  then
20     $\mathbf{x}_{optimale} = \mathbf{x}_{optimale}^r$ 
```

---

### 2.2.3 Algorithme de l'essaim particulaire

L'optimisation par essaim particulaire (PSO pour Particle Swarm Optimization) est une technique d'optimisation globale initialement proposée par Kennedy et Eberhart [73, 74] pour la phase d'apprentissage d'un réseau de neurones. Cet algorithme est inspiré des comportements sociaux et la communication observés chez des espèces animales à intelligence individuelle limitée, par exemple un banc de poisson ou une volée d'oiseaux, mais présentant une forte cohésion sociale qui assure la survie et le développement de l'essaim. Ainsi, contrairement à l'algorithme de gradient, la recherche est effectuée par plusieurs individus répartis dans l'espace des solutions et communiquant les uns avec les autres. L'avantage de cette approche est qu'on peut alors contrôler la qualité de l'optimisation en fonction de la dispersion de l'essaim dans l'espace des solutions. Il n'y a pas besoin de sur-explorer pour atteindre l'optimum, contrairement à la méthode du gradient. Cependant, cela induit des coûts en calcul plus grands de façon à avoir suffisamment de particules pour couvrir l'ensemble de l'espace des solutions. Il faut donc trouver un compromis entre nombre de particules et temps de calculs.

On utilise ici une formulation classique de l'essaim particulaire [75], sans amélioration, qui est illustré sur la Figure 2.4. Le déplacement de chaque particule de l'essaim, aléatoirement initialisé, est dépendant de plusieurs informations : l'inertie de la particule  $\mathbf{V}_j$ , la meilleure position enregistrée lors des déplacements précédents  $\mathbf{Q}_p$  et la meilleure position enregistrée par l'ensemble de l'essaim  $\mathbf{Q}_s$ . Considérons un essaim de particules défini par la matrice de position  $\mathbf{X}_j \in \mathbb{R}^{Q \times D}$  à l'itération d'optimisation  $j$ , avec  $Q$  le nombre de particules dans l'essaim et  $D$  le nombre de variables du problème. Le déplacement de l'essaim à l'itération suivante obéit à :

$$\mathbf{X}_{j+1} = \mathbf{X}_j + \mathbf{V}_{j+1} , \quad (2.7)$$

où  $\mathbf{V}_{j+1}$ , l'inertie des particules à l'itération  $j + 1$ , s'écrit :

$$\mathbf{V}_{j+1} = \alpha \mathbf{V}_j + \beta (\mathbf{Q}_p - \mathbf{X}_j) + \gamma (\mathbf{Q}_s - \mathbf{X}_j) . \quad (2.8)$$

$\mathbf{Q}_p$  contient les meilleures positions précédemment atteintes pour chacune des particules.  $\mathbf{Q}_s$  est la meilleure position enregistrée atteinte par au moins une particule de l'essaim. Les coefficients  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$  sont définis de façon à pondérer le déplacement des particules suivant les grandeurs  $\mathbf{V}_j$ ,  $\mathbf{Q}_p$  et  $\mathbf{Q}_s$ . Suivant une étude antérieure des meilleures hyper-paramètres pour PSO, on impose  $\alpha = \beta = \gamma = 0,5$  [75]. On choisit d'initialiser  $\mathbf{V}_0$  à la valeur 0.

La convergence de l'essaim est ici contrôlée par deux écart-types. Le premier est calculé suivant chaque dimension de la matrice des positions  $\mathbf{X}_j$ . Le second est celui des sorties  $\mathbf{y}_j$  associées. Lorsque l'un des deux écart-types atteint un seuil d'optimalité prédéfini, l'optimisation s'arrête. On définit également un nombre maximal d'itérations  $J$  pour stopper la recherche si la convergence n'aboutit pas.

La simplicité de cet algorithme rend son implémentation aisée. Il est aussi facilement modifiable pour s'adapter à un grand nombre de configurations, notamment en grande dimension, tout en produisant des résultats satisfaisants. On peut en particulier citer divers travaux d'amélioration du PSO comme des sous-essaims [76], le confinement de particules [77], des coefficients à inertie dynamique [78], l'hybridation [79], etc.

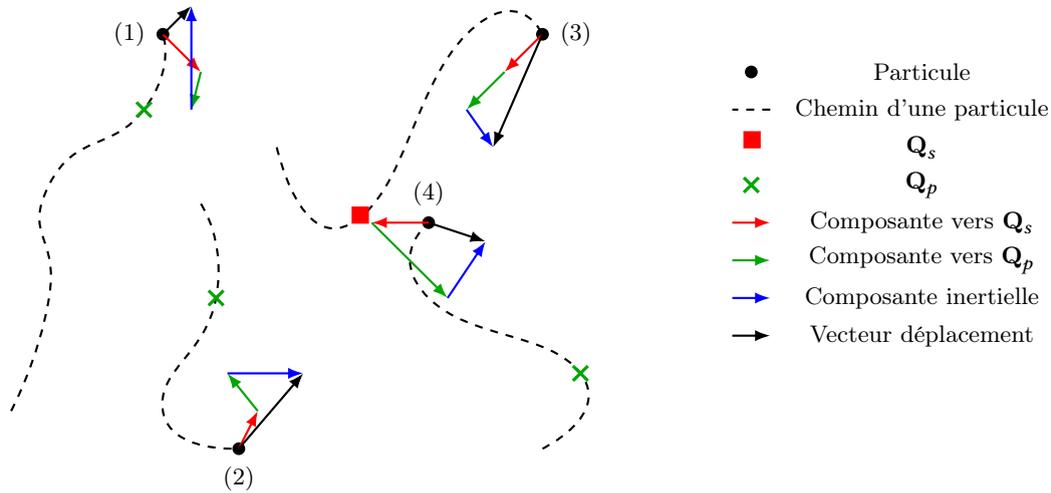


FIGURE 2.4 – Illustration du fonctionnement d’un essaim particulaire dans un espace 2D quelconque. Le chemin emprunté par chaque particule, numérotée ici de (1) à (4), est régi par le vecteur déplacement (flèche noire) qui indique le déplacement vers une nouvelle position. Ce vecteur est construit en sommant trois composantes : l’attraction par la meilleure position (carré rouge) enregistrée par l’essaim, l’attraction par la meilleure position (croix verte) enregistrée sur le chemin de la particule et l’inertie de la particule. Ces trois composantes sont respectivement indiquées par les flèches rouges, vertes et bleues sur le schéma.

Pour une synthèse des étapes de calcul de l’algorithme d’essaim particulaire, on pourra se référer aux lignes de pseudo-code ci-après.

*Dans cette section, les deux algorithmes retenus pour la procédure d’optimisation ont été présentés. Le premier est une montée de gradient qui a été modifiée avec un procédé de redémarrage à chaud couplé à un pas d’apprentissage décroissant, de façon à s’extraire des points critiques éventuellement rencontrés lors de la recherche de l’optimum. Le second est une optimisation par essaim particulaire qui sera implémentée dans sa formulation classique compte tenu de la simplicité des soudures traités dans ce chapitre. L’intérêt de comparer ces deux algorithmes est de déterminer lequel des deux offre les meilleurs convergence et résultats pour ensuite l’appliquer à des soudures réalistes.*

---

**Algorithm 2:** Algorithme d'essaim particulaire

---

**Entrées:** Espace des solutions  $\Omega$

**Sorties:**  $\mathbf{X}_{optimale}$

**Data:** Hyper-paramètres :  $\alpha, \beta, \gamma$  et  $Q$  //  $Q$  est le nombre de particules de l'essaim

```
1 Initialiser  $\mathbf{X}_0 \in \Omega$ 
   // Initialisation aléatoire
2  $\mathbf{V}_0 = 0$ 
3  $\mathbf{Q}_p = \mathbf{X}_0$ 
4
5  $\mathbf{Q}_s = \mathbf{x}_0^1$ 
6 for  $q = 1, \dots, Q$  do
   // Recherche de  $\mathbf{Q}_s$  parmi  $\mathbf{X}_0$  où  $\mathbf{x}_0^q$  est le sous-vecteur de  $\mathbf{X}_0$  correspondant à la  $q$ -ième
   // particule.
7   if  $\mathcal{M}(\mathbf{Q}_s) < \mathcal{M}(\mathbf{x}_0^{q+1})$  then
8      $\mathbf{Q}_s = \mathbf{x}_0^{q+1}$ 
9
10 for  $j = 0, \dots, J$  do
   // Boucle d'optimisation
11    $\mathbf{V}_{j+1} = \alpha \mathbf{V}_j + \beta(\mathbf{Q}_p - \mathbf{X}_j) + \gamma(\mathbf{Q}_s - \mathbf{X}_j)$ 
12    $\mathbf{X}_{j+1} = \mathbf{X}_j + \mathbf{V}_{j+1}$ 
13
14   if  $STD(\mathbf{X}_{j+1}) < STD_{X-critère}$  ou  $STD(\mathcal{M}(\mathbf{X}_{j+1})) < STD_{y-critère}$  then
   // Test de convergence
15      $\mathbf{X}_{optimale} = \mathbf{X}_{j+1}$ 
16
17   else
   // Mise à jour de  $\mathbf{Q}_s, \mathbf{Q}_p$ .
18     for  $q = 1, \dots, Q$  do
19       if  $\mathcal{M}(\mathbf{Q}_s) < \mathcal{M}(\mathbf{x}_j^q)$  then
20          $\mathbf{Q}_s = \mathbf{x}_j^q$ 
21
22       if  $\mathcal{M}(\mathbf{Q}_p^q) < \mathcal{M}(\mathbf{x}_j^q)$  then
23          $\mathbf{Q}_p^q = \mathbf{x}_j^q$ 
```

---

## 2.3 Évaluation numérique sur une soudure en V anisotrope et homogène

*Cette section donne une première preuve de concept de la procédure d'optimisation avec des signaux simulés avec la plateforme CIVA. La maquette qui a été définie pour réaliser les simulations est représentative d'un échantillon de soudure prêté par EDF dans le cadre du projet européen ADVISE. Les images expérimentales obtenues avec cet échantillon seront présentées et discutées en fin de chapitre. La particularité de cette soudure est qu'elle a été réalisée de sorte à ce que ses propriétés mécaniques soient quasi homogènes, simplifiant ainsi le problème d'optimisation. En premier lieu, cette section décrit la soudure, le capteur et la configuration d'inspection définis pour les simulations. Ensuite, une étude préliminaire s'appuyant sur la construction d'un méta-modèle par régression de ridge à noyau, et sur une analyse de sensibilité par indices de Sobol, met en avant la sensibilité du critère Amax à certains paramètres du modèle. On montre en revanche que la localisation de l'écho est sensible à des paramètres différents et que cela nécessite de prendre en compte tous les paramètres dans l'optimisation. Enfin, l'optimisation est appliquée et on démontre que la procédure fournit une image finale de qualité, corrigée des effets de l'anisotropie, où l'écho du défaut est clairement repéré, et qu'on est capable de caractériser le matériau méconnu avec un faible taux d'erreur.*

### 2.3.1 Configuration d'inspection et définition de la soudure

La maquette considérée dans cette preuve de concept numérique est en Inconel 182 (alliage à base de nickel) et on définit une structure anisotrope et homogène avec une symétrie polycristalline orthotrope. La configuration d'inspection pour réaliser les simulations est présentée sur la Figure 2.5. Le capteur multi-éléments reste inchangé par rapport aux expériences et aux simulations précédentes (64 éléments, fréquence centrale de 5 MHz et pas inter-éléments de 0,6 mm). Il est immergé dans l'eau et positionné parallèlement à la surface de l'échantillon à une distance de 20 mm. Trois trous génératrice de 2 mm de diamètre ont été usinés dans la soudure à différentes profondeurs (20 mm, 30 mm et 40 mm), le traducteur étant centré sur celui à 30 mm de profondeur pour simuler l'acquisition FMC. Pour cette simulation, le signal d'excitation reste de type Gaussien avec une bande passante à mi-hauteur fixée à 80 % et un échantillonnage à 100 MHz. Le modèle utilisé dans CIVA pour simuler les échos est la méthode de séparation des variables [80], sans prendre en compte l'atténuation et sans simulation du bruit de structure.

On considère ici une propagation 2D d'ondes Quasi-Longitudinales (QL), ce qui permet de réduire le nombre d'inconnues dans le problème d'optimisation pour décrire la vitesse de phase  $V_{QL}$  des ondes quasi-longitudinales [34] (cf. annexe A) :

$$V_{QL} = \frac{\sqrt{\Gamma_{11} + \Gamma_{33} + \sqrt{(\Gamma_{11} - \Gamma_{33})^2 + 4\Gamma_{13}^2}}}{\sqrt{2\rho}} . \quad (2.9)$$

Les composantes du tenseur de Christoffel s'écrivent :

$$\begin{cases} \Gamma_{11} = C_{11} \sin^2(\theta_i - \theta_y) + C_{55} \cos^2(\theta_i - \theta_y) \\ \Gamma_{33} = C_{55} \sin^2(\theta_i - \theta_y) + C_{33} \cos^2(\theta_i - \theta_y) \\ \Gamma_{13} = (C_{13} + C_{55}) \cos(\theta_i - \theta_y) \sin(\theta_i - \theta_y) \end{cases} \quad (2.10)$$

où  $C_{11}$ ,  $C_{13}$ ,  $C_{33}$  et  $C_{55}$  sont les quatre constantes élastiques inconnues du problème et  $\theta_y$  est l'angle d'inclinaison inconnu de la maille cristalline autour de l'axe Y dans le repère de la soudure, qui est équivalent à l'angle d'orientation des grains pour une structure homogène. Le paramètre  $\theta_i$  est l'angle d'incidence des ondes dans le milieu. On impose de connaître la masse volumique du matériau  $\rho = 8,26 \text{ g.cm}^{-3}$ , puisqu'elle agit mathématiquement comme une simple pondération dans l'équation. Les propriétés de la soudure renseignées dans CIVA pour simuler les échos sont données sur la Figure 2.5 et sont jointes aux courbes de lenteur des ondes QL.

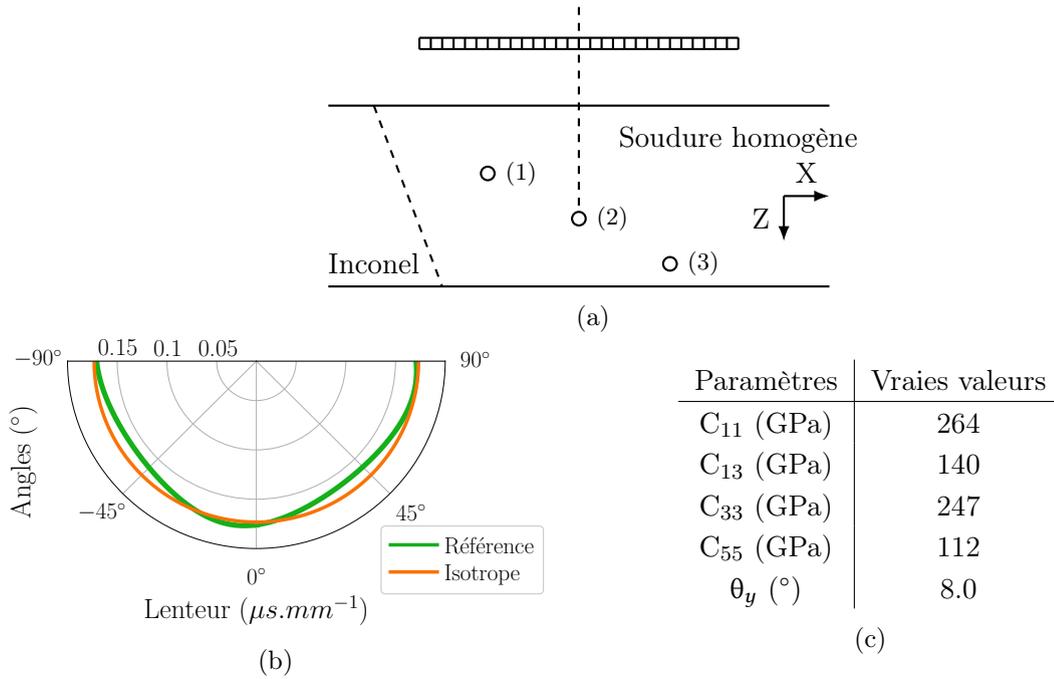


FIGURE 2.5 – Configuration d'inspection utilisée pour simuler les échos dans la soudure en V en Inconel 182 (a) : traducteur linéaire en immersion placé à 20 mm de la surface arasée de la soudure comprenant une série de trois trous génératrice aux profondeurs de 20 mm (1), 30 mm (2) et 40 mm (3) ; les trous sont espacés latéralement de 20 mm et font 2 mm de diamètre. Courbes des lenteurs (b) : ondes quasi-longitudinales dans la soudure de structure cristalline orthotrope (vert) et ondes longitudinales dans un milieu isotrope de célérité  $5\,800 \text{ m.s}^{-1}$  (orange). L'angle de  $0^\circ$  correspond à l'axe Z du plan image (XZ) et l'angle de  $90^\circ$  à l'axe X. Tableau (c) : « vraies » valeurs renseignées dans CIVA pour simuler les échos.

D'après l'équation (2.2), l'estimation du gradient à une position donnée nécessite de reconstruire deux images pour chaque dimension du problème. Avec cinq inconnues, il faut donc calculer dix images TFM. Dans la mesure où on souhaite analyser statistiquement la procédure, on doit l'exploiter de façon intensive. Pour cette raison, un méta-modèle est construit de façon à éluder les calculs coûteux des temps de propagation théoriques et des images TFM (les étapes 1 et 2 sur la Figure 2.1) et ainsi diminuer les temps de calcul. On précise que l'optimisation sera conduite dans une zone image de  $10 \times 10 \text{ mm}^2$  centrée sur le trou génératrice n°2.

### 2.3.2 Méta-modélisation par une régression de ridge à noyau

L'apprentissage machine est une discipline de la science des données qui s'attache à reproduire et extrapoler des phénomènes divers à partir d'une quantité restreinte d'observations et d'informations, comparativement au nombre de dimensions du problème : c'est la malédiction de la dimensionnalité [81]. Les outils les plus en vogue sont aujourd'hui les réseaux de neurones, qui vont du simple Perceptron [82] aux réseaux convolutifs [83] et aux réseaux antagonistes génératifs [84]. En règle générale, ces algorithmes sont indiqués pour traiter des problèmes de grande envergure possédant un grand nombre de variables en entrée. On parle dans ce cas d'apprentissage profond. L'application concernée ici ne possède que cinq dimensions. Il ne s'agit donc pas d'apprentissage profond et on peut utiliser des méthodes à noyaux qui sont des outils plus simples à manier puisqu'ils possèdent peu d'hyper-paramètres, et qui apprennent avec une bonne robustesse et plus rapidement que les réseaux de neurones. On s'intéresse en particulier à la régression de ridge à noyau, qui est une interpolation linéaire régularisée au sens des moindres carrés (régression de ridge) associée à « l'astuce du noyau » pour générer un interpolateur non-linéaire sur une base de données pré-définie.

La Régression de Ridge (RR) est un algorithme de régression linéaire qui introduit un terme de régularisation dans le problème d'interpolation, de manière à réduire la variance de la régression, avec en contre-partie l'augmentation du biais. L'implémentation est ici réalisée en utilisant Scikit-learn, une librairie Python d'apprentissage machine [85].

Considérons un problème de régression sur un jeu de données défini par  $D$  variables, chaque variable est échantillonnée par  $P$  points sur une grille régulière. Le nombre total d'échantillons dans le jeu de données est alors  $M = P^D$ . Dans cette base de données, considérons le paramètre observable  $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_i, \dots, y_M)$ , tel que  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{M \times 1}$  (par ex. : l'amplitude maximale de l'image TFM). On souhaite prédire la valeur de  $\mathbf{y}$  en fonction des variations d'un jeu de paramètres de contrôle  $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_i, \dots, \mathbf{x}_M)$ , avec  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{M \times D}$  et  $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^{1 \times D}$  (par ex. : les quatre constantes élastiques et l'inclinaison de la maille cristalline). La régression linéaire standard s'appuierait sur la méthode des moindres carrés pour calculer le vecteur des pondérations  $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^{D \times 1}$ , tel que  $\mathbf{y} = \mathbf{X}\mathbf{w}$ . L'inconvénient est que si le nombre  $M$  d'échantillons est insuffisant, la variance de  $\mathbf{w}$  devient grande, ce qui rend la prédiction inexploitable pour des  $\mathbf{x}_i$  autres que ceux utilisés par la régression. Pour cette raison, la RR contrôle la variance de  $\mathbf{w}$  en introduisant le terme de pénalisation  $\mu \in \mathbb{R}$ . La RR consiste alors à minimiser la fonction coût  $J(\mathbf{w})$  :

$$J(\mathbf{w}) = \|\mathbf{X}\mathbf{w} - \mathbf{y}\|^2 + \mu\|\mathbf{w}\|^2 . \quad (2.11)$$

L'utilisation de la norme Euclidienne impose aux coefficients de pondération  $\mathbf{w}$  de décroître lorsqu'ils sont associés à une variable de moindre contribution. La particularité de la RR est que les composantes de  $\mathbf{w}$  ne sont jamais à valeur nulle, contrairement à une régression de type Lasso [86]. En résolvant  $\nabla J(\mathbf{w}) = 0$ , on peut montrer que les coefficients de  $\mathbf{w}$  sont définis par [87] :

$$\mathbf{w} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \mu \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} . \quad (2.12)$$

L'estimation d'un nouvel échantillon  $\mathbf{y}'$  à la position  $\mathbf{x}'$  s'écrit alors :

$$\mathbf{y}' = \mathbf{w}^T \mathbf{x}' = \mathbf{y}^T (\mathbf{X}\mathbf{X}^T + \mu \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}\mathbf{x}' . \quad (2.13)$$

La Régression de Ridge à Noyau (KRR - Kernel Ridge Regression) associe la régression de ridge à « l’astuce du noyau » de façon à transformer la régression linéaire en une régression non-linéaire. Considérons un changement de variable quelconque appliqué au  $i$ -ème paramètre  $\mathbf{x}_i \rightarrow \Phi(\mathbf{x}_i)$ . Considérons également un produit scalaire  $K_{kl} = \Phi(\mathbf{x}_k)\Phi(\mathbf{x}_l)$ , où  $k$  et  $l$  sont les indices des échantillons d’apprentissage. On peut montrer que l’équation (2.13) devient [88] :

$$\mathbf{y}' = \mathbf{y}^T(\mathbf{K} + \mu\mathbf{I})^{-1}\boldsymbol{\kappa} , \quad (2.14)$$

où une composante de  $\boldsymbol{\kappa}$  est  $\boldsymbol{\kappa}_k = \mathbf{x}_k\mathbf{x}'$ . En conséquence, qu’importe le changement de variable, seul le produit scalaire est nécessaire. Cette propriété est connue sous le nom de « l’astuce du noyau ». Le choix du noyau dépend alors du problème abordé.

Le choix de la base de données est une affaire de compromis entre le pas d’échantillonnage désiré et le coût en calcul du méta-modèle KRR. Dans le cas présent, on fait le choix d’utiliser, par simplicité, une grille avec un échantillonnage régulier. Une étude préliminaire de l’espace 5D montre que les variations de Amax sont assez douces suivant chaque dimension, comme le montre les différentes coupes sur la Figure 2.6, où on peut remarquer que l’estimateur Amax est moins sensible aux variations des paramètres  $C_{11}$  et  $\theta_y$  (figures (a)-(d), (g), (i) et (j)). De plus, puisque KRR bénéficie d’informations *a priori* provenant du choix du noyau, la base de données peut être maillée grossièrement. Dans le cas présent, un échantillonnage de 10 GPa pour les constantes élastiques et de  $0,7^\circ$  pour l’angle d’inclinaison de la maille cristalline est suffisant pour décrire les variations de Amax avec une bonne précision.

Du point de vue de la complexité, Scikit-learn calcule la pseudo-inverse de l’équation (2.14) avec une décomposition en valeurs singulières dont la complexité algorithmique est de l’ordre de  $O(M^2)$ , où  $M$  est le nombre d’échantillons [89]. On rappelle qu’il faut calculer une image TFM pour chaque échantillon  $M$ . On choisit ici une base de données de  $M = P^D = 16\,807$  échantillons, donc  $P = 7$  échantillons pour chaque dimension. Les limites de la base de données sont spécifiées dans le tableau 2.1. Elles sont choisies de sorte à fournir une zone d’exploration suffisante tout en incluant les propriétés du matériau utilisées pour simuler les signaux avec CIVA.

Paramètres	Limite inférieure	Limite supérieure
$C_{11}$ (GPa)	230	290
$C_{13}$ (GPa)	90	150
$C_{33}$ (GPa)	230	290
$C_{55}$ (GPa)	70	130
$\theta_y$ ( $^\circ$ )	6	10

Tableau 2.1 – Limites inférieures et supérieures de la base de données Amax considérée pour le calcul du méta-modèle par KRR.

Le choix des hyper-paramètres de la régression KRR (le terme de régularisation de ridge, le type de noyau et ses hyper-paramètres) est un compromis entre la précision de la régression et la fiabilité de la prédiction à des données inconnues (biais *vs* variance). Pour ce faire, la base de données 5D comportant les 16 807 échantillons de Amax est utilisée dans une validation croisée à trois blocs, où 80 % des échantillons sont aléatoirement choisis pour entraîner le méta-modèle KRR, et les 20 % restant servent de test pour la prédiction. L’intérêt de cette méthode est qu’elle permet d’éviter le sur-apprentissage et le biais de sélection des échantillons.

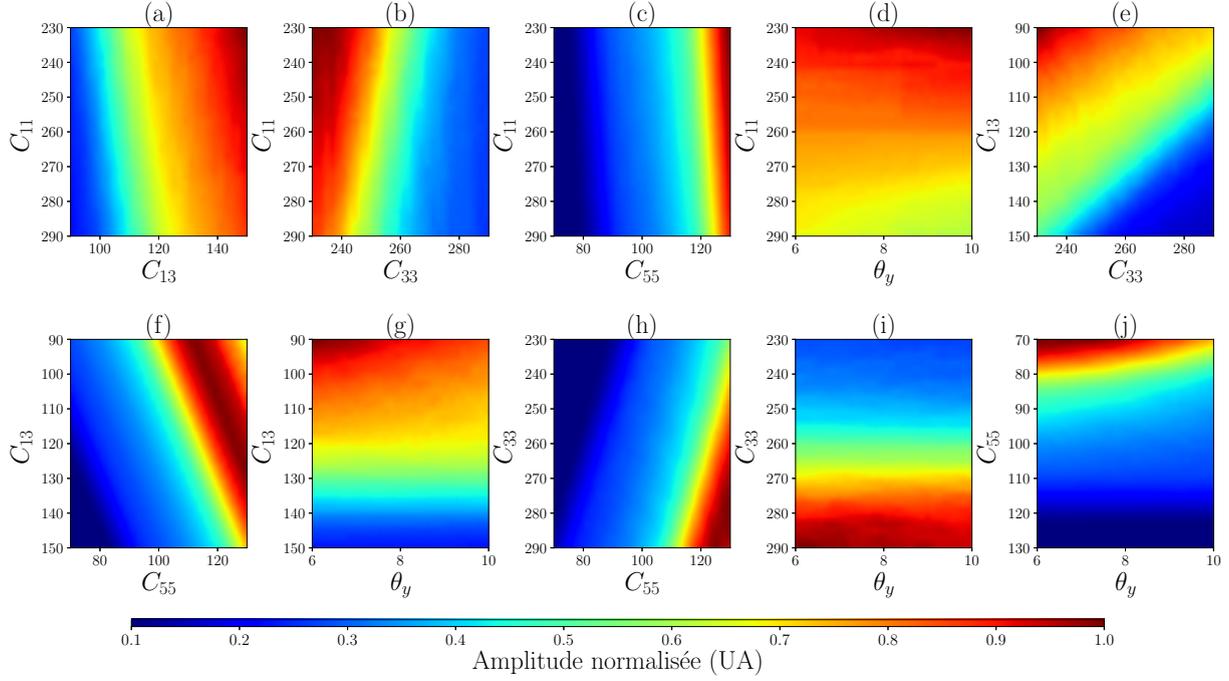


FIGURE 2.6 – Coupes de l’espace des solutions. Les paramètres sont variés deux à deux sur une grille de 900 points autour des coordonnées  $C_{11} = 260$  GPa,  $C_{13} = 100$  GPa,  $C_{33} = 260$  GPa,  $C_{55} = 80$  GPa et  $\theta_y = 8^\circ$ , pour extraire le  $A_{\max}$  des images associées. La plage des variations est la-même que dans le tableau 2.1. Pour plus de lisibilité, l’amplitude de chaque coupe est normalisée par la valeur maximale de  $A_{\max}$  présente en son sein.

Le meilleur noyau est donc choisi par essais et erreurs : pour chaque validation croisée, le type de noyau et ses hyper-paramètres sont modifiés et un critère est calculé pour quantifier l’erreur du modèle. Dans notre cas, la précision de la régression et la fiabilité de la prédiction sont mesurées par le coefficient de détermination (noté  $R^2$ ) durant les phases d’apprentissage et de test. On définit la moyenne des données observées :  $\bar{y} = \frac{1}{m_0} \sum_{i=1}^{m_0} y_i$ , où  $m_0 < M$  est le nombre d’échantillons utilisés pour l’une ou l’autre des phases d’apprentissage ou de test. Le coefficient de détermination pour la prédiction est :

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{\text{res}}}{SS_{\text{tot}}}, \quad (2.15)$$

où la somme des carrés des résidus de la prédiction est

$$SS_{\text{res}} = \sum_i (y_i - y'_i)^2, \quad (2.16)$$

et la somme totale des carrés est

$$SS_{\text{tot}} = \sum_i (y_i - \bar{y})^2. \quad (2.17)$$

L’objectif est alors de trouver le noyau qui produit les meilleurs coefficients de détermination à la fois pour la régression sur les données d’apprentissage et la validation sur les données de test. Plus la valeur de  $R^2$  est proche de 1 (par valeurs inférieures) et plus la régression/prédiction est fiable. On note que  $\mathbf{X}$  est normalisée pour être composée de variables centrées réduites dans chaque dimension du problème. De cette façon, aucune des dimensions n’a de variance plus

grande que les autres, qui pourrait dominer la métrique  $R^2$ . Les valeurs de  $A_{\max}$  contenues dans  $\mathbf{y}$ , obtenues par simulation, sont déjà de l'ordre de l'unité et n'ont pas besoin d'être normalisées. Dans notre cas, le noyau le plus optimal est de type gaussien, comparé à un noyau linéaire et un noyau polynomial :

$$\mathbf{K}(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_l) = \exp\left(-\sigma\|\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_l\|^2\right), \quad (2.18)$$

avec  $\sigma = 3,162 \cdot 10^{-4}$  et un terme de régularisation  $\mu = 1$  pour la pénalisation de ridge. Les coefficients de détermination d'apprentissage et de test sont  $R^2_{\text{apprentissage}} = R^2_{\text{test}} \simeq 1,0$ . Les plages de recherche respectives pour les hyper-paramètres  $\sigma$  et  $\mu$  ont été fixées à  $[10^{-6}, 10^1]$  et  $[10^{-7}, 10^2]$  avec un pas logarithmique de 0,25 pour chacune. Au total, 1 008 méta-modèles KRR ont été calculés et évalués.

Dans l'optique de valider le meilleur méta-modèle KRR, une comparaison avec une base de données différente de celle utilisée durant la procédure de validation croisée (i.e., de nouveaux échantillons simulés obtenus par CIVA) et leur prédiction par KRR est effectuée. La nouvelle base de données comporte 5 000 échantillons générés par Hypercube latin dans l'espace des paramètres du modèle de soudure. On rappelle que  $A_{\max}$  est la valeur maximale de l'amplitude mesurée sur l'image TFM dans une région de  $10 \times 10 \text{ mm}^2$  autour du trou génératrice n°2. Les vraies valeurs de  $A_{\max}$  et celles estimées par KRR sont normalisées et tracées sur la Figure 2.7. On peut voir que l'erreur moyenne absolue pour la prédiction sur des échantillons inconnus est de  $2,4 \pm 2,8 \%$ . On peut donc substituer le méta-modèle KRR à CIVA pour générer de façon fiable de nouveaux échantillons  $[\mathbf{x}, \mathbf{y}]$ .

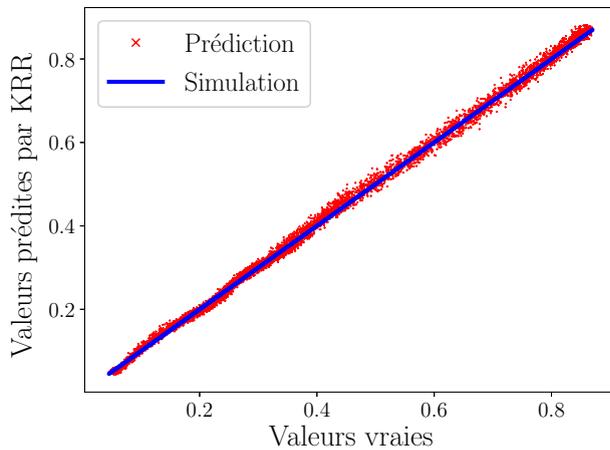


FIGURE 2.7 – Comparaison entre les vraies valeurs de  $A_{\max}$  issues de la simulation (ligne bleue) avec les valeurs prédites par la régression de ridge à noyau (points rouges). Les deux quantités sont tracées avec en abscisse les vraies valeurs de  $A_{\max}$ . Les 5 000 échantillons estimés par le méta-modèle sont générés par Hypercube latin dans l'espace des paramètres du modèle de soudure.

Du point de vue de la mémoire, stocker et construire un méta-modèle KRR est peu onéreux : il suffit de garder en mémoire la base de données 5D d'apprentissage comportant la matrice  $\mathbf{X}$  des combinaisons des paramètres d'entrée et le vecteur  $\mathbf{y}$  du paramètre de sortie. Pour un nombre d'échantillon  $M = 16\,807$ , cela revient à stocker un tableau de 3,1 Mo de données contenant des flottants de taille 32 octets. La construction du méta-modèle est ensuite rapidement obtenue puisqu'il s'agit d'une simple inversion, comme précisée par l'équation (2.12). Pour  $M = 16\,807$  échantillons, le calcul est effectué en une vingtaine de secondes avec un processeur 8 cœurs Intel® Xeon® E3-1240 v6 cadencé à 3,70 GHz. Il est également possible de stocker en mémoire les coefficients  $\mathbf{w}$  calculés, ce qui correspond à une place mémoire de 2,6 Mo pour un problème 5D et  $M = 16\,807$  échantillons.

### 2.3.3 Analyse de sensibilité par indices de Sobol à l'aide d'un méta-modèle

Grâce au KRR, nous disposons donc d'un méta-modèle  $\widetilde{\mathcal{M}}$  qui se substitue aux calculs intensifs avec CIVA et tel que  $\mathbf{y} = \widetilde{\mathcal{M}}(\mathbf{x})$ , avec  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{1 \times D}$  le vecteur position de  $\mathbf{y}$  dans l'espace à  $D$  dimensions. Comme le méta-modèle rend quasi immédiate l'estimation des Amax, une analyse de sensibilité peut être effectuée par indices de Sobol [90]. L'objectif de l'analyse est de quantifier la contribution de chaque paramètre d'entrée  $x^{(p)} \in \mathbb{R}$  ( $1 \leq p \leq D$ ), ou les combinaisons de paramètres, à la variance de la sortie  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}$ . Dans notre cas, cela revient à déterminer les paramètres du modèle de soudure qui régissent les variations de Amax. L'analyse est réalisée avec la librairie Python SALib [91].

Trois types d'indices de Sobol sont calculés. Plus la valeur de l'indice est haute et plus la contribution du paramètre ou des paramètres est importante. L'indice de premier ordre indique la contribution d'un paramètre  $x^{(p)}$  lorsqu'il est le seul à être modifié :

$$S_p = \frac{\text{Var} [\text{E}(y|x^{(p)})]}{\text{Var}(y)} . \quad (2.19)$$

L'indice d'ordre deux quantifie la contribution de deux paramètres  $x^{(p)}$  et  $x^{(q)}$  modifiés simultanément, avec  $p \neq q$  :

$$S_{p,q} = \frac{\text{Var} [\text{E}(y|x^{(p)}, x^{(q)}) - \text{E}(y|x^{(p)}) - \text{E}(y|x^{(q)})]}{\text{Var}(y)} . \quad (2.20)$$

Enfin, l'indice d'ordre total renseigne sur la contribution globale d'un paramètre. Il prend en compte l'indice de premier ordre du paramètre et tous les indices d'ordres supérieurs pour lesquels le paramètre est en jeu :

$$S_{T_p} = S_p + \sum_{q \neq p} S_{p,q} + \sum_{\substack{q < r \\ q, r \neq p}} S_{p,q,r,\dots} + S_{1,2,\dots,p,\dots,D} . \quad (2.21)$$

Dans chaque équation,  $p$ ,  $q$  et  $r$  font référence à une composante du vecteur position  $\mathbf{x}$ .

Les résultats de l'analyse de sensibilité sont représentés sous la forme d'un histogramme sur la Figure 2.8 : pour une question de lisibilité, seuls les indices dont la contribution est supérieure à  $5 \cdot 10^{-3}$  sont affichés. On observe que les deux paramètres les plus influents du problème sont les constantes élastiques  $C_{55}$  et  $C_{13}$ . Leur contribution est majoritairement représentée par leur indice de premier ordre, et, dans une moindre mesure, par leur interaction avec les autres paramètres. La constante élastique  $C_{33}$  a une contribution plus faible sur la variance de Amax, d'autant plus que cette contribution est essentiellement due à l'association de  $C_{33}$  avec les paramètres  $C_{55}$  et  $C_{13}$ . Enfin,  $\theta_y$  et surtout  $C_{11}$  montrent une faible contribution au problème. De ces observations, on peut déduire que seuls les paramètres  $C_{55}$ ,  $C_{13}$  et  $C_{33}$  ont une contribution notable sur la variance de Amax et que  $\theta_y$  et  $C_{11}$  pourraient être retirés du problème. On peut noter ici que la somme des indices n'est pas égale à 1 car les cinq paramètres ne sont pas complètement décorrélés [92].

Cependant, en plus de l'amplitude de détection, la localisation de l'écho doit être prise en compte dans l'analyse de sensibilité. Pour illustrer l'effet des cinq paramètres sur la position de l'écho, un ensemble d'images est calculé à des positions aléatoires et uniformément réparties dans

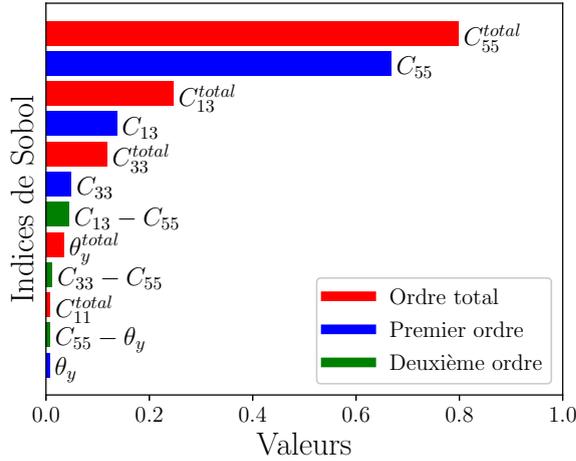


FIGURE 2.8 – Indices de Sobol des premier et deuxième ordres et indice d'ordre total du problème d'optimisation. Seuls les indices de contribution supérieure à  $5 \cdot 10^{-3}$  sont indiqués. Les autres indices sont considérés comme ayant une contribution trop faible à la variance de  $A_{max}$ .

l'espace d'apprentissage délimité par les valeurs données dans le tableau 2.1. On extrait ensuite pour chaque image les coordonnées du pixel correspondant à  $A_{max}$ . L'ensemble des pixels obtenus est affiché sur la Figure 2.9, dans une zone image de  $10 \times 10 \text{ mm}^2$  autour du trou génératrice n°2 représenté par un cercle noir.

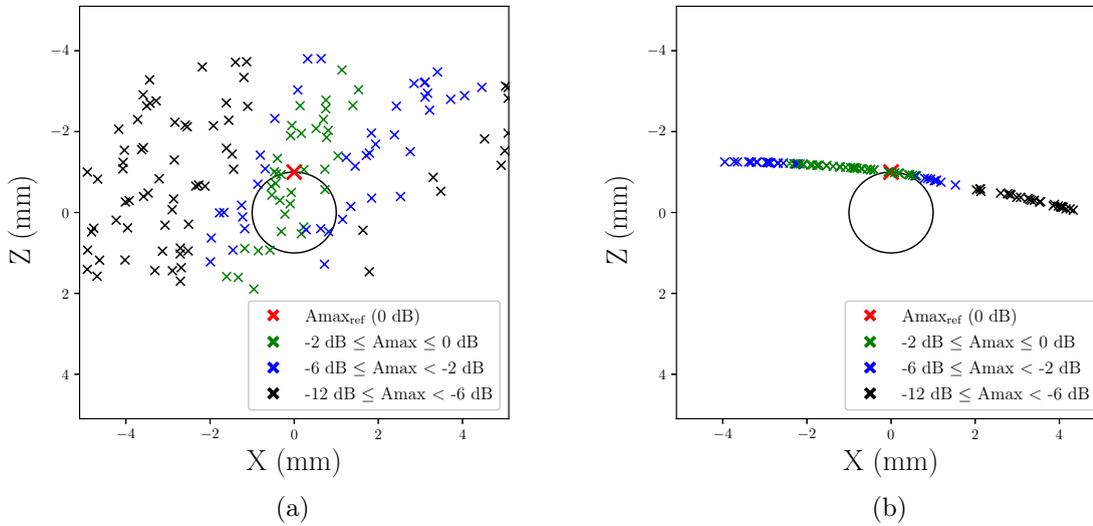


FIGURE 2.9 – Illustration d'une mauvaise estimation des propriétés du matériau sur la position du maximum d'amplitude de l'écho d'un défaut sur des images générées aléatoirement : (a) variations des paramètres les plus contributeurs ( $C_{13}$ ,  $C_{33}$  et  $C_{55}$ ); (b) des paramètres les moins contributeurs ( $C_{11}$  et  $\theta_y$ ). Position du pixel de  $A_{max}$  d'une image calculée avec les vraies propriétés du matériau (marqueur rouge); positions des pixels de  $A_{max}$  pour  $-2 \text{ dB} \leq A_{max} < 0 \text{ dB}$  (marqueurs verts); positions pour  $-6 \text{ dB} \leq A_{max} < -2 \text{ dB}$  (marqueurs bleus); positions pour  $-12 \text{ dB} \leq A_{max} < -6 \text{ dB}$  (marqueurs noirs).

Deux cas sont considérés ici : (a) les positions du pixel de  $A_{max}$  en ne faisant varier que les trois paramètres ( $C_{13}$ ,  $C_{33}$  et  $C_{55}$ ) qui contribuent le plus, et (b) les positions lorsque les deux paramètres les moins contributeurs ( $C_{11}$  et  $\theta_y$ ) varient. Le marqueur rouge indique la position du pixel de  $A_{max}$  pour l'image calculée avec les propriétés imposées de la soudure, utilisées pour simuler les échos. Cet  $A_{max}$  est fixé à 0 dB et sert de référence en amplitude. Les marqueurs verts et bleus représentent respectivement les pixels de  $A_{max}$  pour  $-2 \text{ dB} \leq A_{max} < 0 \text{ dB}$  et pour  $-6 \text{ dB} \leq A_{max} < -2 \text{ dB}$ . Les marqueurs noirs indiquent les pixels pour lesquels  $-12 \text{ dB} \leq A_{max} < -6 \text{ dB}$ .

La Figure 2.9a confirme bien une sensibilité significative de la position de l'écho aux trois paramètres dont la contribution est la plus importante à la variance de  $A_{\max}$  : les marqueurs forment en effet un nuage de points autour de la vraie position de l'écho et affichent des erreurs de position jusqu'à 5 mm. De plus, on remarque que le nuage de point est globalement réparti en trois sous-domaines qui montrent une relation directe entre  $A_{\max}$  et le bon positionnement de l'écho. Les  $A_{\max}$  les plus élevés (marqueurs verts) sont situés dans le sous-domaine qui inclut la vraie position de l'écho (marqueur rouge). Les marqueurs noirs associés aux valeurs de  $A_{\max}$  les plus faibles ( $-12 \text{ dB} \leq A_{\max} < -6 \text{ dB}$ ) sont les plus éloignés de la vraie position de l'écho.

Sur la Figure 2.9b, les variations de la position de l'écho en fonction des variations des deux paramètres les moins contributeurs sont aussi remarquables. Le motif spécifique de la répartition des marqueurs s'explique par le fait que  $C_{11}$  ne contribue à la vitesse de propagation que le long de l'axe X de la structure cristalline, celle-ci étant inclinée de l'angle  $\theta_y$  dans le plan XZ. Les faibles variations de  $\theta_y$  autour de la vraie valeur expliquent l'allure particulière du nuage de points. L'erreur de position de l'écho atteint ici les 4 mm et les différentes étiquettes de couleur sont encore une fois clairement délimitées dans l'espace. Ainsi, bien que  $C_{11}$  et  $\theta_y$  n'ont qu'une petite contribution à la variance de  $A_{\max}$ , ils ont un effet sur la position de l'écho. Pour cette raison, ces deux paramètres ne peuvent être rejetés de la procédure d'optimisation.

Il est intéressant de discuter de la distribution des marqueurs verts, qui indiquent les positions les plus optimales des échos par rapport à  $A_{\max}$ . Le motif de répartition montre qu'une seule optimisation peut mener à une mauvaise localisation de l'écho, puisque l'écart-type de cette répartition est assez grand. Cependant, si on considère ce motif comme un nuage de points et qu'on calcule la position moyenne, on peut obtenir une estimation convenable de la vraie position de l'écho, tout en réduisant les risques d'atteindre un résultat aberrant. Aussi, durant l'optimisation, l'algorithme de montée de gradient peut nécessiter d'être moyenné sur un certain nombre d'essais pour donner une estimation correcte de la position de l'écho.

Pour conclure cette analyse de sensibilité, il est important de souligner que les résultats sont fortement cas-dépendants. Ainsi, même pour un matériau donné, les valeurs des indices de Sobol peuvent grandement varier en fonction des paramètres de la configuration d'inspection, comme l'ouverture du capteur, sa fréquence ou son inclinaison d'un contrôle en incidence oblique. Dans notre cas, les valeurs des indices seraient différentes si l'analyse avait été effectuée sur un défaut éloigné de l'axe central du capteur, en particulier pour un défaut au-delà de l'ouverture du capteur. C'est pour cela que l'analyse présentée ci-dessus ne peut être tenue comme une réalité de terrain : ces résultats sont spécifiques à cette étude pour laquelle l'optimisation est uniquement axée autour du défaut n°2 de la maquette.

### 2.3.4 Évaluation de la procédure d'optimisation

Une analyse statistique est conduite avec 100 essais d'optimisation pour chacun des algorithmes (montée de gradient et PSO) en exploitant le méta-modèle par KRR. Les valeurs des hyper-paramètres des deux algorithmes sont indiquées dans le tableau 2.2. Pour l'algorithme du gradient, le nombre de redémarrages est fixé à  $R = 5$  et le nombre d'images par cycle est  $J = 15$ . On a fixé  $\boldsymbol{\eta}_J = 0,1\boldsymbol{\eta}_0$ , ce qui donne un pas final de 1 GPa pour les  $C_{ij}$  et de  $0,05^\circ$  pour  $\theta_y$ . Le pas infinitésimal pour le calcul du gradient par différence finie est fixé à  $\mathbf{h} = \frac{\boldsymbol{\eta}_J}{2}$ . Pour PSO, l'essai est composé de 100 particules et l'optimisation cesse lorsque l'écart-type de  $\mathbf{X}_j$  est inférieur à 1

GPa pour les  $C_{ij}$  et  $0,1^\circ$  pour  $\theta_y$ , ou lorsque l'écart-type de  $\mathbf{Y}_j$  est inférieur à  $0,1$ , ce qui correspond à  $10\%$  du  $A_{\max}$  obtenu avec les paramètres du modèle définis pour simuler les signaux. On fixe le nombre d'itérations maximal pour PSO à  $J = 100$ .

Gradient		PSO	
J	15	$\alpha$	0.5
$\eta_0(C_{ij})$	10 GPa	$\beta$	0.5
$\eta_0(\theta_y)$	$0.5^\circ$	$\gamma$	0.5

Tableau 2.2 – Hyper-paramètres de l'algorithme du gradient et de l'essaim particulaire.

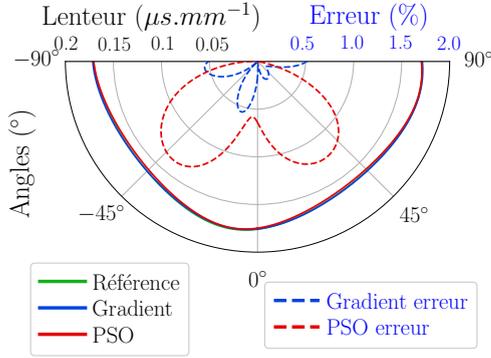
Plusieurs métriques sont considérées pour évaluer la qualité de la convergence. Tout d'abord on mesure le taux de convergence défini par le pourcentage d'images pour lesquelles  $A_{\max} \geq A_{\text{ref}} - 2 \text{ dB}$ , où  $A_{\text{ref}}$  est la valeur de  $A_{\max}$  mesurée sur l'image formée avec les paramètres effectifs du matériau. Il s'agit du taux de succès de l'algorithme. Pour PSO, on considère également comme métrique le nombre d'itérations avant la convergence. Cette métrique est avant tout indicative car aucun effort n'est effectué ici pour diminuer les temps de calcul. Dans le cas de l'algorithme du gradient, le nombre d'itérations est toujours le même, à savoir  $R \times J = 75$  itérations.

La convergence de chaque algorithme est évaluée des points de vue de la caractérisation du matériau et de la qualité de l'imagerie. Pour la caractérisation, on calcule l'erreur moyenne d'estimation des paramètres matériaux par rapport aux valeurs considérées pour simuler les signaux. Pour la qualité de l'imagerie, on calcule le gain en amplitude de  $A_{\max}$ , l'erreur moyenne de positionnement de l'écho par rapport à l'image de référence optimale où les temps de propagation sont calculés avec les valeurs effectives des paramètres, ainsi que la corrélation de l'image de référence avec l'image calculée à partir de la caractérisation moyenne du matériau par la procédure.

Dans un premier temps, on s'intéresse à la convergence des algorithmes. Rappelons que dans le cas de la montée de gradient, plusieurs décroissances du pas d'apprentissage sont considérées (cf. Eq. (2.3) à (2.6)). Les taux de convergence pour les quatre variantes de l'algorithme du gradient sont respectivement de  $77\%$ ,  $72\%$ ,  $78\%$  et  $73\%$ . Le taux de convergence pour PSO est de  $100\%$ . L'erreur moyenne sur les propriétés du matériau, calculée en fonction des vraies propriétés de la soudure, est de  $6,4 \pm 6,0\%$ ,  $6,3 \pm 6,3\%$ ,  $6,4 \pm 6,4\%$  et  $6,3 \pm 6,1\%$ , respectivement pour les quatre variantes du gradient. L'erreur moyenne pour PSO est de  $7,3 \pm 7,8\%$  avec un nombre d'itérations moyen avant convergence de  $13,8 \pm 8,8$  itérations. La convergence des quatre variantes de l'algorithme du gradient est satisfaisante, avec une bonne répétabilité des résultats. Il est intéressant de noter que, dans le cas présent, complexifier la décroissance du pas d'apprentissage n'améliore pas la convergence, car les taux de convergence sont systématiquement inférieurs à  $80\%$ . La convergence de PSO est en revanche très satisfaisante. Aussi bien l'algorithme du gradient que PSO fournissent une estimation satisfaisante des propriétés du matériau.

Les erreurs d'estimation étaient d'ailleurs attendues puisque le problème d'optimisation est mal-posé : on modifie cinq paramètres du modèle de matériau pour faire varier une vitesse de phase. Pour illustrer le fait que la non-unicité de la solution n'est pas une entrave, les courbes de lenteurs des ondes QL sont présentées avec les erreurs afférentes sur la Figure 2.10. Les erreurs, par rapport à la vraie lenteur, sont inférieures à  $1,0\%$  et  $1,5\%$ , respectivement pour l'algorithme du gradient et PSO. Pour plus de lisibilité, étant donné que les quatre variantes du gradient fournissent des estimations très proches des propriétés du matériau, seule la courbe des lenteurs associée à la première variante est tracée sur cette figure. Les faibles erreurs produites

sur l'estimation des la vitesse de phase des ondes QL valident numériquement la procédure d'optimisation pour un matériau dont l'anisotropie est homogène.



(a)

Paramètres	Vraies valeurs	Variantes du gradient				PSO
		I	II	III	IV	
$C_{11}$ (GPa)	264	262	263	263	262	264
$C_{13}$ (GPa)	140	119	118	118	119	114
$C_{33}$ (GPa)	247	249	249	248	249	250
$C_{55}$ (GPa)	112	116	115	115	115	125
$\theta_y$ (°)	8,0	7,1	7,1	7,0	7,1	7,6

(b)

FIGURE 2.10 – Courbes des lenteurs des ondes quasi-longitudinales et erreurs correspondantes (a) : lenteur associée aux vraies propriétés du matériau (vert), masquée par les résultats du gradient (bleu) et de PSO (rouge) ; erreur d'estimation de la lenteur par l'algorithme du gradient (tirets bleus) et par PSO (tirets rouges). Tableau des valeurs vraies et estimées des propriétés du matériau (b). Les variantes I à IV du gradient font référence aux Eq. (2.3) à (2.6).

Les paramètres du matériau obtenus après 100 essais d'optimisation sont moyennés pour former l'image TFM optimisée. Puisque le matériau est homogène, on peut calculer des grandes images TFM incluant les trois trous génératrice et le fond de pièce, bien que l'optimisation n'a été faite qu'autour du défaut n°2 (voir Figure 2.5). Les images sont présentées sur la Figure 2.11. Dans le but d'aider à la compréhension, l'image calculée en supposant un milieu isotrope et celle en considérant le modèle de soudure qui a servi à simuler les signaux, sont également affichées. La célérité utilisée pour le modèle isotrope est  $5\,500\text{ m.s}^{-1}$ , ce qui correspond à  $C_{11} = C_{33} = 260\text{ GPa}$ ,  $C_{13} = 100\text{ GPa}$  et  $C_{55} = 80\text{ GPa}$ . Pour cette célérité, l'écho du fond de pièce est presque parfaitement positionné par rapport à sa vraie position. Comme les quatre variantes du gradient fournissent des résultats presque identiques en terme de convergence, on ne montre ici, par souci de concision, que les résultats d'optimisation obtenus avec la première variante (décroissance linéaire du pas d'apprentissage).

Les images issues des optimisations par l'algorithme du gradient et par PSO sont toutes deux de haute qualité. L'étalement latéral de l'écho des défauts est significativement réduit et le positionnement des défauts et du fond de pièce est correcte, par rapport à l'image de référence calculée avec les propriétés effectives du matériau. Pour mieux apprécier l'amélioration des images en termes de position et largeur des échos, les courbes échodynamiques horizontales et verticales sont tracées sur la Figure 2.11. Ces courbes représentent respectivement l'évolution du maximum d'amplitude d'une image le long de l'axe horizontal X et vertical Z. L'amplitude de chaque image est normalisée par la valeur de  $A_{\max}$  mesurée autour du défaut n°2. La courbe échodynamique horizontale est tracée sans prendre en compte l'écho du fond de pièce car celui-ci peut masquer les échos des défauts. Les tirets orange indiquent la position du défaut n°2, autour duquel l'optimisation a été réalisée. On peut observer que le fond de pièce entre -25 mm et -15mm suivant X n'est pas visible. Ceci est lié à l'inclinaison de la structure cristalline de  $8^\circ$  autour de l'axe Y.

Quantitativement, la corrélation entre l'image optimisée par le gradient et celle de référence,

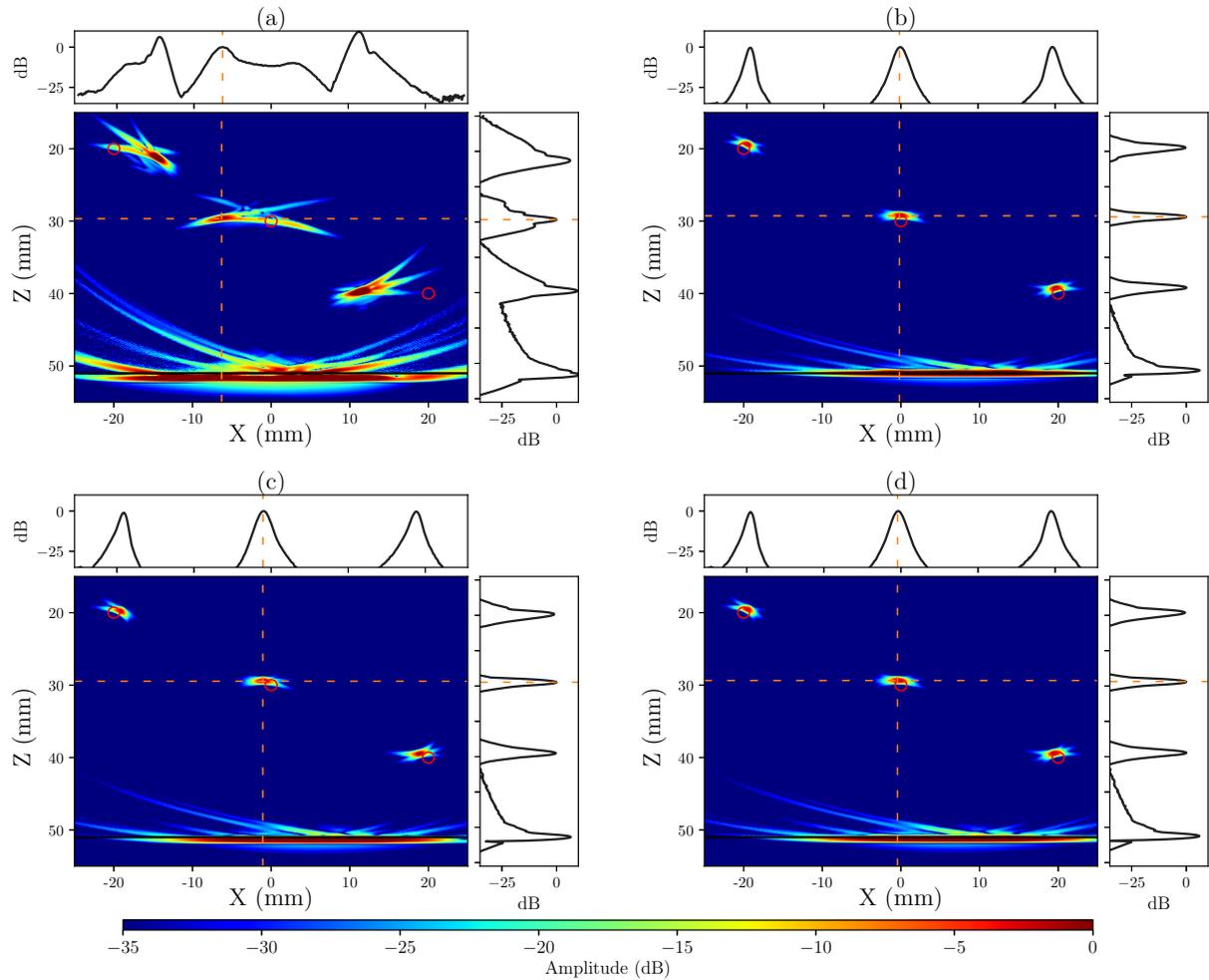


FIGURE 2.11 – Images TFM d’une soudure en V en Inconel calculées à partir de signaux simulés : modèle de reconstruction isotrope (a) ; modèle de reconstruction anisotrope identique à celui utilisé pour simuler les signaux (b) ; optimisations par l’algorithme du gradient (c) ; par essaim particulaire (d). La ligne noire horizontale en  $Z = 51$  mm représente l’interface du fond de pièce et les cercles rouges sont les contours des trous génératrice. Les courbes horizontales et verticales sont les échodynamiques représentant l’évolution de l’amplitude maximale le long des axes X et Z. Les tirets orange montrent la position du maximum d’amplitude ( $A_{max}$ ) pour le défaut n°2. Chaque image est normalisée par le maximum d’amplitude mesuré dans la région de  $10 \times 10$  mm<sup>2</sup> autour du trou génératrice n°2 (amplitude de l’écho du défaut n°2 est 0 dB pour les quatre images).

ainsi que la corrélation entre l’image issue de PSO et celle de référence, sont très fortes. Dans chaque cas, le coefficient de corrélation est très proche de 1,0 au 1/100 près. Par rapport à l’image calculée avec un modèle de reconstruction isotrope, le gain en amplitude après optimisation est de +13 dB autour du défaut n°2, ce gain étant identique avec le gradient et PSO. On trouve également une valeur de +13 dB entre l’image de référence, où le vrai modèle de soudure est pris en compte, et l’image avec le modèle isotrope. Ainsi, en termes de  $A_{max}$ , les deux algorithmes donnent lieu à des résultats satisfaisants en maximisant l’amplitude de détection jusqu’à une valeur proche de celle de l’image de référence. De plus, on constate que les deux algorithmes donnent une bonne estimation de la position du réflecteur. Les erreurs sont calculées pour chacun des 100 essais d’optimisation et sont moyennées. Pour le gradient, l’erreur est inférieure à  $1,1 \pm 0,9$  mm pour le positionnement latéral et inférieure à  $0,7 \pm 0,5$  mm pour le positionnement en

profondeur. Avec PSO, l'erreur est inférieure à  $0,4 \pm 0,4$  mm pour le positionnement latéral et inférieure à  $1,1 \pm 0,7$  mm pour le positionnement en profondeur. Une fois encore, ces erreurs sont dues à la non-unicité de la solution et au fait qu'aucune contrainte n'est imposée sur la localisation de l'écho durant l'optimisation. Ainsi qu'il a été mentionné précédemment, moyennant plusieurs essais d'optimisation améliore l'estimation de la vraie position du défaut, bien qu'une incertitude demeure.

La procédure d'optimisation apparaît donc comme un outil robuste et fiable qui est capable de corriger la dégradation d'une image TFM dans une structure inconnue, comme le résume les métriques du tableau 2.3. Elle est également capable d'estimer les propriétés du matériau dans le cas d'un milieu anisotrope homogène. La précision des résultats est satisfaisante au regard du fait que l'optimisation est menée en s'appuyant sur un seul critère scalaire. La bonne convergence de l'algorithme du gradient est validée par la comparaison avec PSO : les propriétés du matériau et la position du défaut sont estimées avec des erreurs qui sont très proches pour les deux algorithmes, et ces erreurs sont faibles par rapport aux propriétés vraies du matériau.

	Montée de gradient	Essaim particulaire
Taux de convergence (%)	77	100
Nombre d'itérations	75	$18,8 \pm 8,8$
Erreur de caractérisation (%)	$6,4 \pm 6,0$	$7,3 \pm 7,8$
Erreur X (mm)	$1,1 \pm 0,9$	$0,4 \pm 0,4$
Erreur Z (mm)	$0,7 \pm 0,5$	$1,1 \pm 0,7$
Corrélation de l'image avec celle de référence	0,99	0,99
Gain sur Amax (dB)	+13	+13

Tableau 2.3 – Métrique des résultats de la procédure, obtenus sur 100 essais d'optimisation par les algorithmes du gradient et de l'essaim particulaire, afin de corriger l'image TFM construite avec des signaux simulés de l'écho d'un défaut volumique dans une soudure en V homogène.

*Dans une analyse de sensibilité préliminaire par indices de Sobol, on a montré qu'aucun des paramètres du modèle de matériau ne peut être écarté de l'optimisation pour simplifier le problème. En effet, les variations du critère de qualité Amax sont moins sensibles à certains paramètres, ce qui n'est pas le cas de la position de l'écho maximal sur l'image. L'optimisation comporte donc cinq paramètres méconnus du modèle de soudure. Cette preuve de concept a ensuite mis en avant l'efficacité de la procédure d'optimisation à produire des images TFM de qualité, corrigées des dégradations dues à un modèle de reconstruction inapproprié. La localisation des défauts est satisfaisante pour les deux algorithmes testés, avec des erreurs inférieures au millimètre. En termes de caractérisation, les propriétés du matériau sont estimées avec des erreurs faibles par rapport à celles définies pour simuler les échos. Enfin, l'algorithme de l'essaim particulaire présente une meilleure robustesse que l'algorithme du gradient, avec un taux de convergence de 100 % contre moins de 80 % pour le second.*

## 2.4 Validation expérimentale avec deux soudures en V et un composant revêtu par de l'acier inoxydable

*Dans cette dernière section, la procédure d'optimisation est mise en œuvre avec des signaux expérimentaux enregistrés sur trois échantillons : une soudure en V en Inconel 182 ayant servi de modèle pour l'étude numérique, une autre soudure en V en acier inoxydable 316L et un acier ferritique isotrope revêtu d'une couche anisotrope en acier inoxydable 316L. Les surfaces des trois échantillons ont été arasées et polies, et on considère que leurs propriétés mécaniques sont quasi homogènes. Les expériences ont été menées en immersion dans les trois cas, en utilisant le même capteur multi-éléments.*

### 2.4.1 Dispositif expérimental et présentation des échantillons

A présent que la procédure d'optimisation a été évaluée et validée numériquement, trois cas expérimentaux sont maintenant considérés. Dans les trois cas, les signaux ont été enregistrés avec un traducteur linéaire de fréquence centrale 5 MHz (Imasonic, Voray-sur-l'Ognon, France) dont les caractéristiques sont les mêmes que celui considéré lors des études numériques précédentes (64 éléments, pas inter-éléments de 0,6 mm). Le capteur est piloté par un système multi-voies MultiX++<sup>TM</sup> (Eddyfi Technologies, Canada). Les éléments piézoélectriques sont excités par une impulsion de type créneau dont la durée est de 0,2  $\mu$ s et l'amplitude est de 70 V. En réception, le gain analogique de pré-amplification est fixé à 50 dB pour les trois expériences et les signaux sont numérisés à une fréquence de 100 MHz. Le capteur et les échantillons sont immergés dans une cuve et la colonne d'eau sous le capteur est fixée à 20 mm. Les schémas des expériences et les photographies des structures sont affichés sur la Figure 2.12.

Le premier échantillon<sup>2</sup> comporte une soudure en V en Inconel 182 ( $\rho = 8,26 \text{ g.cm}^{-3}$ ). C'est la soudure ayant servi précisément de modèle pour l'étude numérique. L'inspection est réalisée avec le même montage que dans le cas simulé, ainsi que l'indique le schéma sur la Figure 2.12a. La zone image de  $10 \times 10 \text{ mm}^2$  considérée dans la procédure d'optimisation est centrée autour du trou génératrice n°2. L'orientation moyenne des grains par rapport à l'axe vertical est de  $8^\circ$  tout au long de la structure.

Le deuxième échantillon<sup>3</sup> comporte aussi une soudure en V mais le métal d'apport pour le soudage est de l'acier inoxydable 316L ( $\rho = 7,91 \text{ g.cm}^{-3}$ ). Comme indiqué sur la Figure 2.12c, l'acquisition des signaux est réalisée en positionnant le traducteur entre les défauts n°1 et n°2, l'optimisation étant conduite autour du défaut n°1, qui est le moins profond. Les grains ont une orientation moyenne quasiment nulle par rapport à l'axe vertical.

Le dernier échantillon<sup>4</sup> est un bloc d'acier ferritique isotrope revêtu d'une couche anisotrope en acier inoxydable 316L ( $\rho = 7,80 \text{ g.cm}^{-3}$ ) de 11,5 mm d'épaisseur. L'axe de texture cristallographique est considéré comme suivant l'axe vertical. Le bloc comprend une série de trous génératrice alignés selon l'axe vertical Z et espacés de 8 mm. Comme illustré sur la Figure 2.12e, les signaux sont acquis avec un traducteur centré sur la série de trous et on optimise l'image dans

---

2. Référence EDF : 1581-AUS1

3. Référence EDF : D704

4. Référence CEA : CEA062

une zone autour du défaut n°1 à 15,5 mm de la surface.

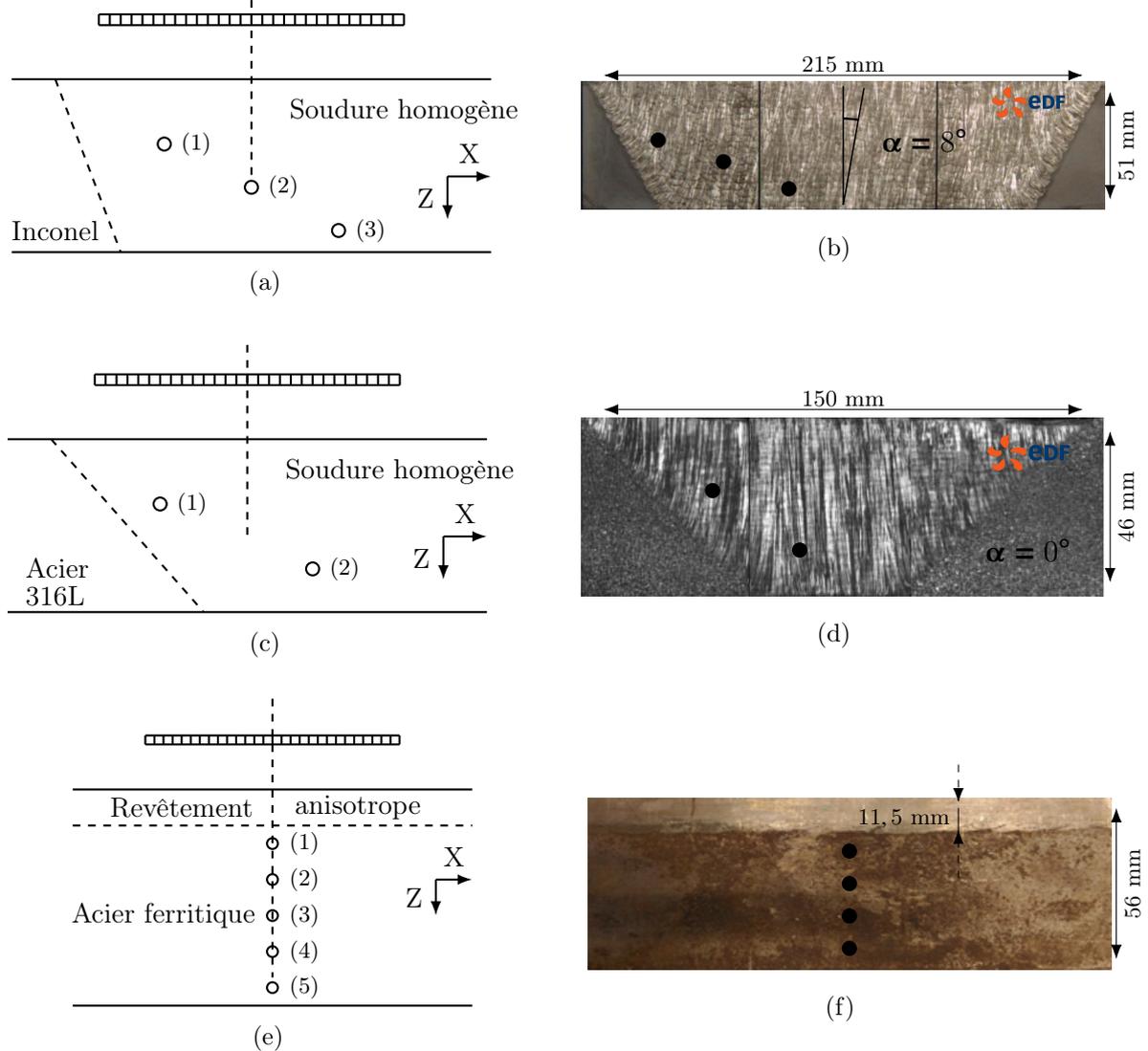


FIGURE 2.12 – Échantillons pour évaluer expérimentalement la procédure d’optimisation avec un traducteur  $OL0^\circ$  en immersion : (a) et (b) soudure en Inconel 182 et macrographie fournie par EDF ; (c) et (d) soudure en acier 316L et macrographie fournie par EDF ; (e) et (f) bloc en acier ferritique revêtu par de l’acier 316L et photographie réalisée au CEA. La soudure en Inconel 182 comprend trois trous génératrice aux profondeurs de 20 mm (1), 30 mm (2) et 40 mm (3), et l’angle moyen d’orientation des grains est  $\alpha = 8^\circ$ . Les trous sont espacés de 20 mm selon la direction X. La soudure en acier 316L comprend deux trous génératrice aux profondeurs de 20 mm (1) et 40 mm (2), et l’angle moyen d’orientation des grains est  $\alpha = 0^\circ$ . Les trous sont espacés de 20 mm selon la direction X. Le bloc d’acier ferritique est revêtu d’une couche de 11,5 mm d’épaisseur et comprend une série de trous génératrice alignés selon la direction Z. Les trous, numérotés de 1 à 5, sont situés entre 15,5 mm (1) et 47,5 mm (5) de profondeur et sont espacés de 8 mm.

Les propriétés des trois échantillons sont parfaitement connues puisqu’ils ont déjà fait l’objet de travaux antérieurs. Le bloc avec la couche de revêtement a été étudié au cours d’une précédente thèse au CEA [93]. Les deux soudures en V ont été caractérisées par EDF [97, 98] et mises à disposition dans le cadre du projet européen ADVISE avec leurs propriétés mécaniques et les macrographies. On est donc en mesure d’afficher des images TFM, dites de référence, en exploitant

les informations disponibles pour chaque échantillon.

Du point de vue de l'optimisation, l'anisotropie de chaque structure est supposée homogène et seulement cinq paramètres entrent en jeu (maille cristalline orthotrope). Les paramètres élastiques modifiés sont toujours  $C_{11}$ ,  $C_{13}$ ,  $C_{33}$  et  $C_{55}$ . Pour les deux maquettes de soudure en V, le cinquième paramètre est l'orientation cristalline  $\theta_y$  autour de l'axe Y du repère de la pièce qui, on le rappelle, est équivalent à l'angle de l'orientation moyenne des grains pour un matériau homogène. Dans le cas du composant revêtu, le cinquième paramètre est l'épaisseur de la couche anisotrope, notée  $h$ . Tous les résultats présentés ci-après sont obtenus en réalisant 100 essais d'optimisation et en moyennant les cinq paramètres. Pour les deux algorithmes, la montée de gradient et PSO, les hyper-paramètres choisis sont les mêmes que ceux considérés pour la preuve de concept numérique (tableau 2.2).

Avant d'analyser les résultats de l'optimisation, une dernière remarque peut être faite concernant les temps de calcul. Avec le logiciel CIVA, le calcul d'une image TFM de taille  $51 \times 101$  pixels nécessite 0,83 s (pour une cadence de 50 images par minute). Ainsi, sans méta-modèle et avec les hyper-paramètres choisis, il faut environ 35 min pour réaliser un essai d'optimisation avec l'algorithme du gradient et environ 45 min pour un essai avec PSO. Pour réaliser les 100 essais, il faut donc 2,5 jours et 3 jours pour les algorithmes du gradient et PSO, respectivement. Les calculs sont réalisés avec un processeur 8 cœurs Intel® Xeon® E3-1240 v6 cadencé à 3,70 GHz. Ces valeurs sont fournies à titre indicatif étant donné que la réduction des temps de calcul (ex. parallélisation GPU, calculs sur cluster, etc.) est un point qui n'a pas été traité dans cette étude.

## 2.4.2 Imagerie dans la soudure en V en Inconel 182

La procédure d'optimisation, appliquée aux signaux issus de la soudure en Inconel, produit des résultats qui sont comparables à ceux obtenus en simulation, aussi bien pour ce qui est de l'imagerie que pour la caractérisation des cinq paramètres du modèle de soudure. L'optimisation affiche un taux de convergence de 86 % avec l'algorithme du gradient et de 100 % avec PSO. Le nombre moyen d'itérations avant convergence pour PSO est de  $13,8 \pm 8,8$ . On rappelle que l'on estime la convergence atteinte lorsque  $A_{\max} \geq -2$  dB, où  $A_{\text{ref}}$  est la valeur de  $A_{\max}$  mesurée sur l'image formée avec les vrais paramètres du matériau.

Sur la Figure 2.13, on peut comparer les images TFM calculées avec un modèle de reconstruction isotrope (a), avec les paramètres mécaniques mesurés par EDF (b), avec l'algorithme du gradient (c) et avec PSO (d). Une nouvelle fois, la procédure d'optimisation améliore significativement la qualité de l'image. Les dégradations dues à l'hypothèse d'isotropie sont corrigées et les images finales sont très similaires à celle calculée avec les propriétés du matériau fournies par EDF. Après optimisation, la valeur de  $A_{\max}$  autour du défaut n°2, comparée à la valeur mesurée sur l'image dégradée, est de +10 dB aussi bien par l'algorithme du gradient que par PSO, et cette valeur est identique à celle de l'image de référence calculée avec la vraie anisotropie. La forte similitude des images peut être quantifiée par les coefficients de corrélation entre (b) et (c), ainsi que entre (b) et (d), qui valent 0,99 dans les deux cas.

L'erreur de positionnement du défaut n°2 est inférieure à  $0,6 \pm 0,4$  mm suivant l'axe X et inférieure à  $0,8 \pm 0,5$  mm suivant l'axe Z avec le gradient. Pour PSO, cette erreur est inférieure à  $0,5 \pm 0,9$  mm suivant X et inférieure à  $0,3 \pm 0,6$  mm suivant Z. Ainsi, ces résultats montrent que la procédure est en mesure de fournir une image optimisée de haute qualité, avec des incertitudes

sur la position du réflecteur similaires à celles obtenues en simulation.

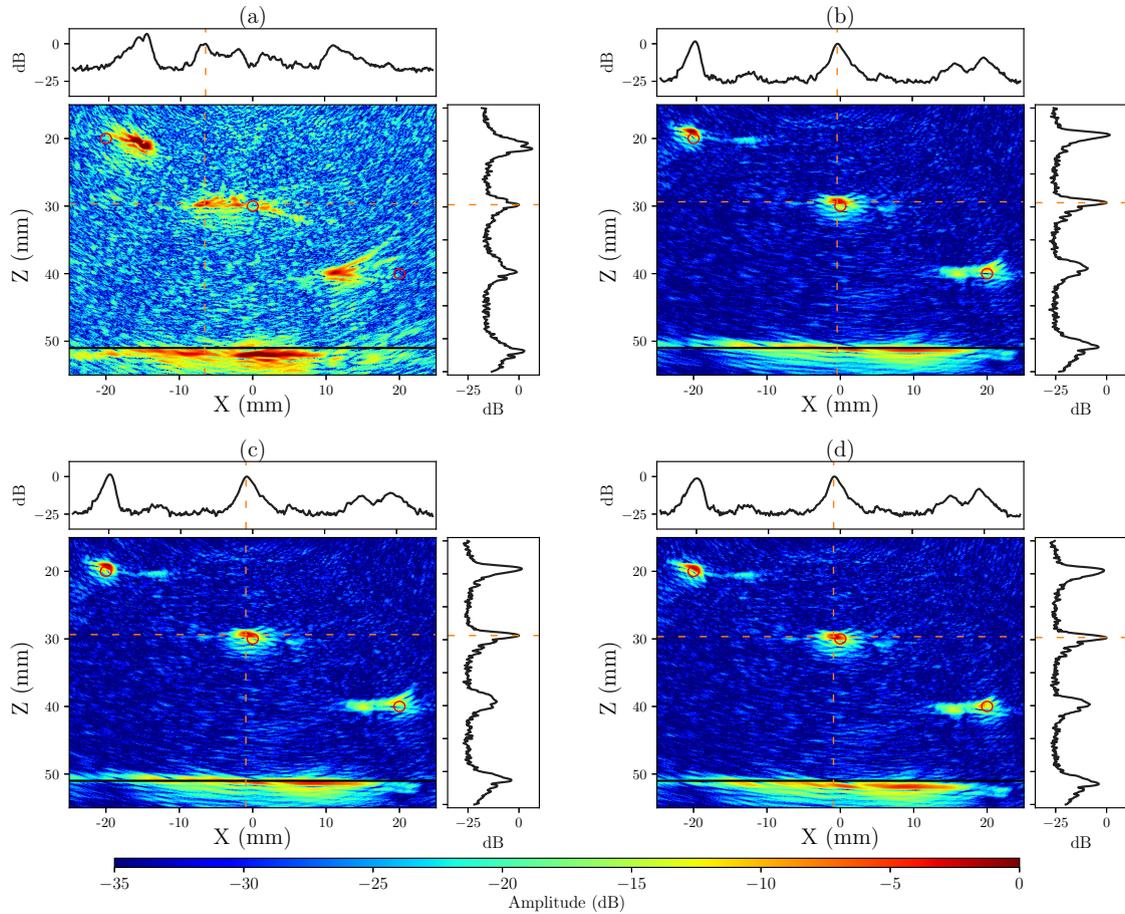
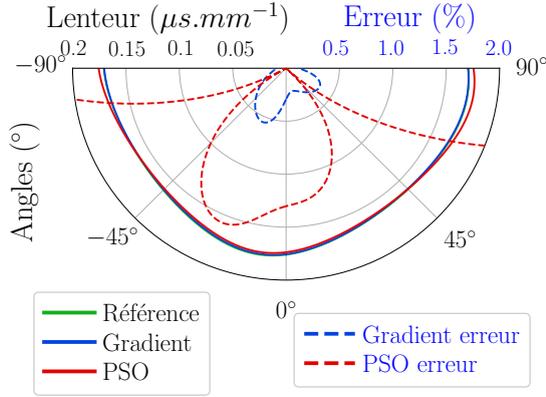


FIGURE 2.13 – Images expérimentales dans une soudure en V en Inconel 182 : reconstruction avec un modèle isotrope (a) ; image de référence avec les paramètres d’anisotropie mesurés par EDF (b) ; image optimisée par montée de gradient (c) ; image optimisée par PSO (d). L’optimisation est réalisée autour du trou génératrice n°2, et chaque image est normalisée par le maximum d’amplitude dans une région de  $10 \times 10 \text{ mm}^2$  autour de ce défaut (l’amplitude de l’écho du défaut n°2 vaut 0 dB pour toutes les images). L’interface du fond de la pièce est indiquée sur les images par le trait continu noir.

Les paramètres du matériau estimés par les deux algorithmes et les courbes des lenteurs associées sont présentés sur la figure 2.14. L’erreur d’estimation moyenne des paramètres avec le gradient est de  $5,5 \pm 7,8 \%$  et avec PSO de  $6,7 \pm 8,4 \%$ . Cela se traduit par des erreurs sur les courbes des lenteurs qui sont inférieures à  $1,0 \%$  et  $3,1 \%$  pour le gradient et PSO, respectivement. Ces résultats sont ici aussi comparables à ceux obtenus avec des données simulées et valident donc la capacité de la procédure à estimer les propriétés méconnues d’une structure anisotrope homogène. On remarque que l’orientation moyenne des grains dans la soudure est quasiment identique à l’inclinaison de la maille cristalline.

Avant d’aller plus loin, on souhaite discuter plus en détail du choix du critère  $A_{\max}$  en tant qu’estimateur de qualité de l’image. D’après ces derniers résultats, on peut se demander si l’erreur de localisation du défaut et de caractérisation du matériau peuvent être réduits en utilisant un autre estimateur qui apporterait plus d’information. On peut notamment penser au RSB (Rapport Signal/Bruit), la somme des amplitudes ou la surface de l’écho à  $-6 \text{ dB}$ . Une étude complémentaire a donc été menée en définissant quatre nouveaux estimateurs : le RSB défini par



(a)

Paramètres	Valeurs EDF	Gradient	PSO
$C_{11}$ (GPa)	264	265	248
$C_{13}$ (GPa)	140	119	126
$C_{33}$ (GPa)	247	249	254
$C_{55}$ (GPa)	112	118	121
$\theta_y$ (°)	8.0	7.5	7.5

(b)

FIGURE 2.14 – Estimation expérimentale des courbes des lenteurs des ondes quasi-longitudinales dans une soudure en V en Inconel 182 et erreurs correspondantes : lentueur associée aux « vraies » propriétés du matériau (vert), masquée par les résultats du gradient (bleu) et de PSO (rouge) ; erreur d’estimation de la lentueur par l’algorithme du gradient (tirets bleus) et par PSO (tirets rouges) (a). Tableau comparant les paramètres du matériau mesurés par EDF avec les paramètres issus des optimisations par la méthode du gradient et PSO (b).

$RSB = 20\log_{10}(A_{max}/A_{bruit})$ , où  $A_{bruit}$  est la valeur RMS du bruit dans la zone d’intérêt après retrait des échos supérieurs à -12 dB ;  $S_{-6dB}$  la surface de l’écho dont les amplitudes vont de 0 à -6 dB  $S_{-6dB}$  ;  $A_{\Sigma}$  la somme des carrés des amplitudes ; et RAS (Rapport Amplitude/Surface) de l’étalement d’un écho qui est défini par  $RAS = A_{max}/S_{-6dB}$ . On extrait les quatre estimateurs à partir d’un ensemble de 5 000 images distribuées aléatoirement et uniformément dans l’espace des solutions, puis on calcule les coefficients de corrélation des estimateurs avec  $A_{max}$  pour les 5 000 images. On note un coefficient de 0,99 pour les corrélations  $A_{max}$ - $RSB$ ,  $A_{max}$ - $S_{-6dB}$  et  $A_{max}$ - $A_{\Sigma}$ . Entre  $A_{max}$  et RAS ce coefficient vaut 0,94. Les variations de  $RSB$ ,  $S_{-6dB}$ ,  $A_{\Sigma}$  et RAS sont donc tout à fait corrélées à celles de  $A_{max}$  et n’apportent pas d’information supplémentaire pour réduire les erreurs de la procédure d’optimisation. En d’autres termes, on peut indifféremment parler de  $A_{max}$  ou de  $RSB$  pour décrire l’amélioration de la qualité des images. Cela signifie aussi que le niveau de bruit sur l’image reste quasi constant en fonction des variations des paramètres du modèle de matériau.

L’optimisation fournit des résultats satisfaisants, comme le résume les métriques du tableau 2.4 mais l’écho du défaut n°3, le plus profond, n’est pas optimal par rapport aux résultats issus de la simulation (cf. Fig. 2.11). Expérimentalement, le défaut n°3 est détecté avec un meilleur  $RSB$  et l’erreur de positionnement a été réduite par rapport à l’image où le modèle de reconstruction est isotrope, mais l’écho reste très étalé latéralement. Ceci vient de ce que le matériau n’est pas strictement homogène, avec une légère variation des propriétés mécaniques en fonction de la profondeur. Une piste d’amélioration serait de considérer le milieu comme étant composé de deux strates. On optimiserait alors l’image des deux premiers défauts en faisant varier les propriétés du matériau de la première couche et on optimiserait l’image du troisième défaut dans un second temps, en tenant compte des propriétés trouvées par optimisation de la première couche.

	Montée de gradient	Essaim particulière
Taux de convergence (%)	86	100
Nombre d'itérations	75	13,8 ± 8,8
Erreur de caractérisation (%)	5,5 ± 7,8	6,7 ± 8,4
Erreur X (mm)	0,6 ± 0,4	0,5 ± 0,9
Erreur Z (mm)	0,8 ± 0,5	0,3 ± 0,6
Corrélation de l'image avec celle de référence	0,99	0,99
Gain sur Amax (dB)	+10	+10

Tableau 2.4 – Métrique des résultats de la procédure, obtenus sur 100 essais d'optimisation par les algorithmes du gradient et de l'essaim particulière : application expérimentale pour l'inspection d'un trou génératrice dans une soudure en V homogène en Inconel 182.

### 2.4.3 Imagerie dans la soudure en V en acier 316L

Ce cas d'application sur une seconde soudure en V est intéressant puisque les propriétés mécaniques sont différentes de la soudure précédente en Inconel, en particulier l'orientation moyenne des grains qui est ici quasi verticale. Les métriques pour ce cas d'application sont résumées dans le tableau 2.5. Le taux de convergence de l'algorithme du gradient est un peu inférieur à celui obtenu pour la soudure en Inconel, soit 75 %, mais il reste à 100 % pour PSO. Par contre, il faut en moyenne presque trois fois plus d'itérations à PSO pour converger, 36,2 ± 31,1 itérations contre 13,8 ± 8,8 auparavant.

	Montée de gradient	Essaim particulière
Taux de convergence (%)	75	100
Nombre d'itérations	75	36,2 ± 31,1
Erreur de caractérisation (%)	6,6 ± 4,3	6,9 ± 6,4
Erreur X (mm)	1,3 ± 1,0	0,5 ± 0,3
Erreur Z (mm)	1,3 ± 0,6	1,4 ± 0,8
Corrélation de l'image avec celle de référence	0,98	0,87
Gain sur Amax (dB)	+15	+16

Tableau 2.5 – Métrique des résultats de la procédure, obtenus sur 100 essais d'optimisation par les algorithmes du gradient et de l'essaim particulière : application expérimentale pour l'inspection d'un trou génératrice dans une soudure en V homogène en acier 316L.

Les images calculées avec un modèle de reconstruction isotrope (a), avec les paramètres mesurés par EDF (b), avec l'algorithme du gradient (c) et avec PSO (d) sont présentées sur la Figure 2.15. Pour cette seconde soudure, les images optimisées sont de bien meilleure qualité que celle calculée avec le modèle isotrope (a). On enregistre une augmentation de la valeur de Amax de +15 dB pour le gradient et de +16 dB pour PSO, par rapport à l'image (a), ce qui correspond à la même augmentation du Amax quand l'image est formée en exploitant les valeurs des paramètres de EDF. Les coefficients de corrélation entre les images (b) et (c), ainsi qu'entre les images (b) et (d), ont une valeur de 0,98 et 0,87, respectivement.

L'erreur moyenne de position du défaut n°1 est de 1,3 ± 1,0 mm suivant X et de 1,3 ± 0,6 mm suivant Z par l'algorithme du gradient. Pour PSO, ces erreurs sont de 0,5 ± 0,3 mm suivant X et 1,4 ± 0,8 mm suivant Z. En revanche, pour le deuxième défaut et le fond de pièce, on remarque que

les échos sont encore dégradés, y compris dans l'image de référence calculée avec les paramètres EDF (b). Ceci est dû à l'hypothèse d'homogénéité faite sur les propriétés du matériau.

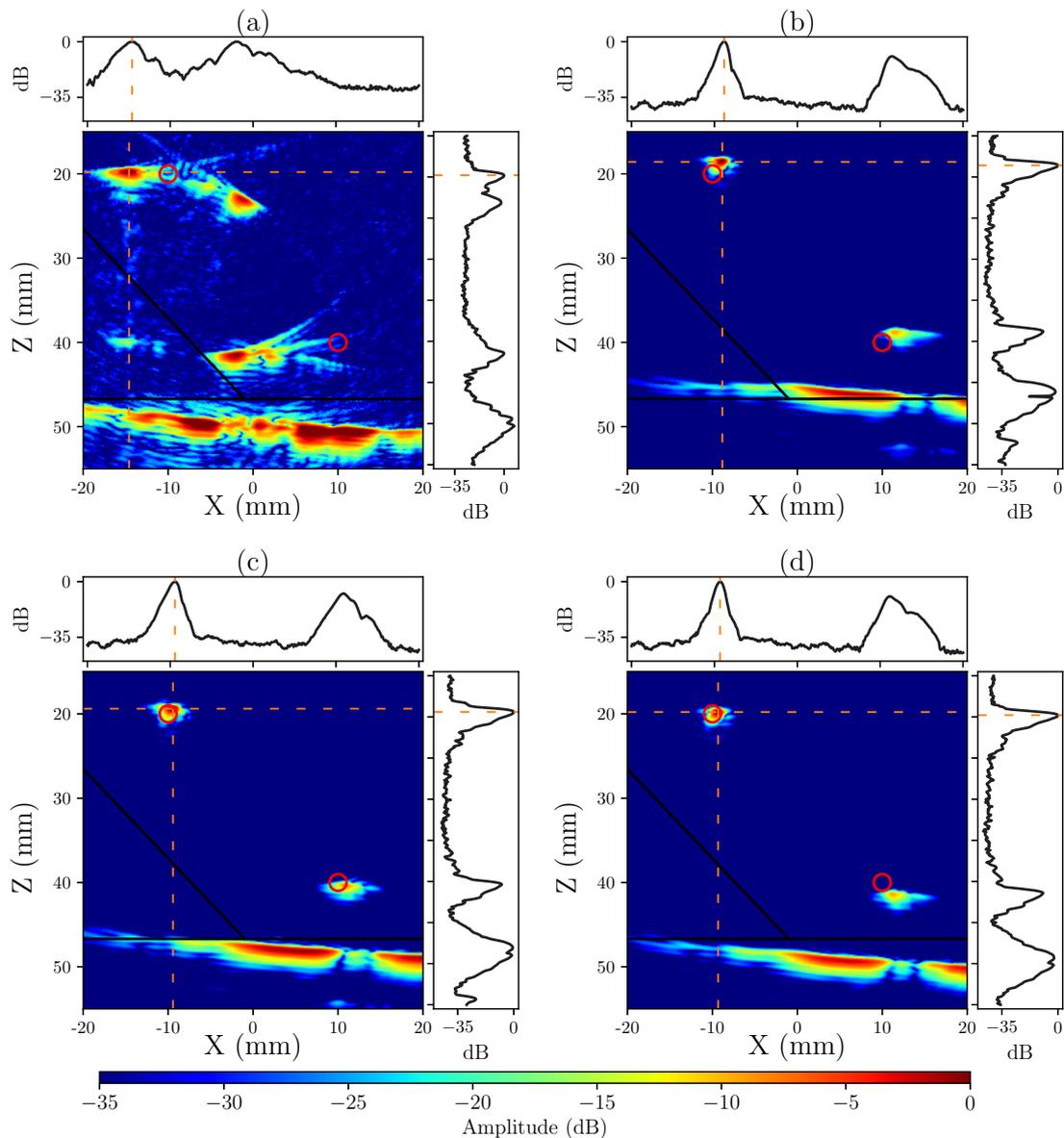
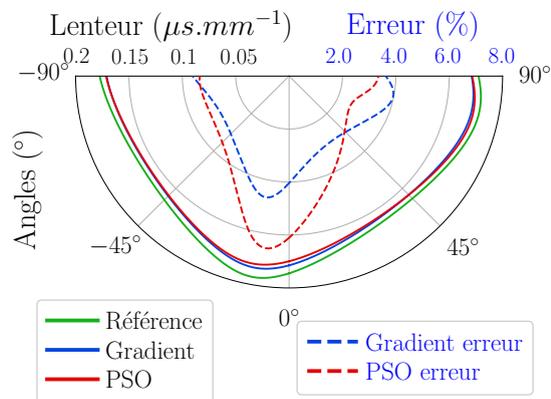


FIGURE 2.15 – Images expérimentales dans une soudure en V en acier 316L : reconstruction avec un modèle isotrope (a) ; image de référence avec les paramètres mesurés par EDF (b) ; image optimisée par montée de gradient (c) ; image optimisée par PSO (d). L'optimisation est réalisée autour du trou génératrice n°1, et chaque image est normalisée par le maximum d'amplitude dans une région de  $10 \times 10 \text{ mm}^2$  autour de ce défaut (l'amplitude de l'écho du défaut n°1 vaut 0 dB sur toutes les images). Le chanfrein de la soudure et l'interface du fond de la pièce sont indiqués sur les images par les traits continus noirs.

Pour ce qui est de la caractérisation du matériau, les cinq paramètres estimés par la procédure d'optimisation et les courbes des lenteurs associées sont données sur la Figure 2.16. L'erreur moyenne sur les paramètres du matériau est de  $6,6 \pm 4,3 \%$  avec le gradient et de  $6,9 \pm 6,4 \%$  avec PSO. On peut noter que l'orientation moyenne des grains diffère de l'inclinaison de l'axe de texture de la symétrie polycristalline orthotrope. En termes de lenteur, l'erreur moyenne est inférieure à 5 % pour le gradient et inférieure à 7 % pour PSO. On remarque que les erreurs

sur la lenteur sont plus grandes pour cette soudure que pour la précédente. Cependant, les estimations fournies par les deux algorithmes restent très proches et les courbes des lenteurs associées sont comparables. Cela provient du fait que l'optimisation est réalisée autour d'un défaut, en l'occurrence celui qui est le moins profond, et non pour l'ensemble de la structure. La caractérisation disponible au préalable de cette étude a, quant à elle, été réalisée avec un montage en transmission à travers une éprouvette d'épaisseur 6 à 10 mm et supposée homogène. Ce qui conforte l'idée que l'hypothèse de milieu homogène est encore une fois pénalisante pour l'imagerie.



(a)

Paramètres	Valeurs EDF	Gradient	PSO
$C_{11}$ (GPa)	237	257	252
$C_{13}$ (GPa)	132	127	127
$C_{33}$ (GPa)	210	231	240
$C_{55}$ (GPa)	125	134	136
$\theta_y$ (°)	10,0	9,8	11,0

(b)

FIGURE 2.16 – Estimation expérimentale des courbes des lenteurs des ondes quasi-longitudinales dans une soudure en V en acier 316L et erreurs correspondantes : lenteur associée aux « vraies » propriétés du matériau (vert), masquée par les résultats du gradient (bleu) et de PSO (rouge) ; erreur d'estimation de la lenteur par l'algorithme du gradient (tirets bleus) et par PSO (tirets rouges) (a). Tableau comparant les paramètres du matériau mesurés par EDF avec les paramètres issus des optimisations par la méthode du gradient et PSO (b). Le paramètre  $\theta_y$  est ici de valeur non nulle car les défauts se situent dans une zone proche du chanfrein où les grains sont inclinés d'une valeur proche de  $10,0^\circ$ , contrairement aux grains au cœur de la soudure.

## 2.4.4 Imagerie sous la couche de revêtement en acier 316L

Dans cette dernière expérience, on cherche à imaginer des trous génératrice dans un bloc en acier ferritique qui est revêtu d'une couche anisotrope en acier inoxydable 316L. Par rapport aux soudures en V, le cinquième paramètre considéré dans la procédure d'optimisation est ici un paramètre géométrique : l'épaisseur  $h$  de la couche anisotrope. Il s'agit d'un bloc appartenant au CEA dont les paramètres d'intérêt ( $C_{11}$ ,  $C_{13}$ ,  $C_{33}$ ,  $C_{55}$  et  $h$ ) sont renseignés [93]. Les 100 essais d'optimisation, dont les métriques sont résumées dans le tableau 2.6 montrent que le taux de convergence atteint 100 % pour les deux algorithmes. Le nombre d'itérations moyen avant convergence pour PSO est de  $77,8 \pm 25,8$ .

Les images obtenues sous la couche de revêtement sont affichées sur la Figure 2.17 : images calculées en supposant le revêtement isotrope (a), avec les paramètres mesurés par Haïat *et al.* [93] (b) avec l'algorithme du gradient (c) et avec PSO (d). Ces résultats montrent, une fois encore, la haute qualité des images obtenues après optimisation. Les valeurs de  $A_{max}$  autour du réflecteur n°1 pour les deux images optimisées sont supérieures de 10 dB à celle mesurée sur l'image avec l'hypothèse d'isotropie (a). L'image de référence avec les paramètres effectifs du

	Montée de gradient	Essaim particulaire
Taux de convergence (%)	100	100
Nombre d'itérations	75	77,8 ± 25,8
Erreur de caractérisation (%)	3,2 ± 6,2	5,9 ± 11,9
Erreur X (mm)	0,1 ± 0,1	0,1 ± 0,1
Erreur Z (mm)	0,2 ± 0,2	0,5 ± 0,3
Corrélation de l'image avec celle de référence	0,95	0,95
Gain sur Amax (dB)	+10	+10

Tableau 2.6 – Métrique des résultats de la procédure, obtenus sur 100 essais d'optimisation par les algorithmes du gradient et de l'essaim particulaire : application expérimentale pour l'inspection d'un trou génératrice sous une couche de revêtement anisotrope homogène en acier 316L.

matériau affiche, quant à elle, une amplitude de +9 dB par rapport au modèle de reconstruction isotrope (a). On mesure un coefficient de corrélation de 0,95 entre les images (b) et (c), ainsi qu'entre les images (b) et (d). Le défaut n°1 est positionné avec une excellente précision, car les erreurs sont inférieures à 0,1 ± 0,1 mm suivant X et à 0,2 ± 0,2 mm suivant Z avec l'algorithme du gradient, et inférieures à 0,1 ± 0,1 mm suivant X et à 0,5 ± 0,3 mm suivant Z. Pour cette maquette, l'algorithme du gradient produit des résultats légèrement meilleurs que PSO.

Les paramètres du matériau estimés et moyennés sur 100 essais d'optimisation, ainsi que les courbes des lenteurs associées, sont donnés sur la Figure 2.18. Avec l'algorithme du gradient, l'estimation des paramètres est de 3,2 ± 6,2 % et l'erreur sur la lenteur est inférieure à 1,5 %. Avec PSO, les paramètres sont estimés avec une erreur de 5,9 ± 11,9 % et l'erreur sur la lenteur est inférieure à 2,3 %. L'efficacité de la procédure est ici encore démontrée, même si ce dernier cas montre des erreurs plus grandes dans l'estimation des propriétés mécaniques du revêtement. Ces erreurs peuvent être expliquées par l'incertitude existante sur les données de caractérisation de cette maquette, qui sont de l'ordre de 3 % [93], ainsi que par l'interface entre l'acier ferritique et l'acier 316L qui n'est pas rigoureusement plane.

Il est intéressant de noter que l'hypothèse d'homogénéité pour décrire l'anisotropie du revêtement est ici pertinente, contrairement aux deux soudures précédemment traitées, où un milieu bi-couche homogène par morceaux modéliserait mieux la structure. Une autre remarque concerne les défauts n°2 à n°5, situés sous le revêtement et qui subissent un effet d'ombrage par le défaut n°1. Pratiquer une optimisation autour de ces autres défauts nécessiterait un montage expérimental différent, où l'axe central du capteur ne serait pas centré sur la série de trous génératrice, ou en utilisant un traducteur avec une ouverture bien plus grande.

*Ces trois applications expérimentales de la procédure d'optimisation confirment les conclusions tirées de l'étude précédente avec des données simulées. Les effets des incertitudes sur l'anisotropie sont corrigés, et les défauts sont localisés avec des erreurs inférieures au millimètre. La caractérisation du matériau est satisfaisante avec des erreurs moyennes comprises entre 5 % et 10 %, par rapport aux propriétés fournies par des caractérisations antérieures. Le taux de convergence de l'algorithme du gradient est meilleur que lors de l'étude sur les données simulées, mais il reste principalement inférieur à 90 %, tandis que celui de l'essaim particulaire avoisine les 100 %. Enfin, il a été remarqué que l'homogénéité supposée des matériaux est une hypothèse trop forte dans certains cas. Une solution serait de décrire le matériau en sous-domaines homogènes, où chaque domaine contient l'écho d'un réflecteur qu'on souhaite optimiser, puis d'optimiser séquen-*

*tiellement autour de chaque défaut, en partant de l'écho le moins profond, et en conservant les paramètres matériaux trouvés lors de l'optimisation autour des échos précédents.*

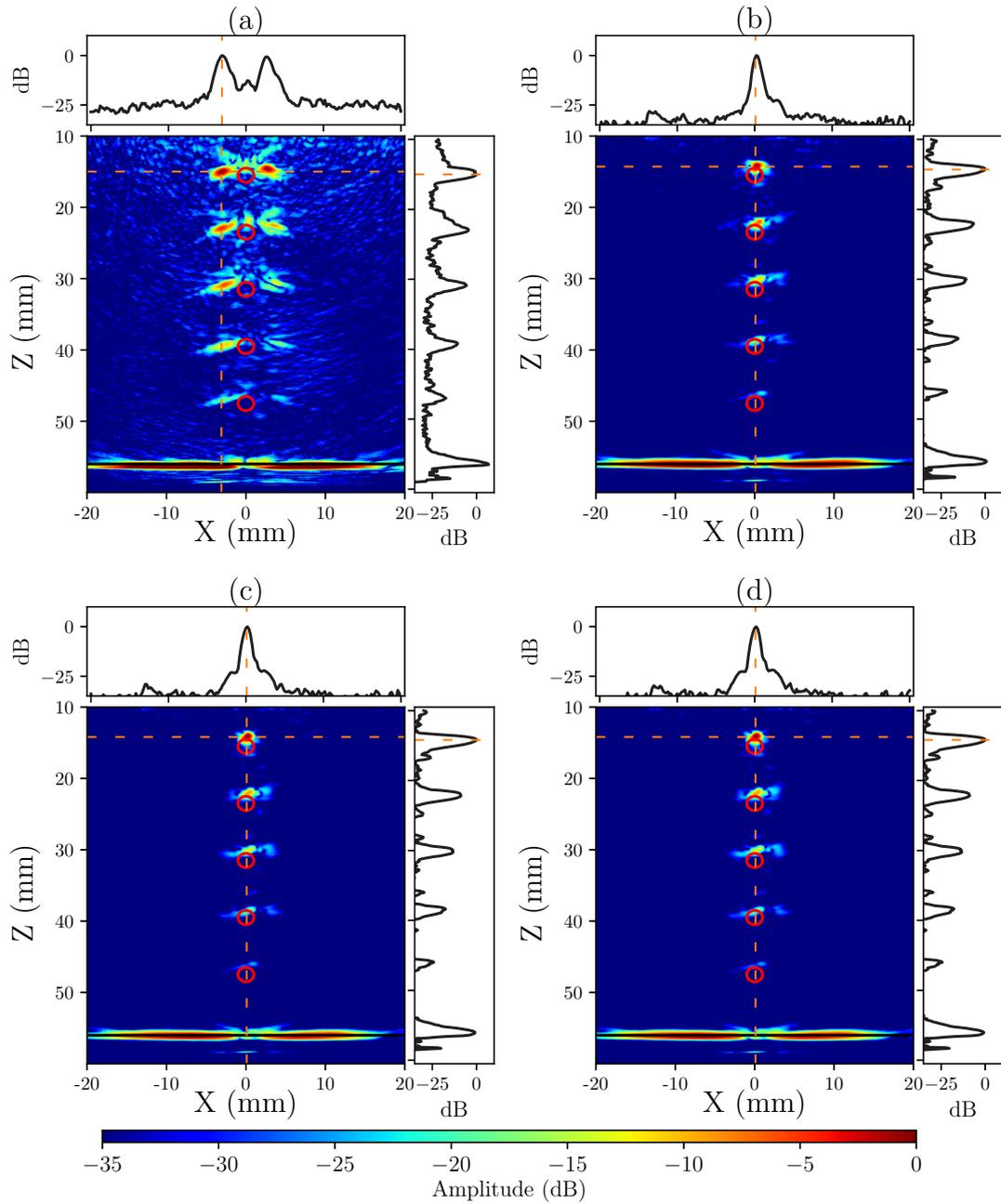
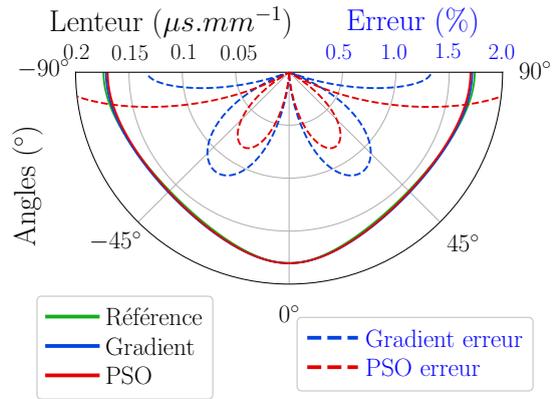


FIGURE 2.17 – Images expérimentales dans un acier ferritique revêtu d’un acier 316L : reconstruction avec un modèle isotrope (a) ; image de référence avec les paramètres mesurés par Haïat *et al.* (b) ; image optimisée par montée de gradient (c) ; image optimisée par PSO (d). L’optimisation est réalisée autour du trou génératrice n°1, et chaque image est normalisée par le maximum d’amplitude dans une région de  $10 \times 10 \text{ mm}^2$  autour de ce défaut (l’amplitude de l’écho du défaut n°1 vaut 0 dB sur toutes les images). L’interface du fond de la pièce est indiquée sur les images par le trait continu noir.



(a)

Paramètres	Valeurs de Haïat	Gradient	PSO
$C_{11}$ (GPa)	258	265	270
$C_{13}$ (GPa)	148	133	122
$C_{33}$ (GPa)	240	240	240
$C_{55}$ (GPa)	125	120	124
$h$ (mm)	11.5	11.6	11.4

(b)

FIGURE 2.18 – Estimation expérimentale des courbes des lenteurs des ondes quasi-longitudinales dans la couche de revêtement en acier 316L et erreurs correspondantes : lentueur associée aux « vraies » propriétés du matériau (vert), masquée par les résultats du gradient (bleu) et de PSO (rouge) ; erreur d'estimation de la lentueur par l'algorithme du gradient (tirets bleus) et par PSO (tirets rouges) (a). Tableau comparant les paramètres du matériau mesurés par Haïat *et al.* [93] avec les paramètres issus des optimisations par la méthode du gradient et PSO (b).

## 2.5 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, la faisabilité d'une procédure d'optimisation d'une image TFM dans une structure anisotrope méconnue a été évaluée pour le cas de défauts volumiques. Si l'image de départ calculée avec un modèle de reconstruction isotrope fait apparaître un écho au-dessus du niveau de bruit, l'application de la procédure permet d'augmenter itérativement le niveau de détection et le rapport signal/bruit, améliorant ainsi le diagnostic du contrôle. Deux algorithmes d'optimisation ont été comparés dans leur aptitude à produire des images de qualité et corriger l'image de départ dégradée par le modèle de reconstruction inadéquat.

Dans un premier temps, une preuve de concept a été établie avec des échos simulés avec le logiciel CIVA dans une soudure homogène. Une analyse de sensibilité préliminaire par indices de Sobol a montré que, parmi les cinq paramètres qui régissent la propagation 2D d'une onde quasi-longitudinale dans un matériau anisotrope à maille cristalline orthotrope, seulement trois ont une contribution non négligeable sur les variations du critère de qualité choisi, en l'occurrence l'amplitude maximale de l'écho. Cependant, il a été montré que les deux paramètres les moins contributeurs ne peuvent être négligés durant l'optimisation car leur contribution au positionnement de l'écho dans l'image n'est pas négligeable. L'optimisation doit donc comporter ces cinq paramètres pour produire des images exploitables. L'application de la procédure a ensuite montré qu'on obtient des résultats satisfaisants aussi bien en termes d'imagerie que de caractérisation du matériau. La position des échos dans les images optimisées est en bon accord avec les vraies positions des réflecteurs et l'erreur moyenne d'estimation des paramètres du matériau est faible, bien que l'optimisation soit uniquement contrainte par l'amplitude maximale de l'écho de détection du défaut. La robustesse et la fiabilité de la procédure ont ainsi été validées, alors que le problème d'optimisation est mal posé, du fait de la non-unicité de la solution.

L'évaluation expérimentale avec trois échantillons différents, dans un second temps, a validé les résultats de l'étude numérique. Pour chaque cas, la localisation des défauts est correcte, avec des erreurs inférieures au millimètre par rapport aux positions réelles, et l'estimation des propriétés mécaniques est comparable aux caractérisations préalablement connues des échantillons, avec des erreurs inférieures à 10 %. Il a cependant été noté que l'homogénéité du matériau est une hypothèse légèrement erronée pour certaines structures. Enfin, on a montré que les algorithmes du gradient et de l'essai particulaire affichent des performances comparables, aussi bien expérimentalement qu'en simulation, excepté en ce qui concerne le taux de convergence. En effet, aucune des quatre variantes proposées de l'algorithme du gradient ne permet de dépasser un taux de convergence de 80 % en simulation, et expérimentalement, il est majoritairement en-deçà de 90 %. Le taux de convergence de l'essai particulaire est, quant à lui, toujours de 100 % dans le cas simulé et les trois cas expérimentaux. Ces performances laissent supposer que l'algorithme de l'essai particulaire sera plus approprié, dans la suite de l'étude, pour optimiser une image dans une soudure plus réaliste, présentant une anisotropie inhomogène.

## Chapitre 3

# Généralisation de la procédure d'optimisation pour l'imagerie dans des soudures inhomogènes

Dans ce troisième chapitre, la procédure d'optimisation est évaluée numériquement et expérimentalement dans le cas de soudures dont les propriétés mécaniques sont inhomogènes. Dans un premier temps, on donne plusieurs justifications du choix du modèle d'Ogilvy dans la procédure pour décrire une orientation continûment variable des grains de la structure. Puis, en s'appuyant sur des résultats d'acquisition autour d'une soudure en V, on discute de la problématique de l'atténuation dont les effets peuvent être parfois prépondérants devant ceux de l'anisotropie. Ensuite, une étude est menée avec des signaux simulés avec le logiciel CIVA pour trouver un jeu d'hyper-paramètres qui améliore la convergence de l'optimisation, tout en limitant la durée des calculs. Comme la soudure définie en simulation est représentative des soudures inhomogènes EDF traitées dans ce chapitre, les valeurs des hyper-paramètres déterminées par l'étude numérique peuvent être exploitées expérimentalement. Deux des échantillons prêtés par EDF sont issus du même assemblage soudé, ce qui permettra de comparer les résultats de l'optimisation, même si l'on ne dispose que de peu d'informations sur les propriétés mécaniques effectives de cette soudure. Le troisième échantillon appartient également à EDF et comporte une soudure dont les paramètres sont bien connus grâce à des études antérieures. Ceci permettra de juger les performances de la procédure d'optimisation en termes de caractérisation de matériau. De plus, comme l'échantillon comporte des entailles à proximité de la soudure, la procédure sera mise en application pour la première fois dans le cas d'un réflecteur représentatif d'un défaut étendu de type fissure.

### 3.1 A propos du modèle de soudure et de l'atténuation

*Dans cette section, on justifie tout d'abord le choix du modèle Ogilvy pour décrire les soudures étudiées dans la suite du manuscrit. Les deux principales raisons qui ont motivé ce choix sont, d'une part, le petit nombre de paramètres nécessaires et, d'autre part, la modélisation instantanée de l'orientation des grains dans la soudure puisqu'il s'agit d'une description analytique. On*

*discute ensuite de la problématique de l'atténuation, non traitée jusqu'à présent, au travers d'une expérience sur une soudure en V en acier inoxydable où l'on compare les images de réflecteurs situés devant et derrière la soudure.*

### 3.1.1 Choix du modèle d'Ogilvy

Jusqu'à présent, les soudures étudiées pouvaient être considérées comme ayant des propriétés mécaniques homogènes. Dans ce chapitre, on étend l'application de la procédure d'optimisation à des soudures plus réalistes dont les propriétés mécaniques sont fortement inhomogènes. Pour décrire ces structures, on utilise le modèle analytique d'Ogilvy [13] (cf. Chapitre 1, Section 1.1.4). L'intérêt principal de ce modèle est qu'il nécessite peu de paramètres pour décrire la soudure par comparaison aux autres modèles existants. Si on suppose que la soudure est symétrique par rapport à son axe central, il faut seulement quatre paramètres à valeurs continues pour décrire les variations de l'orientation des grains. De plus, comme le modèle d'Ogilvy repose sur une description analytique de l'orientation des grains, son calcul est instantané. Utiliser une description de la soudure en sous-domaines homogènes est également envisageable mais augmente considérablement le nombre d'inconnues du problème. En effet, cela impliquerait de résoudre : (i) le type de distribution des sous-domaines à appliquer ; (ii) leur nombre ; (iii) leurs dimensions respectives ; (iv) leur forme ; (v) leur élasticité et l'orientation des grains associée. Le problème serait alors à variables discrètes et continues. Le modèle d'Ogilvy est donc préférable, et c'est celui qui sera exploité dans la suite de ce chapitre.

### 3.1.2 Atténuation et bruit de structure dans une soudure

Dans ce manuscrit, on traite essentiellement de l'anisotropie des propriétés mécaniques comme origine de la dégradation des images, qui sont alors inexploitable. En plus de l'anisotropie de vitesse, l'atténuation et le bruit de structure, tous deux liés à la diffusion par les grains, sont deux autres phénomènes rendant difficile l'inspection des soudures inhomogènes. Les contributions de ces phénomènes sont plus ou moins fortes en fonction du matériau considéré, mais leur combinaison rend souvent indétectable l'écho d'un défaut sur les signaux [95]. C'est par exemple le cas pour la soudure sur la Figure 3.1. Il s'agit d'une soudure en V<sup>5</sup> en acier inoxydable 316L inspectée avec une configuration OL45° où le traducteur, constitué de 64 éléments, fonctionne autour de 5 MHz. Chaque B-scan affiché représente les 64 signaux reçus quand l'élément 32 émet.

Pour la première configuration (a), le capteur est positionné de sorte que l'axe de focalisation à 45° coïncide avec le centre du trou génératrice à gauche de la soudure. La détection de ce réflecteur n'est donc pas affectée par la soudure. Sur le B-scan associé (c), les échos du fond de pièce et du défaut sont clairement visibles. Pour la seconde configuration d'inspection (b), la position du capteur est telle que l'axe de focalisation à 45° intersecte le défaut situé, cette-fois-ci, derrière la soudure. Sur le B-scan associé (d), les échos du fond de pièce et du défaut à gauche sont encore visibles, mais l'écho du défaut à droite est indétectable, en raison de l'atténuation des ondes traversant la soudure. En revanche, lorsqu'on calcule les images TFM associées (d) et (f), en faisant l'hypothèse que la soudure est composée d'un matériau isotrope, le défaut derrière la soudure apparaît clairement, avec une erreur de localisation de l'ordre de 1 mm.

---

5. Référence EDF : D717E

Cet exemple conforte l'idée d'optimiser l'image à partir de l'information qu'elle contient plutôt que d'exploiter directement les signaux dans un processus d'inversion reposant sur la simulation de signaux [45, 46, 47, 49, 55]. Ces résultats montrent aussi que l'anisotropie n'est pas toujours seule responsable des dégradations de l'image. Dans l'exemple donné ici, la diminution de l'amplitude de l'écho sur l'image à droite de la soudure semble être principalement due à l'atténuation.

## 3.2 Évaluation de la procédure d'optimisation avec des signaux simulés

*On propose, dans un premier temps, d'évaluer la procédure d'optimisation avec des signaux simulés avec le logiciel CIVA. La soudure inhomogène, décrite par le modèle d'Ogilvy, est conçue pour que ses paramètres élastiques soient cohérents avec ceux d'un acier 316L. La géométrie du chanfrein et l'orientation des grains sont inspirées des échantillons de soudures qui seront étudiés dans la prochaine section, dédiée à la validation expérimentale. Après avoir détaillé les paramètres mécaniques décrivant la soudure, on réalise une analyse de sensibilité préliminaire par indices de Sobol pour évaluer la contribution de chaque paramètre du modèle de soudure au problème. On discute ensuite de l'intérêt d'améliorer l'algorithme de l'essaim particulaire avec un redémarrage à chaud pour effectuer l'optimisation. L'algorithme du gradient est, quant à lui, mis de côté car son taux de convergence n'est pas satisfaisant, ainsi qu'on a pu le voir lors de l'étude sur des soudures homogènes, au chapitre précédent. Enfin, la procédure d'optimisation est appliquée et on cherche à trouver un jeu d'hyper-paramètres de PSO amenant à une bonne convergence tout en minimisant les temps de calcul.*

### 3.2.1 Configuration d'inspection et modèle de soudure pour la simulation

Comme illustré sur la Figure 3.2, on considère une inspection de type  $OL0^\circ$  avec un transducteur en immersion, dont les caractéristiques restent inchangées par rapport aux expériences précédentes. La soudure est définie comme étant symétrique par rapport à son axe principal, ce qui réduit à neuf le nombre de paramètres pour décrire la propagation 2D d'une onde quasi-longitudinale en son sein. Les propriétés de la structure sont indiquées sur la même figure et sont représentatives d'une soudure en acier 316L ( $\rho = 7,80 \text{ g.cm}^{-3}$ ). La célérité des ondes longitudinales dans le matériau de base est de  $5\,720 \text{ m.s}^{-1}$ . Les courbes des lenteurs sont aussi disponibles, et on rappelle que les angles d'incidence à  $0^\circ$  et  $\pm 90^\circ$  correspondent à une propagation suivant l'axe Z et l'axe X, respectivement. La géométrie de la soudure est définie avec un demi-angle d'ouverture  $\alpha_1 = \alpha_2 = 20^\circ$  et la demi-largeur du talon  $D_1 = D_2 = 2 \text{ mm}$ . La soudure comporte deux trous génératrice situés à 10 mm et 20 mm de profondeur le long de l'axe de symétrie de la soudure, les signaux étant simulés en centrant le capteur sur ces deux réflecteurs. La soudure a une épaisseur de 30 mm.

Il est à noter que, contrairement aux applications en milieu homogène, l'orientation des grains est ici décrite par la variable  $\theta$  calculée par le modèle d'Ogilvy. Le paramètre  $\theta_y$  indique alors une désorientation locale de la structure polycristalline par rapport à  $\theta$ . Cela signifie que, au moment

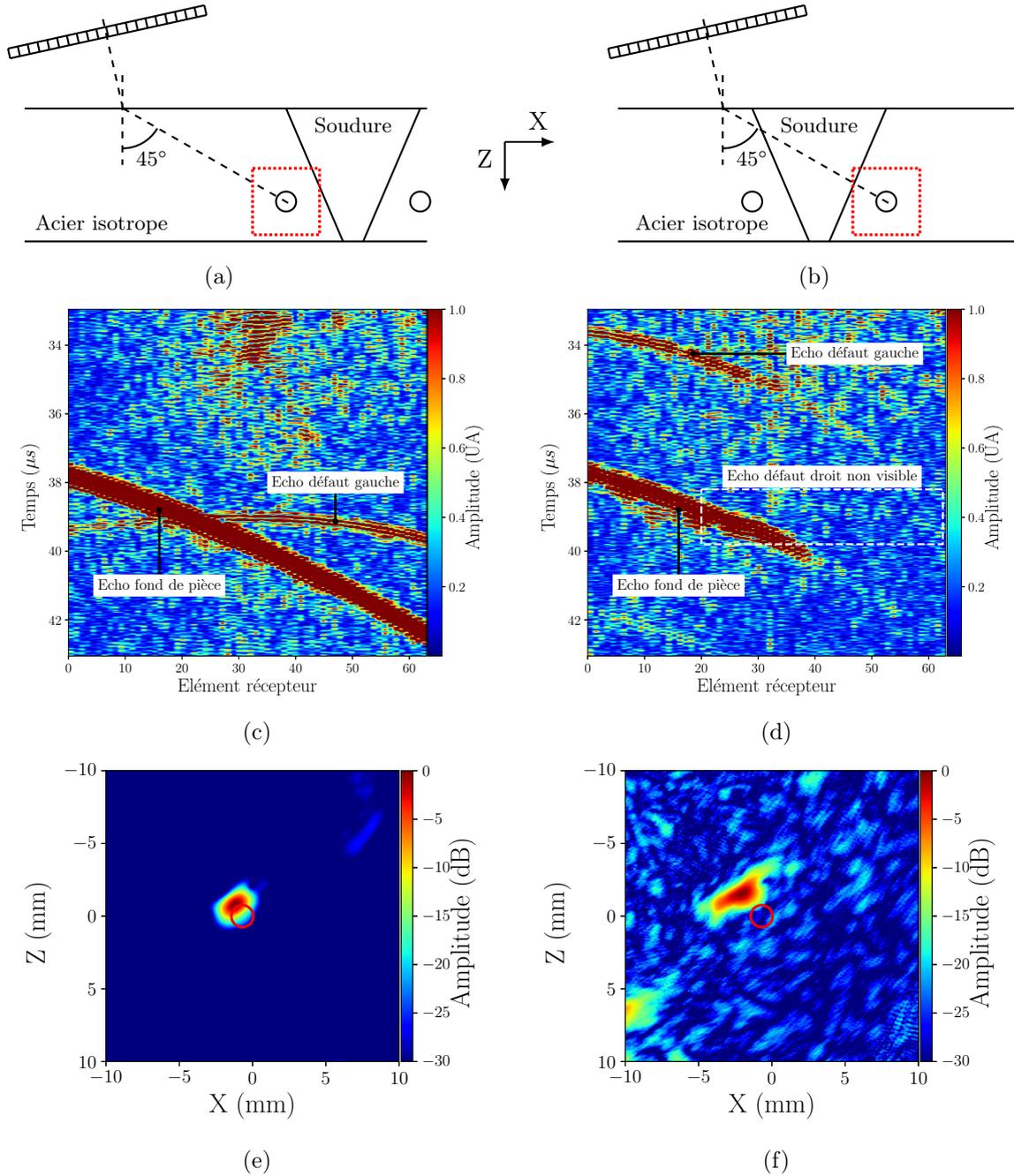
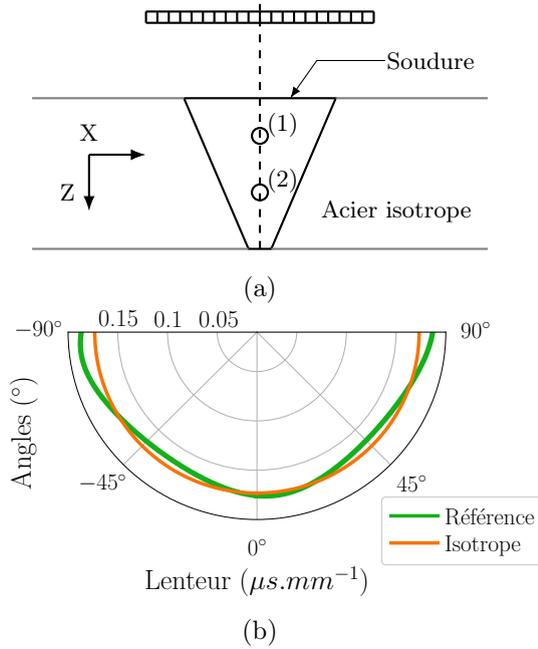


FIGURE 3.1 – Images expérimentales de deux trous génératrice situés de part et d’autre d’une soudure en V en acier 316L avec une configuration expérimentale de type OL45° : première position du traducteur où l’axe de focalisation à 45° intersecte le défaut à gauche de la soudure et (b) seconde position où l’axe de focalisation intersecte le défaut à droite. Le traducteur est constitué de 64 éléments opérant autour de 5 MHz, et la hauteur de la colonne d’eau au centre du capteur est fixée à 20 mm. Les deux trous sont situés à 25 mm sous la surface de l’échantillon de 37 mm d’épaisseur. B-scans représentant les signaux reçus par le réseau après émission avec l’élément 32 : (c) et (d) sont associées aux positions (a) et (b), respectivement. L’amplitude des signaux est seuillée puis normalisée pour faire ressortir les informations de faible amplitude dans les B-scans. Images des défauts calculées avec un modèle de reconstruction isotrope : (e) et (f) correspondent aux positions (a) et (b), respectivement. Chaque image est normalisée par son amplitude maximale.



Paramètres	Valeurs
$C_{11}$	220 GPa
$C_{13}$	150 GPa
$C_{33}$	250 GPa
$C_{55}$	105 GPa
$\theta_y$	$-6^\circ$
$T_1 = T_2$	1 U.A.
$D_1 = D_2$	2 mm
$\alpha_1 = \alpha_2$	$20^\circ$
$\eta_1 = \eta_2$	1 U.A.

FIGURE 3.2 – Configuration d’inspection utilisée pour simuler les échos dans une soudure en V en acier 316L et décrite par le modèle d’Ogilvy (a) : traducteur linéaire en immersion placé à 20 mm de la soudure qui comprend deux trous génératrice de 1 mm de diamètre aux profondeurs de 10 mm (1) et 20 mm (2). Les deux trous sont positionnés sur l’axe de symétrie de la soudure, et le traducteur est centré sur les défauts. Courbes des lenteurs (b) : ondes quasi-longitudinales dans la soudure de structure cristalline orthotrope (vert) et ondes longitudinales dans un milieu isotrope de célérité  $5\,720\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$  (orange). L’angle de  $0^\circ$  correspond à l’axe Z du plan image et l’angle de  $90^\circ$  à l’axe X. Tableau (c) : vraies valeurs des propriétés de la soudure.

de du refroidissement de la soudure, l’axe privilégié de croissance des grains était incliné d’un angle  $\theta_y$  par rapport à l’axe principal de la maille polycristalline.

### 3.2.2 Analyse de sensibilité par indices de Sobol

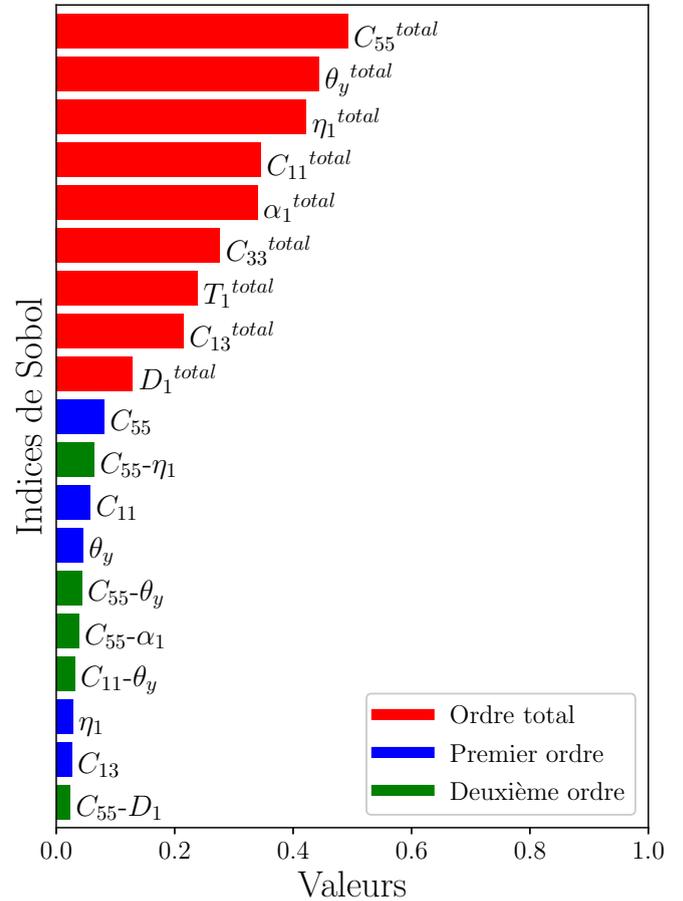
En suivant la même démarche que dans le chapitre précédent, on réalise une analyse de sensibilité par indices de Sobol avant l’optimisation en définissant une zone image centrée autour du défaut n°1. Toutes les images TFM sont calculées en utilisant le modèle direct de propagation dans les soudures de CIVA, sans s’appuyer sur un méta-modèle. En effet, le problème possède plus de variables qu’auparavant et dépasse les capacités d’une régression à noyau de ridge. Pour construire un méta-modèle 9D, il faudrait plutôt s’orienter vers des réseaux de neurones. Cela nécessiterait cependant un certain temps pour affiner l’architecture et les hyper-paramètres du réseau alors qu’il ne serait valable que pour ce cas particulier, qui est de l’imagerie dans une petite zone autour du défaut n°1 avec des signaux simulés. Une autre approche serait d’appliquer un algorithme de réduction de dimension adapté et de le coupler à une méthode à noyau [94], mais encore une fois, le méta-modèle construit serait entièrement cas-dépendant.

Les plages de variation des paramètres du modèle de soudure pour le calcul des images avec CIVA, et les résultats de l’analyse de sensibilité sont affichés sur la Figure 3.3. Pour faciliter la lecture, seuls les indices dont la valeur est supérieure à 0,05 sont reportés sur cette figure. On remarque que le paramètre  $C_{55}$  est à nouveau prépondérant dans le problème. En revanche, les

paramètres  $C_{11}$  et  $\theta_y$  ont une contribution bien supérieure à celle observée pour les soudures homogènes (cf. Chapitre 2, Section 2.3.3). Cette observation est cohérente puisque le repère de la structure polycristalline suit l'inclinaison des grains dans la soudure, qui est décrite de façon continûment variable. On peut également voir que chaque paramètre a une contribution non négligeable au problème et que, au sens du Amax, on ne peut écarter aucun paramètre. Enfin, on note que la somme des indices n'est pas unitaire, ce qui sous-entend que les différents paramètres sont fortement corrélés entre eux. Ceci est d'autant plus marqué que leur contribution individuelle n'est pas suffisante pour expliquer les variations de Amax. Au contraire, les indices d'ordres totaux sont principalement expliqués par les indices dont l'ordre est supérieur ou égal à 2.

Paramètres	Limite inférieure	Limite supérieure
$C_{11}$ (GPa)	200	320
$C_{13}$ (GPa)	75	175
$C_{33}$ (GPa)	200	320
$C_{55}$ (GPa)	60	150
$\theta_y$ (°)	-10	10
$T_1$ (U.A.)	0.5	2
$D_1$ (mm)	0.5	5
$\alpha_1$ (°)	0.5	30
$\eta_1$ (U.A.)	0.5	2

(a)



(b)

FIGURE 3.3 – Limites inférieure et supérieure pour chaque dimension de la base de données 9D comportant les échantillons nécessaires au calcul des indices de Sobol (a). Indices de Sobol de premier ordre, deuxième ordre et ordre total du problème d'optimisation (b). Seuls les indices de contribution supérieure à  $5 \cdot 10^{-2}$  sont indiqués.

Dans cette étude préliminaire, on souhaite à nouveau évaluer la localisation du pixel correspondant à la valeur de Amax dans la zone image, en fonction des paramètres du modèle de soudure. Étant donné qu'il n'y a aucune ambiguïté sur une inconnue éventuelle du problème à écarter, on se contente de représenter les pixels de Amax lorsque tous les paramètres varient simultanément. L'ensemble d'images est calculé en faisant varier aléatoirement et uniformément les neuf paramètres entre les bornes indiquées dans le tableau 3.3. Pour chaque image, les coor-

données du pixel correspondant à  $A_{max}$  sont extraites et sont ensuite représentées dans la vue synthétique sur la Figure 3.4. La zone image est centrée autour du défaut circulaire n°1 qui est représenté par le cercle noir.

Contrairement à ce qui a été observé dans le chapitre précédent, les pixels de  $A_{max}$  sont tous localisés autour de l'amplitude maximale  $A_{ref}$  de l'image calculée avec les paramètres effectifs de la soudure. La forme de ce nuage de points est certainement due à la position du défaut qui est au centre de la soudure, là où les grains sont uni-axiaux, et à la symétrie du problème. On déduit donc que l'optimisation fournira une estimation de la position du défaut avec une bonne précision et une faible incertitude pour ce cas d'application.

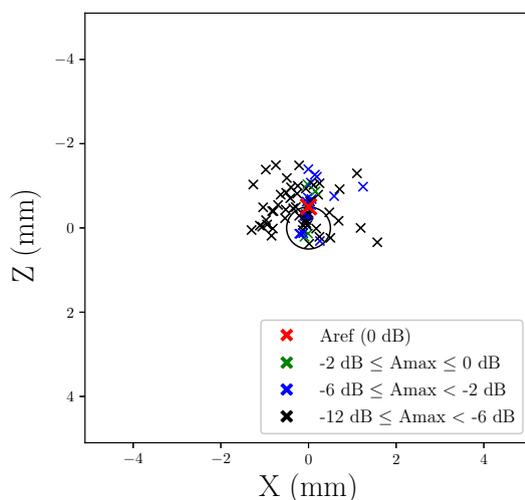


FIGURE 3.4 – Variations des positions du maximum d'amplitude de l'écho d'un défaut sur des images générées aléatoirement dans l'espace de recherche de l'optimisation : position du pixel de  $A_{max}$  d'une image calculée avec les propriétés effectives du matériau (marqueur rouge) ; positions des pixels de  $A_{max}$  pour  $-2 \text{ dB} \leq A_{max} < 0 \text{ dB}$  (marqueurs verts) ; positions pour  $-6 \text{ dB} \leq A_{max} < -2 \text{ dB}$  (marqueurs bleus) ; positions pour  $-12 \text{ dB} \leq A_{max} < -6 \text{ dB}$  (marqueurs noirs).

### 3.2.3 Algorithme de l'essaim particulaire avec redémarrage à chaud

Dans le chapitre précédent, les performances de deux algorithmes d'optimisation ont été comparées. Il a notamment été mis en avant qu'en dépit des efforts pour améliorer la convergence de l'algorithme du gradient, celui-ci présentait un taux de convergence majoritairement inférieur à 80 %, tandis que l'algorithme de l'essaim particulaire affichait un taux de convergence de 100 %. C'est pour cette raison qu'on ne mettra en œuvre que le second algorithme pour optimiser les images dans les soudures inhomogènes.

Une étude préalable de l'algorithme de l'essaim particulaire a montré que l'optimisation d'une image en milieu inhomogène affiche un taux de convergence inférieur à 20 % quand l'algorithme est utilisé dans sa formulation classique, décrite à la Section 2.2.3. L'hypothèse avancée est que l'algorithme ne parvient pas à s'extraire des nombreux points critiques présents dans l'espace des solutions pour ce genre d'applications où le nombre d'inconnues est important. Pour cette raison, l'essaim particulaire a été pourvu d'un redémarrage à chaud qui, au cours de l'optimisation, force les particules à se réinitialiser aléatoirement et uniformément, tout en conservant en mémoire

les meilleures positions enregistrées sur le trajet de chaque particule ( $\mathbf{Q}_p$ ) et sur l'ensemble de l'essaim ( $\mathbf{Q}_s$ ) [96].

On peut comparer ce redémarrage à chaud à une pierre jetée dans l'eau qui éparpillerait le banc de poissons, ou un coup de vent pour une volée d'oiseaux. L'intérêt de ce « coup de vent » est d'extraire les particules des points critiques dans lesquels elles resteraient bloquées. Le redémarrage a lieu lorsque la valeur de  $\mathbf{Q}_s$  n'a pas augmenté depuis au moins  $j_R$  itérations. A ce moment, le nombre d'itérations maximal est augmenté de  $j_R$  itérations de sorte à compenser le « temps perdu », où les particules étaient bloquées par des points critiques.

Le pseudo-code ci-dessous synthétise l'essaim particulaire amélioré avec un principe de redémarrage à chaud.

---

**Algorithm 3:** Algorithme d'essaim particulaire avec redémarrage à chaud

---

**Entrées:** Espace des solutions  $\Omega$

**Sorties:**  $\mathbf{X}_{optimale}$

**Data:** Hyper-paramètres :  $\alpha, \beta, \gamma, Q, j_R$  et  $R$  //  $R$  est le nombre de redémarrages à chaud

```
1 Initialiser  $\mathbf{X}_0 \in \Omega$  // Initialisation aléatoire
2  $\mathbf{V}_0 = 0$ 
3  $\mathbf{Q}_p = \mathbf{X}_0$ 
4  $\mathbf{Q}_s = \mathbf{x}_0^1$ 
5 for  $q = 1, \dots, Q$  do
    // Recherche de  $\mathbf{Q}_s$  parmi  $\mathbf{X}_0$  où  $\mathbf{x}_0^q$  est le sous-vecteur de  $\mathbf{X}_0$  correspondant à la  $q$ -ième
    // particule.
6     if  $\mathcal{M}(\mathbf{Q}_s) < \mathcal{M}(\mathbf{x}_0^{q+1})$  then
7          $\mathbf{Q}_s = \mathbf{x}_0^{q+1}$ 
8
9      $j = 0$ 
10  $R_{cpt} = 0$  et  $j_{Rcpt} = 0$  // Compteurs des redémarrages à chaud et de stagnation de  $\mathbf{Q}_p$ 
11 while  $j < J$  do
    // Boucle d'optimisation
12      $\mathbf{V}_{j+1} = \alpha \mathbf{V}_j + \beta(\mathbf{Q}_p - \mathbf{X}_j) + \gamma(\mathbf{Q}_s - \mathbf{X}_j)$ 
13      $\mathbf{X}_{j+1} = \mathbf{X}_j + \mathbf{V}_{j+1}$ 
14
15     if  $STD(\mathbf{X}_{j+1}) < STD_{X-critère}$  ou  $STD(\mathcal{M}(\mathbf{X}_{j+1})) < STD_{y-critère}$  then
16         // Test de convergence
17          $\mathbf{X}_{optimale} = \mathbf{X}_{j+1}$ 
18     else
19         // Mise à jour de  $\mathbf{Q}_s$   $\mathbf{Q}_p$ .
20         update_  $\mathbf{Q}_s = False$ 
21         for  $q = 1, \dots, Q$  do
22             if  $\mathcal{M}(\mathbf{Q}_s) < \mathcal{M}(\mathbf{x}_j^q)$  then
23                  $\mathbf{Q}_s = \mathbf{x}_j^q$ 
24                 update_  $\mathbf{Q}_s = True$ 
25                  $j_{Rcpt} = 0$ 
26             if  $\mathcal{M}(\mathbf{Q}_p^q) < \mathcal{M}(\mathbf{x}_j^q)$  then
27                  $\mathbf{Q}_p^q = \mathbf{x}_j^q$ 
28         if update_  $\mathbf{Q}_s = False$  then
29              $j_{Rcpt} += 1$ 
30      $j += 1$ 
31     if  $j_{Rcpt} = j_R$  then
32         // Prolongement de l'optimisation si  $j_R$  est atteint.
33          $J += j_R$  et  $R_{cpt} += 1$ 
34         if  $R_{cpt} = R + 1$  then
35             // Arrêt de l'optimisation si  $R$  est atteint.
36              $\mathbf{X}_{optimale} = \mathbf{X}_j$ 
```

---

### 3.2.4 Résultats de l'optimisation avec des signaux simulés

Au chapitre précédent, l'optimisation était réalisée avec un grand nombre de particules et un temps de convergence potentiellement long. On propose ici d'évaluer la procédure d'optimisation sur les signaux simulés, tout en effectuant une première recherche sur les hyper-paramètres pour améliorer la convergence. Pour l'instant, les hyper-paramètres en jeu sont  $Q$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$ . Dans un premier temps, on fait varier le nombre de particules  $Q$  entre les valeurs 20 et 50 par pas de 10. Puis, on fait varier les paramètres  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$  autour des valeurs conseillées dans [75], c'est-à-dire entre 0,2 et 0,7 par pas de 0,1, et on impose  $\alpha = \beta = \gamma$ .

Les performances de chaque combinaison d'hyper-paramètres sont statistiquement évaluées sur 100 essais d'optimisation. Les métriques de ces performances sont le taux de convergence (nombre d'images optimales dont  $A_{\max} \geq A_{\text{ref}} - 2$  dB, où  $A_{\text{ref}}$  est la valeur de  $A_{\max}$  dans l'image construite avec les paramètres effectifs du matériau), le nombre d'itérations pour arriver à la convergence et l'erreur de localisation du défaut. On fixe : le nombre total de redémarrages à chaud,  $R = 3$  ; le nombre d'itérations avant redémarrage,  $j_R = 10$  ; et le nombre total d'itérations,  $J = 30$ . Les limites d'exploration de l'espace des paramètres sont celles fixées pour l'analyse de sensibilité (cf. Figure 3.3). On souhaite déterminer le meilleur jeu d'hyper-paramètres par la simulation en vue de le ré-utiliser expérimentalement dans la section suivante.

Les résultats de cette étude sont résumés dans les tableaux 3.1 pour les variations de  $Q$  et tableau 3.2 pour les variations de  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$ . Un récapitulatif des résultats est aussi donné sur la Figure 3.5 sous forme d'histogrammes. On remarque que l'erreur de localisation de l'écho du défaut est satisfaisante et reste quasi inchangée quel que soit le paramétrage de l'essai. En revanche, le taux de convergence et le nombre moyen d'images calculées pour atteindre la convergence varient. Étant donné que l'on cherche à maximiser le taux de convergence tout en réduisant les temps de calcul, deux paramétrages semblent répondre aux besoins. Il s'agit des paramétrages des tests III et VII qui ont des performances très similaires. On choisit de définir le paramétrage du test III comme étant le plus optimal au sens du problème d'optimisation et c'est à partir de celui-ci que tous les calculs qui suivent seront réalisés.

L'étude des hyper-paramètres pourrait être poussée de façon plus intensive, notamment concernant le choix de  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$ . Il serait par exemple intéressant d'évaluer les performances en considérant que ces trois paramètres ne sont pas égaux. On peut également envisager que leur valeur soit dynamiquement variable au cours de l'optimisation, comme ce qui a été fait avec l'algorithme du gradient au chapitre précédent. Pour l'instant, les performances du jeu de paramètres du test III sont suffisantes pour ne pas avoir besoin de pousser plus loin l'étude.

Du point de vue de la caractérisation du matériau, on mesure une erreur moyenne sur les paramètres de la soudure de  $20,8 \pm 26,0$  %. La dispersion moyenne des résultats est donc trop importante pour que l'on puisse donner une estimation fiable des propriétés de la soudure, comme indiqué dans le tableau 3.3. Cependant, les différents paramètres ne sont pas affectés de la même façon. En outre, les coefficients élastiques et  $\theta_y$  sont estimés avec une bonne précision, similaire aux résultats obtenus pour les soudures homogènes, ce qui n'est pas le cas des paramètres du modèle d'Ogilvy, qui sont presque tous estimés avec des erreurs supérieures à 20 %. Cette variabilité du taux d'erreur en fonction du paramètre de soudure vient de ce que l'optimisation se base sur l'accroissement de l'amplitude de l'écho d'un défaut. Ainsi, la caractérisation du matériau concerne uniquement la région autour du défaut, et plus précisément la région insonifiée entre

Paramètres	Évaluation de PSO avec différentes valeurs de Q			
	I	II	III	IV
$\alpha$	0,5	0,5	0,5	0,5
$\beta$	0,5	0,5	0,5	0,5
$\gamma$	0,5	0,5	0,5	0,5
Q	20	30	40	50
Taux convergence	87 %	95 %	98 %	99 %
Itérations	22 $\pm$ 10,6	21,8 $\pm$ 10,6	20,9 $\pm$ 9,4	22,5 $\pm$ 11,5
Erreur suivant X (mm)	0,1 $\pm$ 0,1	0,1 $\pm$ 0,1	0,1 $\pm$ 0,1	0,1 $\pm$ 0,1
Erreur suivant Z (mm)	0,5 $\pm$ 0,3	0,5 $\pm$ 0,4	0,5 $\pm$ 0,3	0,4 $\pm$ 0,4

Tableau 3.1 – Performances de l’algorithme de l’essaim particulaire avec redémarrage à chaud pour différents nombres de particules Q.

Paramètres	Évaluation de PSO avec différentes valeurs de $\alpha$ , $\beta$ et $\gamma$				
	V	VI	VII	VIII	IX
$\alpha$	0,6	0,7	0,4	0,3	0,2
$\beta$	0,6	0,7	0,4	0,3	0,2
$\gamma$	0,6	0,7	0,4	0,3	0,2
Q	40	40	40	40	40
Taux convergence	97 %	98 %	96 %	84 %	84 %
Itérations	33,7 $\pm$ 13,2	54 $\pm$ 9,4	21,7 $\pm$ 12,7	27,8 $\pm$ 12,6	46,5 $\pm$ 10,7
Erreur suivant X (mm)	0,1 $\pm$ 0,1	0,1 $\pm$ 0,1	0,1 $\pm$ 0,1	0,1 $\pm$ 0,1	0,1 $\pm$ 0,1
Erreur suivant Z (mm)	0,5 $\pm$ 0,4	0,6 $\pm$ 0,5	0,4 $\pm$ 0,4	0,3 $\pm$ 0,3	0,4 $\pm$ 0,3

Tableau 3.2 – Performances de l’algorithme de l’essaim particulaire avec redémarrage à chaud pour différents paramétrages des pondérations  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$ .

le traducteur et le réflecteur, alors que la description de la soudure est un modèle global. Il est donc normal de trouver une grande variété de solutions à l’optimisation, d’autant plus que le problème possède neuf degrés de liberté qui n’ont pas tous le même niveau de contribution. De plus, l’optimisation porte ici sur l’image d’un défaut qui est au centre de la soudure, sur l’axe de symétrie où les grains sont uni-axiaux sur toute l’épaisseur du matériau. Il est donc normal que les paramètres du modèle d’Ogilvy, décrivant l’orientation des grains en tout point de la soudure, ne soient pas estimés avec précision, contrairement aux composantes du tenseur élastique.

Paramètres	Erreur moyenne (%)
$C_{11}$	8,4 $\pm$ 10,5
$C_{13}$	8,0 $\pm$ 18,4
$C_{33}$	4,5 $\pm$ 6,7
$C_{55}$	19,6 $\pm$ 13,9
$\theta_y$	2,2 $\pm$ 12,6
$T_1$	42,0 $\pm$ 26,4
$D_1$	122,9 $\pm$ 41,6
$\alpha_1$	23,3 $\pm$ 45,8
$\eta_1$	12,2 $\pm$ 23,1

Tableau 3.3 – Erreurs moyennes de l’estimation des paramètres de soudure lorsque la procédure d’optimisation est appliquée à des images issues de signaux simulés avec CIVA.

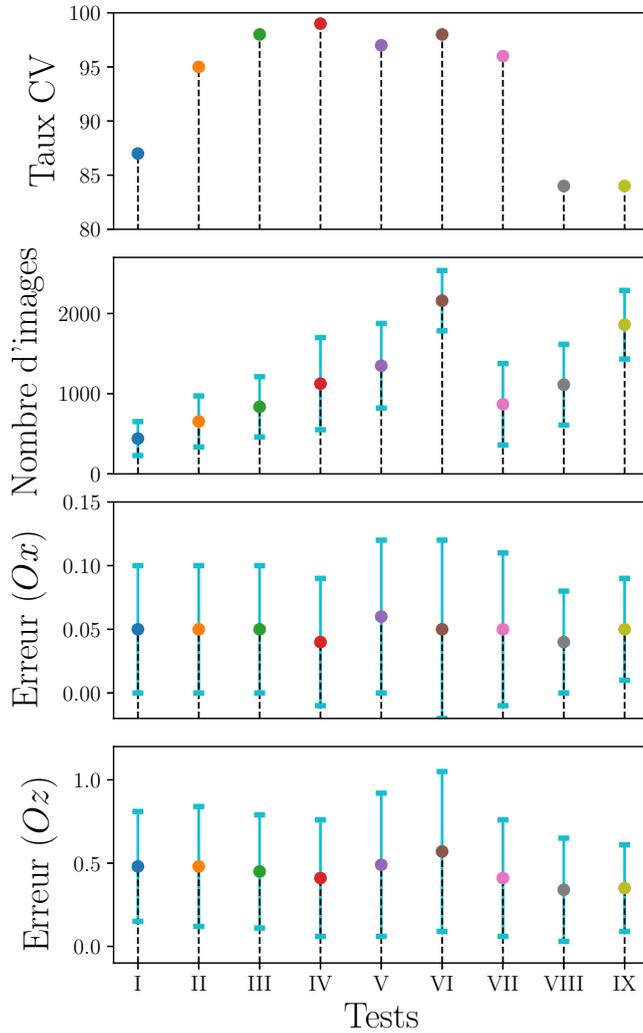
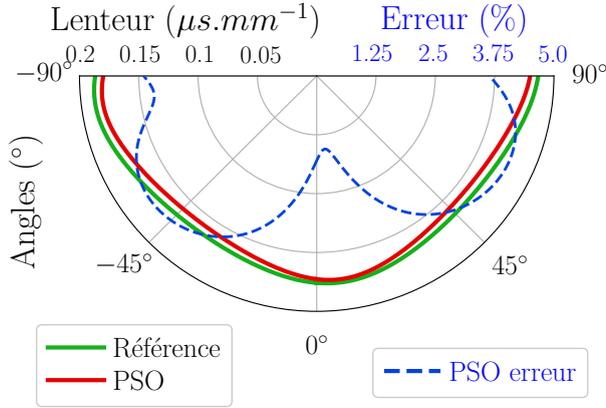


FIGURE 3.5 – Performances de l'algorithme de l'essaim particulaire avec différents jeux d'hyper-paramètres dans le cas de signaux simulés dans une soudure en V inhomogène. Pour les tests I à IV, seul le nombre de particules de l'essaim varie. Pour les tests V à IX, les pondérations de PSO varient simultanément et sont telles que  $\alpha = \beta = \gamma$ . Les barres d'erreurs sont représentées en bleu ciel pour chacun des tests. Le jeu de paramètres qui semble le plus pertinent pour ce cas d'application est celui du test III.

Du point de vue de l'imagerie, puisque l'optimisation est correcte au sens du Amax, on propose de se concentrer sur une des solutions optimales fournies par l'algorithme, et non l'image formée avec les paramètres moyennés. Ceci est également plus cohérent du point de vue d'une application *in situ* où un seul essai d'optimisation est préférable à une moyenne de 100 essais pour des raisons évidentes de temps de calcul. Les valeurs retenues des paramètres du matériau sont données sur la Figure 3.6 ainsi qu'un tracé des courbes des lenteurs associées pour les paramètres effectifs de la soudure et ceux après optimisation. L'erreur d'estimation de la lenteur est inférieure à 5,0 %, ce qui correspond à une erreur moyenne de 13,4 % sur les propriétés élastiques. L'erreur moyenne sur les paramètres d'Ogilvy est de 32,1 %.

L'image obtenue avec les paramètres issus de l'optimisation est présentée sur la Figure 3.7. Cette image peut être comparée sur la même figure avec celle calculée avec le modèle de reconstruction isotrope et celle de référence calculée avec les paramètres effectifs de la soudure. La procédure d'optimisation augmente l'amplitude de l'écho de +17 dB par rapport à l'image reconstruite avec le modèle isotrope, et l'écho du défaut a alors une amplitude très proche de celle mesurée sur l'image de référence. Le coefficient de corrélation entre l'image optimisée et celle de référence vaut 0,97. On peut donc avancer que, du point de vue de l'imagerie, la procédure semble robuste et fiable lorsqu'elle est appliquée à une soudure réaliste.



Paramètres	Valeurs effectives	Essaim particulaire
$C_{11}$ (GPa)	220	230
$C_{13}$ (GPa)	150	107
$C_{33}$ (GPa)	250	254
$C_{55}$ (GPa)	105	139
$\theta_y$ (°)	-6,0	-6,0
$T_1$ (U.A.)	1	1,5
$D_1$ (mm)	2	2,3
$\alpha_1$ (°)	20	21,0
$\eta_1$ (U.A.)	1	1,2

(a)

(b)

FIGURE 3.6 – Courbes des lenteurs des ondes quasi-longitudinales et erreur d'estimation par PSO (a) : lenteurs associées aux vraies propriétés du matériau (vert) et aux résultats de l'optimisation (rouge); erreur d'estimation de la lenteur par l'essaim particulaire (tirets bleus). Tableau des valeurs effectives et optimisées des propriétés matériaux (b).

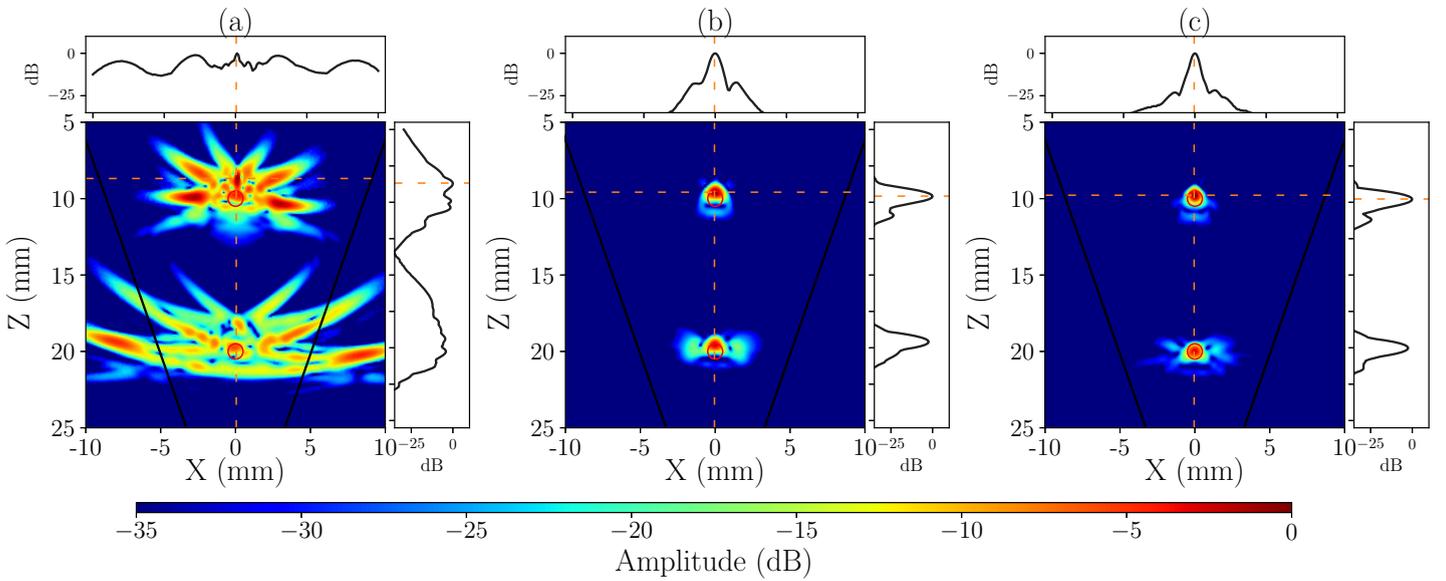


FIGURE 3.7 – Images d'une soudure en V en acier 316L calculées à partir de signaux simulés : modèle de reconstruction isotrope (a); modèle de reconstruction anisotrope identique à celui utilisé pour simuler les signaux (b); optimisation par essaim particulaire (c). L'optimisation est réalisée autour du trou génératrice n°1, et chaque image est normalisée par le maximum d'amplitude dans une région de  $10 \times 10 \text{ mm}^2$  autour de ce défaut (l'amplitude de l'écho du défaut n°1 vaut 0 dB pour toutes les images). Les chanfreins de la soudure sont indiqués par les lignes noires.

*Cette preuve de concept numérique avec une soudure inhomogène en V décrite par le modèle d'Ogilvy a mis en avant plusieurs aspects. Tout d'abord, aucun des paramètres décrivant la soudure ne peut être écarté dans la procédure d'optimisation, car tous ont une contribution non négligeable sur les variations de  $A_{max}$ , ainsi que l'a montré l'analyse de sensibilité. Il a été également remarqué que les paramètres les plus influents ne sont pas strictement les mêmes que dans le cas d'une soudure homogène, et que d'autres paramètres qui étaient négligeables du point de vue*

de Amax ne le sont plus. Dans un second temps, par l'application de la procédure d'optimisation avec l'essaim particulaire, amélioré avec une stratégie de redémarrage à chaud, on a pu identifier un jeu d'hyper-paramètres qui favorise la convergence tout en minimisant les temps de calcul. Il a alors été montré que, du point de vue de l'imagerie, la procédure semble fiable et robuste, avec de faibles erreurs de positionnement du défaut et une image dont la qualité est identique à celle de l'image de référence, calculée avec les paramètres effectifs de la soudure. Cependant, dans le cas d'une soudure inhomogène, l'optimisation consistant à maximiser l'écho d'un réflecteur ne permet pas d'estimer les paramètres du matériau, comme on avait pu le montrer dans le cas d'une soudure homogène. En effet, la dispersion de l'estimation des paramètres du modèle de soudure est trop grande pour qu'une caractérisation précise soit possible. Cette dispersion est due au fait qu'on maîtrise l'optimisation par l'accroissement local de l'amplitude de l'écho d'un défaut qui se trouve au centre de la soudure, là où les grains sont uni-axiaux, et que les paramètres qui décrivent la soudure sont inter-dépendants, comme l'a montré l'analyse de sensibilité. Ceci implique que la caractérisation du matériau se fait localement autour du défaut et n'est pas représentative de l'intégralité de la structure.

### **3.3 Validation expérimentale sur des soudures en V en acier 316L**

Cette dernière section est une évaluation expérimentale de la procédure d'optimisation sur des soudures avec des chanfreins en V dont les propriétés mécaniques sont inhomogènes. L'optimisation est mise en application sur trois échantillons de soudure : les deux premiers comportent des trous génératrice et ont été prélevés sur la même soudure composée d'acier inoxydable 316L, mais on dispose de très peu d'informations sur leurs propriétés mécaniques ; le troisième échantillon, également en acier 316L, possède deux entailles et on connaît ses caractéristiques mécaniques grâce à des études antérieures. Le matériel d'acquisition est le même que pour les expériences réalisées au cours de l'étude du Chapitre 2, Section 2.4, et, comme toutes les soudures traitées dans ce manuscrit, les surfaces des trois échantillons sont arasées et polies.

#### **3.3.1 Imagerie de trous génératrice avec des configurations d'inspection OL0° et OL60°**

Pour évaluer expérimentalement la procédure d'optimisation sur une soudure réaliste, des acquisitions FMC ont été réalisées sur deux échantillons prélevés sur une même soudure EDF en acier 316L. Les propriétés mécaniques de ces échantillons sont donc similaires puisqu'ils proviennent de la même soudure. On ne connaît cependant pas les propriétés élastiques de ces maquettes, exceptée la vitesse de phase des ondes longitudinales dans le matériau de base qui est de  $5\,720\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$  dans les deux cas. Il s'agit donc de tests à l'aveugle pour lesquels aucune image de référence n'est disponible. Comme indiqué sur la Figure 3.8, deux configurations d'inspection sont considérées pour imager les échantillons : une inspection OL0° pour l'imagerie de l'échantillon comportant deux trous génératrice situés au centre de la soudure<sup>6</sup> ; une inspection OL60° pour l'imagerie dans le second échantillon avec deux trous génératrice situés sur le chanfrein

---

6. Référence EDF : 1517-T105EE-2GGA

droit<sup>7</sup>, le capteur étant à gauche de la soudure et sa position est telle que l'axe de focalisation à  $60^\circ$  est centré sur le défaut n°1. Les défauts ont un diamètre 1,0 mm et sont aux profondeurs de 10 mm et 20 mm pour les deux échantillons. Les expériences ont été menées avec le même équipement de mesure et les mêmes réglages d'acquisition que lors des expériences précédentes sur les soudures homogènes (cf. Chapitre 2, Section 2.4.1). La macrographie de la soudure est également présentée sur la Figure 3.8 et on remarque que l'axe central de la soudure est incliné d'un angle de  $20^\circ$  autour de l'axe Y. Une photographie de chaque échantillon accompagne la figure.

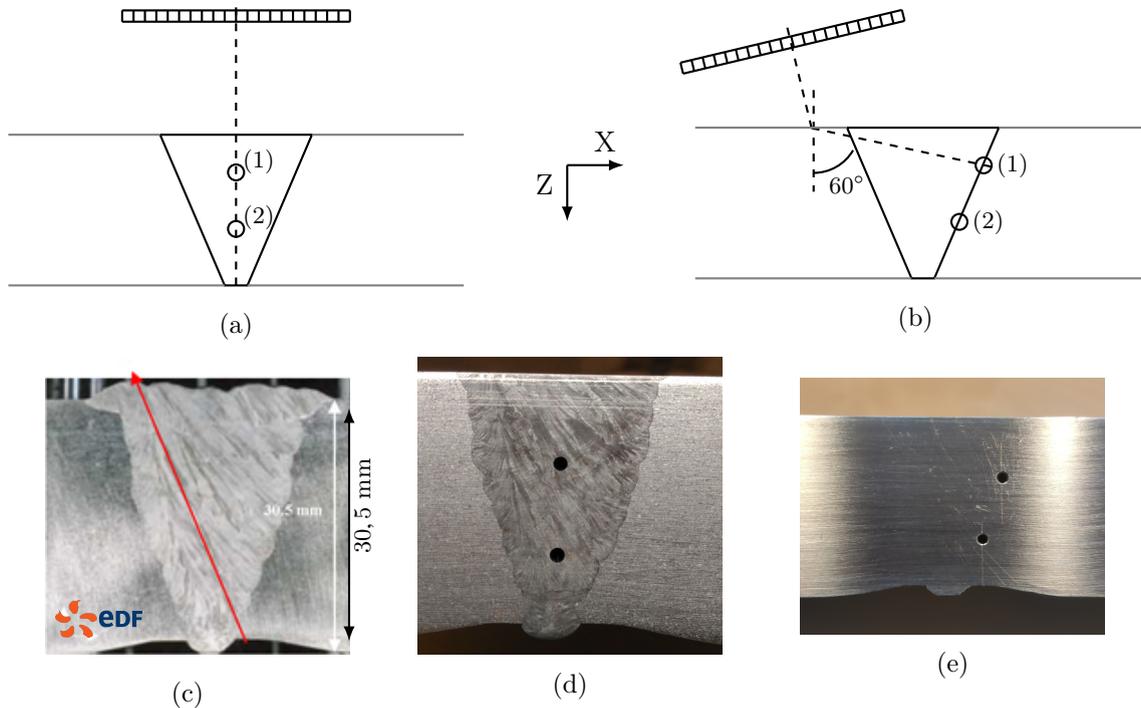


FIGURE 3.8 – Configurations utilisées pour l'inspection de deux échantillons EDF en acier 316L présentant chacun une soudure en V, dont les propriétés sont inconnues : inspections OL $0^\circ$  (a) et OL $60^\circ$  (b). Chaque échantillon présente deux trous génératrice de 1,0 mm de diamètre aux profondeurs de 10 mm (1) et 20 mm (2). Pour le premier échantillon inspecté avec la configuration OL $0^\circ$ , les réflecteurs sont au centre de la soudure et alignés sur l'axe vertical. Pour le second échantillon, les réflecteurs sont localisés sur le bord du chanfrein droit. Macrographie de la soudure fournie par EDF (c). Photographies des échantillons (d) et (e).

Dans la mesure où l'on dispose de peu d'informations sur cette soudure, on se place en condition d'inspection *in-situ* et on néglige l'inclinaison de l'axe central d'orientation des grains, pourtant visible sur la macrographie. On fait l'hypothèse la plus simple, qui est de considérer la soudure comme étant symétrique par rapport à un axe central vertical et on suppose connaître l'épaisseur de la pièce. Le matériau de base étant de l'acier inoxydable, on fixe la densité à  $\rho = 7,80 \text{ g.cm}^{-3}$ . L'optimisation comporte donc neuf paramètres inconnus :  $C_{11}$ ,  $C_{13}$ ,  $C_{33}$ ,  $C_{55}$ ,  $\theta_y$ ,  $T_1$ ,  $D_1$ ,  $\alpha_1$  et  $\eta_1$ . Les plages d'exploration de ces paramètres sont identiques au cas simulé précédent (cf. tableau 3.3). Les hyper-paramètres de PSO sont fixés à  $\alpha = \beta = \gamma = 0,5$  et  $Q = 40$  particules et on évalue la procédure à nouveau sur 100 essais. La région d'intérêt de  $10 \times 10 \text{ mm}^2$  pour construire les images est centrée autour du défaut n°1, qui est le moins profond dans les deux échantillons.

7. Référence EDF : 1517-T105EE-2GGC

Les métriques pour déterminer la qualité de l’optimisation sont indiquées dans le tableau 3.4. On remarque que la dispersion des résultats est à nouveau grande, avec une valeur de 43 % pour l’inspection en OL0° et 47 % pour celle en OL60°. On précise que la dispersion est calculée comme étant l’écart-type divisé par la valeur moyenne des 100 essais d’optimisation. Cette observation conforte les résultats obtenus en simulation dans la section précédente, à savoir que la caractérisation du matériau n’est valable que localement autour du réflecteur et non pour l’ensemble de la structure. Les valeurs moyennes et les dispersions des paramètres sont disponibles dans le tableau 3.5. A nouveau, la dispersion des paramètres d’Ogilvy est trop grande pour qu’on puisse les estimer. Pour ce qui est des paramètres élastiques, la dispersion des paramètres pour la configuration OL0° est en accord avec les résultats issus de la simulation. En revanche, pour la configuration OL60°, la dispersion est un peu différente : l’estimation du paramètre  $C_{55}$  est très imprécise, alors que celle des autres paramètres est comparable à la configuration OL0°. Enfin, l’estimation du paramètre  $\theta_y$  est très incertaine car il présente une forte dispersion aussi bien pour l’inspection en OL0° qu’en OL60°, contrairement aux résultats numériques qui montraient une faible dispersion pour ce paramètre. Il est donc difficile, à partir de ces deux inspections, d’estimer les propriétés mécaniques de la soudure, d’autant plus que les estimations moyennes des paramètres des deux configurations sont très différentes.

	Inspection OL0°	Inspection OL60°
Taux de convergence (%)	92	86
Dispersion moyenne (%)	42.9	47.1
Nombre d’itérations	$22,2 \pm 16,7$	$20,4 \pm 14,7$
Erreur X (mm)	$0,3 \pm 0,1$	$0,7 \pm 0,5$
Erreur Z (mm)	$0,7 \pm 0,3$	$0,5 \pm 0,6$
Gain sur Amax (dB)	+10	+9

Tableau 3.4 – Imagerie expérimentale de trous génératrice situés dans, et sur le chanfrein, d’une soudure inhomogène en acier 316L avec des configurations de contrôle en OL0° et OL60° : métriques des résultats de la procédure calculées à partir de 100 essais d’optimisation avec l’algorithme de l’essaim particulaire.

Paramètres	Inspection OL0°		Inspection OL60°	
	Valeur moyenne	Dispersion (%)	Valeur moyenne	Dispersion (%)
$C_{11}$ (GPa)	$299 \pm 28$	9,5	$238 \pm 32$	13,6
$C_{13}$ (GPa)	$99 \pm 22$	22,6	$125 \pm 34$	26,7
$C_{33}$ (GPa)	$238 \pm 22$	9,1	$306 \pm 22$	7,1
$C_{55}$ (GPa)	$68 \pm 10$	14,4	$105 \pm 33$	30,4
$\theta_y$ (°)	$2,9 \pm 3,3$	116,1	$2,9 \pm 5,8$	197,2
$T_1$ (UA)	$1,0 \pm 0,5$	45,3	$1,2 \pm 0,5$	39,5
$D_1$ (mm)	$2,8 \pm 2,8$	50,3	$2,9 \pm 3,0$	52,9
$\alpha_1$ (°)	$10,0 \pm 17,0$	84,2	$25,0 \pm 6,4$	25,6
$\eta_1$ (UA)	$1,3 \pm 0,4$	34,0	$1,5 \pm 0,5$	30,6

Tableau 3.5 – Estimation moyenne des paramètres des deux soudures EDF inspectées en OL0° et OL60° après optimisation autour du défaut n°1.

Du point de vue de l’imagerie des défauts, les résultats sont toutefois très satisfaisants pour les deux expériences puisque les taux de convergences sont de 92 % en OL0° et 86 % en OL60°.

Les taux de convergence sont ici calculés comme étant le pourcentage d’images dont le Amax est proche à 3 dB prêt du Amax maximal obtenu sur tous les essais d’optimisation. Ces valeurs de taux de convergence signifient que l’optimisation fournit des images de qualité avec un fort taux de succès, et valide également les résultats obtenus en simulation où le taux de convergence était de 98 % alors que la dispersion des paramètres inconnus du modèle de soudure était de 26,0 %. On peut également noter que les nombres d’itérations pour converger sont très proches pour les deux cas expérimentaux ( $22,2 \pm 16,7$  et  $20,4 \pm 14,7$  pour OL0° et OL60°, respectivement) et celui simulé ( $20,9 \pm 9,4$ ).

Pour illustrer la bonne convergence de la procédure, on propose de choisir au hasard une des images calculées avec les 100 essais d’optimisation, et ce, pour chaque soudure. Ces images sont présentées sur la Figure 3.10, ainsi que celles reconstruites en faisant l’hypothèse que la soudure est un matériau isotrope homogène. Entre les images optimisées et celles reconstruites avec l’hypothèse d’un matériau isotrope, on relève une augmentation de 10 dB et 9 dB de la valeur du Amax autour du défaut n°1, respectivement pour les inspections OL0° et OL60°. Les erreurs moyennes sur la position de l’écho de ce défaut sont référencées dans le tableau 3.4. Dans les deux cas, ces erreurs sont inférieures à 1,0 mm suivant les deux axes X et Z, mais elles sont légèrement supérieures aux erreurs dans le cas simulé (cf. tableau 3.1). Ceci est très certainement lié aux incertitudes et imprécisions de mesures, ainsi qu’à l’hypothèse de symétrie sur la soudure qui a été imposée. Les valeurs des paramètres du modèle de soudure considérées pour construire les images optimisées sont indiquées sur la Figure 3.9 et sont accompagnées des courbes des lenteurs afférentes.

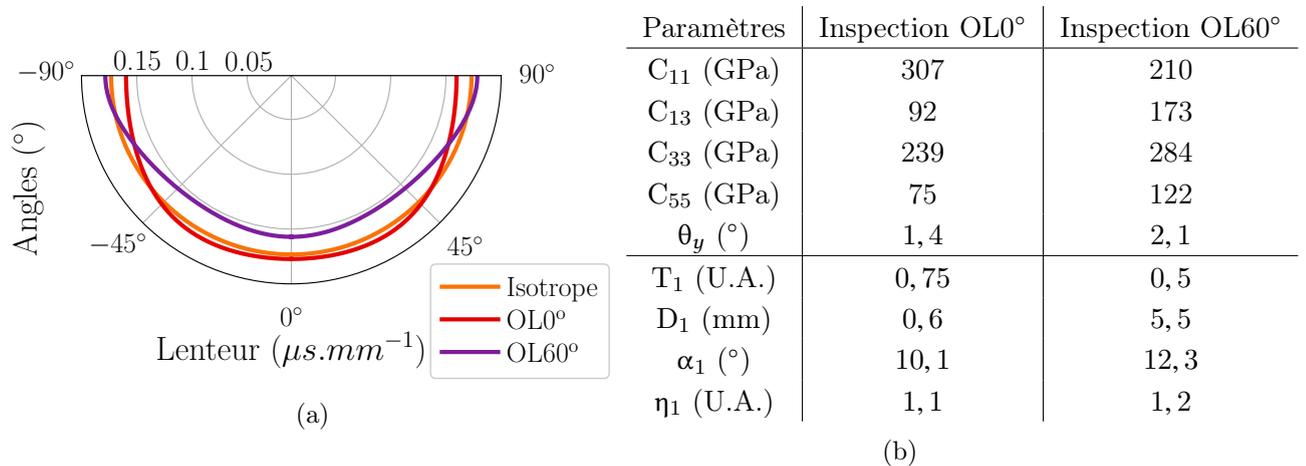


FIGURE 3.9 – Courbes des lenteurs des ondes quasi-longitudinales estimées par PSO (a) : lenteurs associées aux configurations d’inspection en OL0° (rouge), en OL60° (violette) et au matériau de base (orange). Tableau des valeurs des propriétés du matériau après optimisations (b).

On observe que, pour chacune des images optimisées, l’écho du défaut n°2 reste dégradé. Cette altération est elle aussi due au fait qu’on applique l’optimisation localement autour du défaut n°1 et qu’elle n’inclue aucune information sur le défaut n°2. Dans le cas de l’inspection en OL0°, le défaut n°2 est également masqué par le défaut n°1, et il faudrait déplacer la sonde ou avoir un transducteur de plus grande ouverture pour l’imager correctement. En revanche, dans le cas de l’inspection OL60°, il est envisageable d’appliquer l’optimisation autour du défaut n°2 sur le chanfrein droit sans avoir à refaire l’acquisition, puis de comparer avec les résultats de l’optimisation autour du défaut n°1.

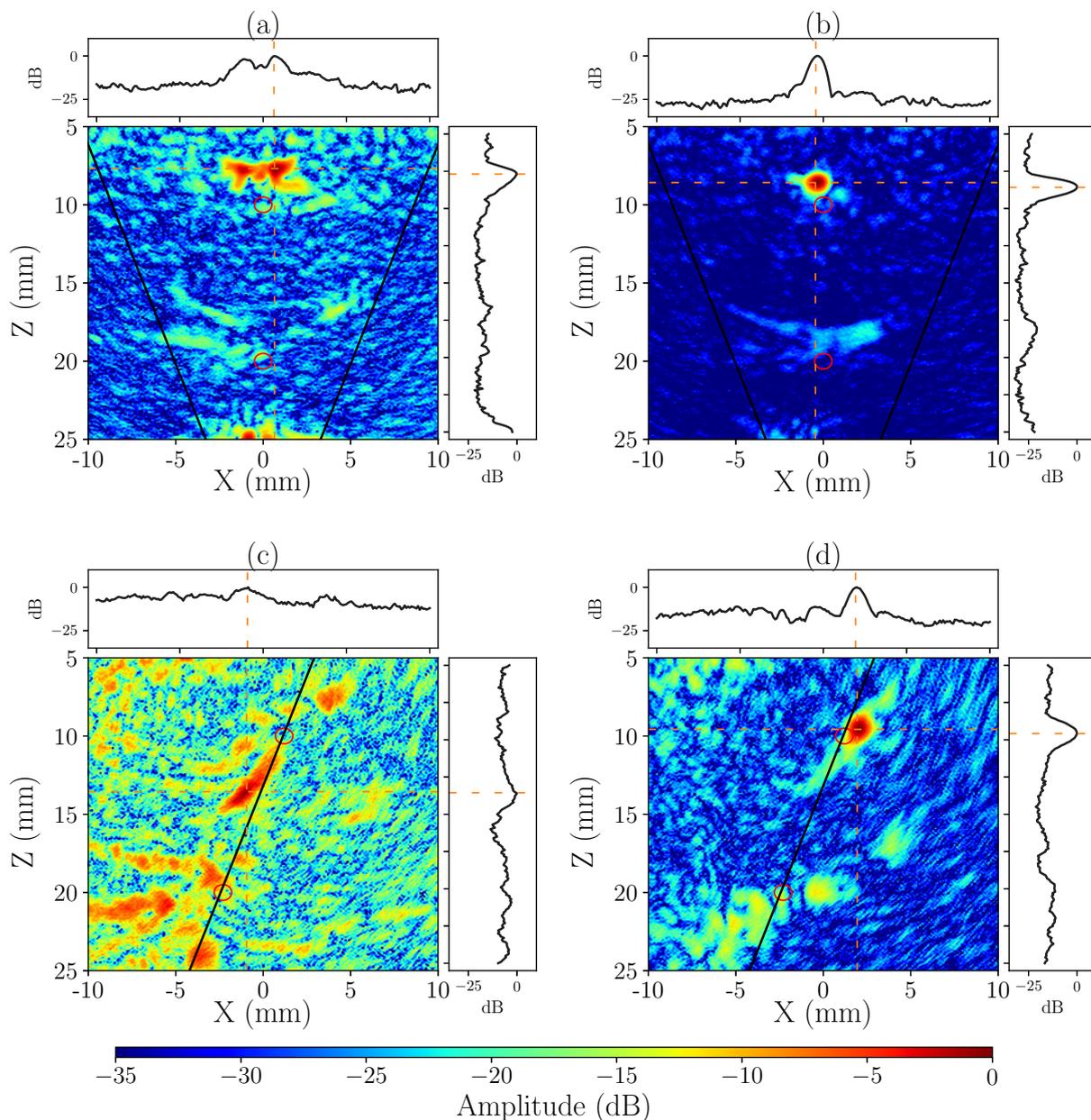


FIGURE 3.10 – Images expérimentales dans des soudures EDF en V dont les paramètres sont inconnus : reconstructions avec un modèle isotrope pour les configurations  $OL0^\circ$  (a) et  $OL60^\circ$  (c) ; images optimisées par essaim particulaire pour les configurations en  $OL0^\circ$  (b) et  $OL60^\circ$  (d). L’optimisation est réalisée autour du trou génératrice n°1 pour chacun des cas, et chaque image est normalisée par le maximum d’amplitude dans une région de  $10 \times 10 \text{ mm}^2$  autour de ce défaut (l’amplitude de l’écho du défaut n°1 vaut 0 dB pour toutes les images). Les chanfreins de la soudure sont indiqués par les traits continus noirs.

### 3.3.2 Comparaison croisée des résultats obtenus après optimisation

En analysant finement la dispersion des résultats, on remarque que, d’une configuration à l’autre, ce ne sont pas les mêmes paramètres qui portent la plus grande dispersion. En effet, dans le cas  $OL0^\circ$ , les constantes élastiques  $C_{11}$  et  $C_{33}$  présentent des écarts-types inférieurs à 10 %, et inférieur à 15 % pour  $C_{55}$ . Pour l’imagerie en  $OL60^\circ$ , on constate une dispersion inférieure

à 10 % pour  $C_{13}$ , mais qui est bien supérieure pour les autres paramètres. Ainsi, puisqu'on a réalisé 100 optimisations avec chacun des échantillons, il est intéressant de faire une comparaison croisée des modèles de soudure obtenus.

Pour ce faire, on calcule l'erreur absolue entre chacun des 100 modèles obtenus pour la configuration  $OL0^\circ$  avec chacun des 100 modèles obtenus pour la configuration  $OL60^\circ$ . On souhaite ainsi trouver les modèles qui sont suffisamment proches, étant donné le seuil d'erreur fixé ainsi : pour les constantes élastiques il est de 25 GPa ;  $10^\circ$  pour l'angle  $\theta_y$  ; 0,5 UA pour  $\eta_1$  et  $T_1$  ; 3 mm pour  $D_1$  ; et  $5^\circ$  pour  $\alpha_1$ . Après calculs, il s'avère qu'aucun modèle n'est commun aux deux cas d'optimisation. On ne peut donc pas tirer de conclusion sur les estimations des paramètres du matériau fournies par l'une ou l'autre des deux applications.

Pour ce qui est de la comparaison croisée des images, les paramètres du modèle obtenus après optimisation de l'image en  $OL0^\circ$  ont été appliqués aux signaux acquis en  $OL60^\circ$ , et réciproquement. L'idée est de vérifier si un des modèles estimés par les essais d'optimisation produit des images d'une qualité équivalente à celles présentées sur la Figure 3.10 pour les deux échantillons. Il s'avère, une fois toutes les images reconstruites, que aucun des jeux de paramètres issus de l'optimisation en  $OL0^\circ$  n'améliore la qualité de l'image avec les signaux obtenus en  $OL60^\circ$ . Dans ce cas, l'image est tout autant dégradée que celle reconstruite avec l'hypothèse d'un matériau isotrope. Un exemple est donné sur la Figure 3.11 (b). Inversement, quand les paramètres issus de l'optimisation en  $OL60^\circ$  sont exploités pour reconstruire une image à partir des signaux enregistrés en  $OL0^\circ$ , on relève un seul jeu de paramètres qui fournit une image de qualité équivalente à celle sur la Figure 3.10. Cette image est présentée sur la Figure 3.11 (a), et les valeurs des paramètres associés sont répertoriés dans le tableau 3.6.

Paramètres	Valeurs
$C_{11}$ (GPa)	312
$C_{13}$ (GPa)	84
$C_{33}$ (GPa)	320
$C_{55}$ (GPa)	60
$\theta_y$ ( $^\circ$ )	-5,6
$T_1$ (U.A.)	1,2
$D_1$ (mm)	2,5
$\alpha_1$ ( $^\circ$ )	43
$\eta_1$ (U.A.)	0,5

Tableau 3.6 – Valeurs des paramètres du modèle de soudure issues de l'optimisation avec la configuration d'inspection  $OL60^\circ$ , et utilisées pour calculer les image sur la Figure 3.11.

Les comparaisons croisées des résultats ne permettent donc pas d'estimer avec certitude les propriétés mécaniques de la soudure. Aucun jeu de paramètres n'est commun aux résultats des deux optimisations. En calculant les images, on remarque qu'un seul jeu de paramètres permet d'avoir une image fiable pour les inspections en  $OL0^\circ$  et  $OL60^\circ$ , alors que c'est la même soudure qui est inspectée (les deux échantillons EDF ont été prélevés dans le même bloc avant l'usinage des défauts). Ce jeu de paramètres est peut-être celui qui est le plus représentatif des paramètres de la soudure et il serait intéressant de le comparer à d'autres techniques de caractérisation.

Il est possible que cette disparité des modèles soit liée à l'hypothèse initiale sur la symétrie de la soudure qui a été imposée, sans oublier le fait que la caractérisation du matériau est

uniquement valable localement autour du défaut considéré et que les plages d'exploration des différents paramètres sont assez étendues. Une étude complémentaire dans laquelle l'inclinaison de l'axe principal de la soudure serait prise en compte avec des plages de variation plus réduites pour chaque paramètre, permettrait peut-être de réduire la dispersion des résultats et de caractériser la soudure. Toutefois, on rappelle que la problématique de cette thèse est d'obtenir des images fiables et que la caractérisation n'est pas un objectif à atteindre. Dans ce contexte, l'optimisation telle qu'elle est présentée ici avec un modèle de soudure symétrique est amplement suffisante au regard des images et des taux de convergence obtenus.

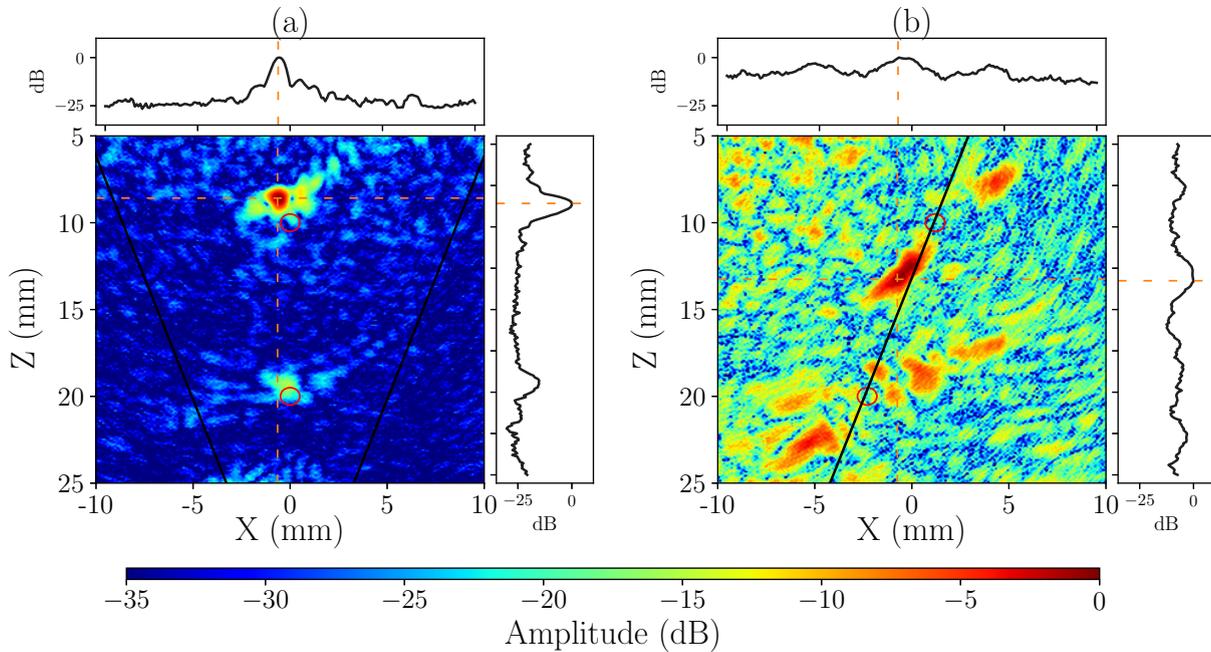


FIGURE 3.11 – Images expérimentales dans deux soudures EDF en V dont les paramètres sont inconnus : reconstruction avec des signaux acquis en OL0° et un jeu de paramètres du modèle de soudure issu de l'optimisation en OL60° (a) ; reconstruction avec des signaux acquis en OL60° et un jeu de paramètres issu de l'optimisation en OL0° (b).

### 3.3.3 Optimisation de l'image d'un défaut de type fissure derrière une soudure

Jusqu'ici, la procédure d'optimisation a été évaluée dans le cas de défauts volumiques, modélisés par des trous génératrice dans les différents échantillons. Pour compléter cette étude, on s'intéresse à un dernier cas d'application où, cette fois-ci, on cherche à imager un défaut de type fissure qui est plus représentatif des défauts critiques rencontrés dans les soudures du domaine nucléaire. L'objectif est de réaliser une première évaluation des performances de la procédure vis-à-vis de ce type de défaut.

L'échantillon de soudure<sup>8</sup> est un bloc de 37 mm d'épaisseur en acier 316L dont la masse volumique est  $\rho = 7,92 \text{ g.cm}^{-3}$ . La célérité dans le matériau de base est de  $5\,720 \text{ m.s}^{-1}$ . La maquette comporte deux entailles verticales et débouchantes, situées de part et d'autre de la soudure, et l'inspection est réalisée avec une configuration en OL45°, comme illustré sur la Figure 3.12.

8. Référence EDF : D717E

Comme les deux entailles sont identiques, l'intérêt de l'entaille n°1 à gauche de la soudure est que son image n'est pas affectée par la présence de la soudure. Ce réflecteur pourra donc servir de référence pour évaluer la qualité de l'image de l'entaille n°2 à droite de la soudure, et l'erreur de position du défaut après optimisation. De plus, comme cette maquette a fait l'objet de plusieurs études [6, 16], et qu'une caractérisation a été réalisée par EDF, on peut reconstruire une image de référence pour l'entaille n°2, avec les propriétés effectives du matériau.

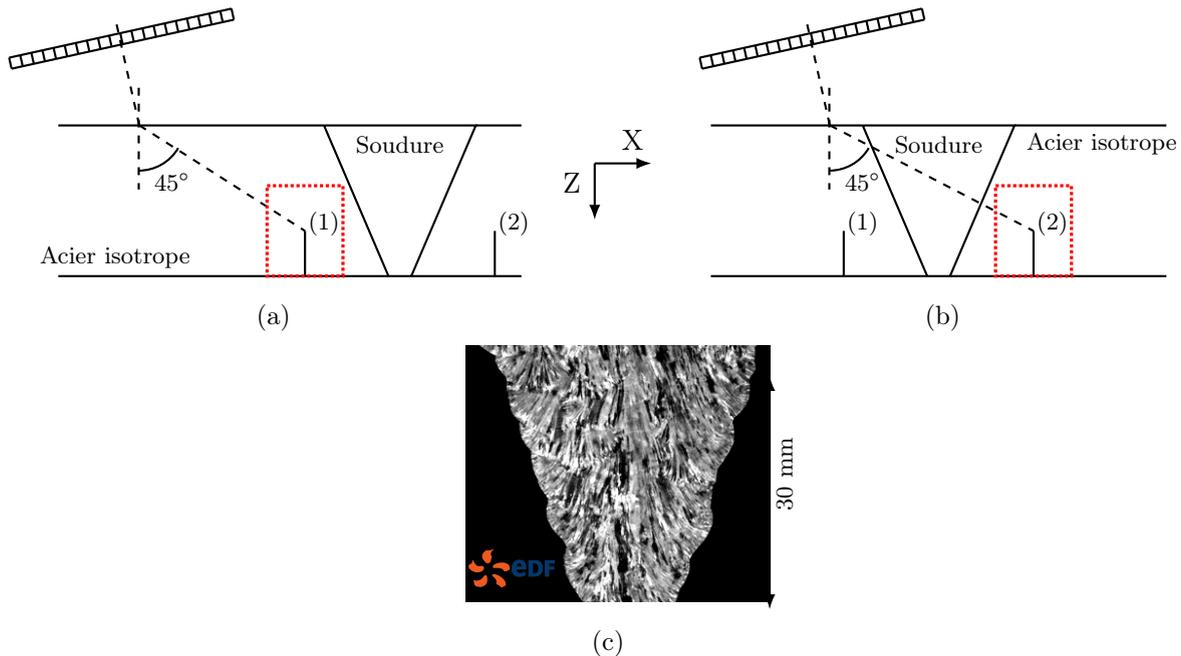


FIGURE 3.12 – Configurations d'inspection OL45° pour imager deux entailles dans un échantillon de soudure en V en acier 316L, prêté par EDF : inspection de l'entaille n°1, située à gauche de la soudure, où l'inspection n'est pas affectée par la présence de la soudure (a) ; et inspection de l'entaille n°2, située à droite de la soudure, où les ondes QL doivent traverser l'intégralité de la soudure pour imager l'entaille (b). Les entailles sont verticales et débouchantes au fond de pièce, et font toutes deux 10 mm de haut. La sonde est positionnée de sorte à ce que son axe central passe par le sommet de l'entaille inspectée. Macrographie de la soudure (c).

Il s'agit de la même soudure que celle étudiée dans la Section 3.1.2, avec deux trous génératrice. On a déjà montré que, pour un défaut volumique, l'anisotropie de cette soudure n'est pas très forte et dégrade peu l'image. En revanche, on va montrer que, dans le cas d'une entaille, l'écho du défaut dans l'image est masqué par le bruit de structure si le modèle de reconstruction n'est pas représentatif de la soudure. Cette dernière étude est donc l'occasion d'évaluer la procédure dans le cas d'une indication dont l'amplitude est très proche du niveau de bruit sur l'image de départ, calculée avec un modèle isotrope.

Les 100 essais de l'optimisation sont conduits autour de l'entaille n°2 dans une zone image de taille  $10 \times 15 \text{ mm}^2$  et de définition  $50 \times 150$  pixels. Les résolutions suivant X et Z sont donc conservées par rapport aux résultats précédents pour avoir la même précision sur la mesure du Amax. Les hyper-paramètres de PSO sont les mêmes que précédemment, soit  $Q = 40$  et  $\alpha = \beta = \gamma = 0,5$ . L'optimisation comporte toujours neuf paramètres du modèle de soudure à faire varier, et les plages de recherche de ces paramètres sont identiques aux cas d'application précédents (cf. Figure 3.3).

Les métriques des résultats sont résumées dans le tableau 3.7. La convergence de l’algorithme est cette fois-ci moins satisfaisante, avec un taux de convergence de 30 %. Il faut en moyenne  $36,3 \pm 24,0$  itérations à PSO pour converger, ce qui est légèrement plus long que pour les applications précédentes. L’erreur moyenne sur l’estimation des propriétés du matériau, en ne considérant que les 30 résultats qui ont bien convergé, est de  $37,7 \pm 36,0$ . La dispersion des résultats est ici aussi trop forte pour que l’on puisse précisément caractériser le matériau, ce qui est cohérent avec les précédents résultats d’optimisation obtenus avec les trous génératrice. Pour calculer les erreurs et la dispersion des résultats, le paramètre  $\theta_y$  n’est pas pris en compte. En effet, sa valeur effective est de  $0^\circ$ , ce qui ne permet pas de calculer l’erreur relative de son estimation (qui est alors de valeur infinie). On peut néanmoins remarquer que les solutions pour ce paramètre sont réparties entre  $\pm 7,5^\circ$ .

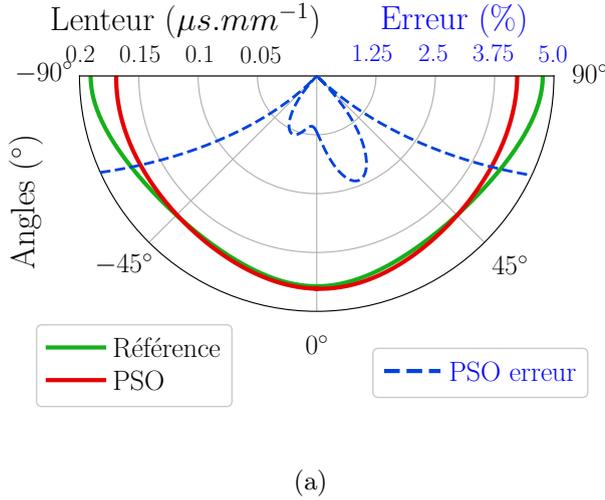
	Essaim particulaire
Taux de convergence (%)	30
Nombre d’itérations	$36,3 \pm 24,0$
Erreur de caractérisation (%)	$37,7 \pm 36,0$
Erreur X (mm)	$0,4 \pm 1,0$
Erreur Z (mm)	$0,3 \pm 0,8$
Corrélation de l’image avec celle de référence	0,95
Gain sur Amax (dB)	+10

Tableau 3.7 – Imagerie expérimentale d’une entaille située derrière une soudure inhomogène en acier 316L avec une configuration de contrôle en OL45° : métriques des résultats de la procédure calculées à partir de 100 essais d’optimisation avec l’algorithme de l’essaim particulaire. Les erreurs de positionnement sont calculées à partir des 30 essais où l’essaim a convergé.

On propose de se focaliser sur l’une des 30 images pour lesquelles l’optimisation est un succès. Les valeurs retenues pour les paramètres du matériau peuvent être comparées sur la Figure 3.13 avec celles des paramètres du modèle de soudure issues des précédentes études sur cet échantillon. Les courbes des lenteurs de ces deux jeux de paramètres, ainsi que l’erreur entre la courbe estimée et la courbe de référence, sont également présentées. L’erreur moyenne sur l’estimation des paramètres est de 24 % (sans prendre en compte le paramètre  $\theta_y$ ), ce qui correspond à une erreur sur la lenteur de 2,5 % dans la plage angulaire entre  $-45^\circ$  et  $+45^\circ$ .

Pour ce qui est maintenant des résultats de l’imagerie, la Figure 3.14 permet de comparer quatre images. La première est l’image de référence reconstruite autour de l’entaille n°1, dont la détection n’est pas affectée par la présence de la soudure (a). Cette image montre les échos classiquement observés pour une entaille verticale débouchante : un écho de coin, issu de l’interaction complexe de l’onde avec le bas de l’entaille et le fond de pièce ; et un écho, d’amplitude moindre, dû à la diffraction par le sommet du défaut. Les trois autres images sont celles, plus ou moins dégradées, de l’entaille n°2 située derrière la soudure : l’image formée avec les paramètres de la soudure mesurés par EDF (b) ; celle calculée avec un modèle de reconstruction isotrope (c) ; et celle obtenue après optimisation par PSO (d).

L’image reconstruite avec les propriétés effectives de la soudure fait apparaître les deux échos typiques de l’entaille, quoiqu’ils restent dégradés et que leur niveau de détection est encore faible comparé au bruit dans l’image, ainsi qu’on le voit sur les courbes échodynamiques. On note que le positionnement des échos est erroné de 3 mm, par rapport à la position des échos dans l’image de



Paramètres	Valeurs EDF	Valeurs estimées
$C_{11}$ (GPa)	218	277
$C_{13}$ (GPa)	148	172
$C_{33}$ (GPa)	248	242
$C_{55}$ (GPa)	105	87
$\theta_y$ (°)	0,0	-2,1
$T_1$ (U.A.)	1,0	1,2
$D_1$ (mm)	3	3,1
$\alpha_1$ (°)	20,0	13,0
$\eta_1$ (U.A.)	1,0	1,0

FIGURE 3.13 – Courbes des lenteurs des ondes quasi-longitudinales et erreur correspondante (a) : lenteurs associées aux propriétés effectives du matériau, caractérisées par EDF (vert) et aux résultats de l’optimisation (rouge) ; erreur d’estimation de la lentueur par l’essai particulaire (tirets bleus). Tableau des valeurs mesurées par EDF et optimisées des propriétés du matériau (b).

référence, et que l’amplitude de l’écho de diffraction est ici plus forte que celle de l’écho de coin. Le dimensionnement du défaut reste cependant correct puisque les échos sont séparés de 10 mm suivant l’axe Z. Au contraire, l’image calculée avec le modèle de reconstruction isotrope est très dégradée, et, ainsi qu’on peut le voir sur les courbes échodynamiques, les échos de l’entaille ne sont pas discernables dans le bruit.

Enfin, dans l’image obtenue après l’optimisation, l’écho de diffraction est nettement visible, avec un bien meilleur RSB que l’image formée à partir des propriétés effectives du matériau. L’écho de coin n’est, en revanche, pas visible car il se situe en dehors de la zone de reconstruction. Cette image seule ne permet donc pas de dimensionner l’entaille, mais elle rend bien compte de la présence d’un défaut à cette position. On peut tout de même noter que l’écho de diffraction est plus fidèlement reconstruit dans cette image que dans l’image exploitant les propriétés effectives de la soudure (b), bien que sa position soit mésestimée de 1,5 mm en comparaison à l’image de référence (a).

Pour ce qui est du critère d’amplitude, on mesure une augmentation de 6 dB de la valeur du  $A_{max}$  dans l’image optimisée (d), par rapport à celle construite avec le modèle isotrope (b). L’image construite avec les paramètres effectifs du matériau (b), quant à elle, affiche une augmentation de 4 dB. Au sens du  $A_{max}$ , l’optimisation est donc un succès. Par ailleurs, l’amplitude dans l’image de référence (a) est de 10 dB supérieure à celle dans l’image dégradée (c). On précise que le critère  $A_{max}$  est indifféremment associé à l’écho de diffraction ou à l’écho de coin de l’entaille, puisque aucune contrainte n’a été imposée à ce sujet lors de l’optimisation. Dans la première image,  $A_{max}$  est porté par l’écho de coin, alors que, dans les deuxième et quatrième images, il est porté par l’écho de diffraction.

On mesure une erreur moyenne de  $0,4 \pm 1,0$  mm suivant l’axe X et de  $0,3 \pm 0,8$  mm suivant l’axe Z sur le positionnement de l’écho de diffraction dans les images optimisées. Cette erreur est déterminée par rapport à la position du même écho dans l’image de référence. On ne peut, en revanche, évaluer l’erreur sur la position de l’écho de coin car il n’est pas toujours visible dans les images optimisées (cf. Annexe C). On peut penser que l’écho de coin puisse devenir visible

dans l'image si l'optimisation est dirigée par la somme des amplitudes dans l'image, et non par son amplitude maximale.

Le coefficient de corrélation vaut 0,20 entre l'image optimisée (d) et celle reconstruite avec les valeurs connues des paramètres du modèle de soudure (b), tandis qu'il est de 0,22 entre l'image optimisée (d) et l'image de référence de l'entaille située avant la soudure (a). Cette faible corrélation s'explique, en partie, par la moins bonne qualité de l'image reconstruite à partir des informations connues de la soudure (erreur de position et dégradation des échos de coin et de diffraction), mais surtout par le haut niveau de bruit sur les images reconstruites derrière la soudure. On rappelle que l'écho d'un trou génératrice, situé derrière cette même soudure, était indétectable sur les signaux en raison de l'atténuation par diffusion par les grains (cf. Section 3.1.2).

Bien que les performances soient moins spectaculaires par rapport à l'imagerie de défauts volumiques dans une soudure inhomogène, la procédure reste prometteuse pour l'imagerie de défauts plans, et l'étude mérite d'être poursuivie. Le faible taux de convergence de l'optimisation est directement lié aux amplitudes des échos de l'entaille qui sont proches du niveau de bruit dans l'image. L'algorithme PSO a alors des difficultés pour converger, puisque l'espace des solutions subit une faible dynamique des variations du Amax. Une solution pour améliorer la convergence serait de prendre en compte le carré de l'amplitude maximale, afin d'augmenter la dynamique des variations. Il se peut également que la convergence soit pénalisée par les larges plages de recherche pour les paramètres du modèle d'Ogilvy et utiliser des plages de variation plus restreintes pourrait améliorer les résultats. On peut également envisager d'augmenter le nombre de particules de l'algorithme, ce qui augmenterait le taux d'exploration de l'espace des solutions. Le nombre de particules pourrait, par exemple, être dépendant du RSB dans l'image formée avec un modèle de reconstruction isotrope.

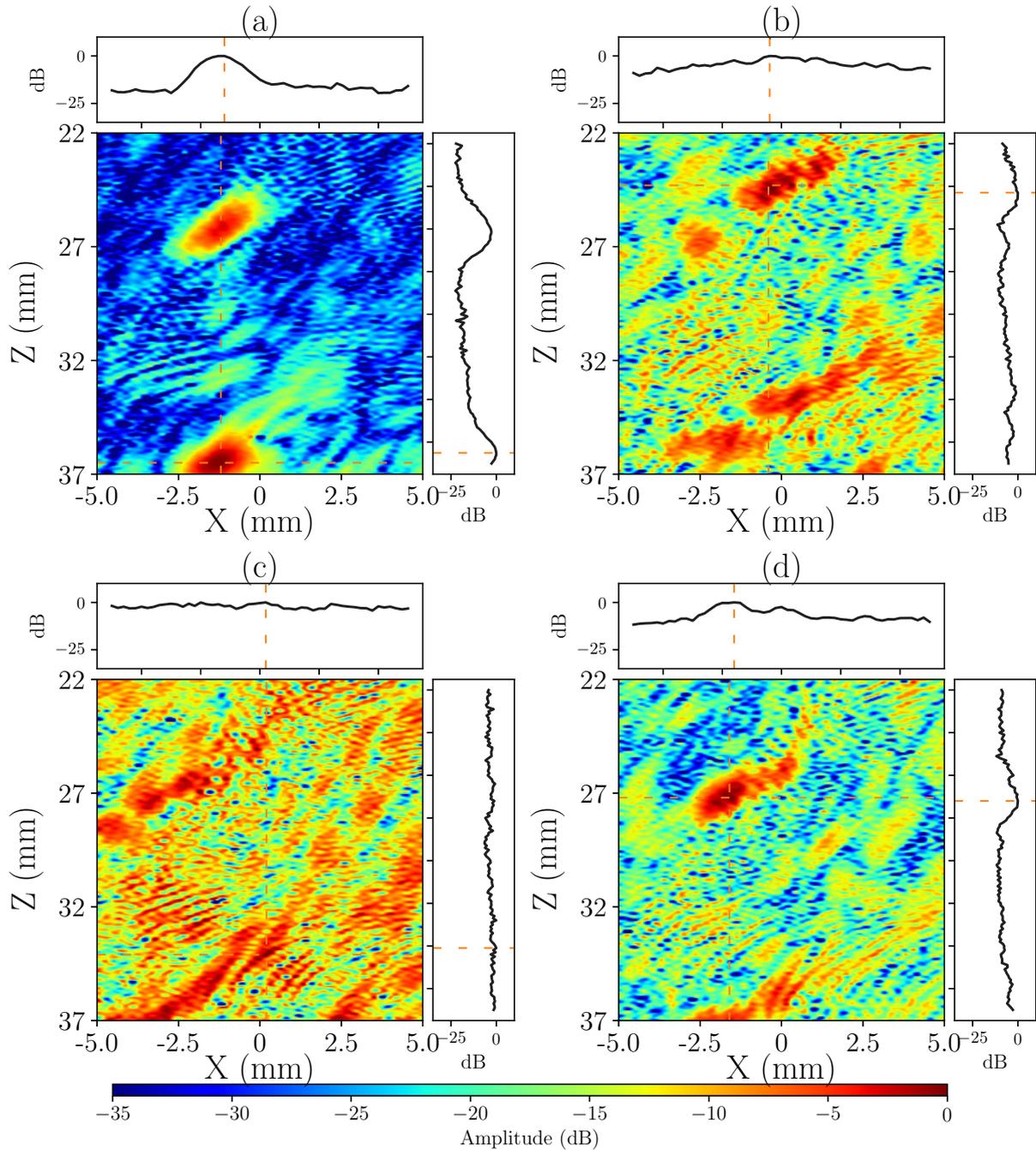


FIGURE 3.14 – Résultats expérimentaux en OL45° dans un échantillon en acier 316L présentant deux entailles identiques situées de part et d'autre d'une soudure en V : image de l'entaille n°1 à gauche de la soudure (a) ; images de l'entaille n°2 obtenues avec les paramètres de soudure caractérisés par EDF (b), avec un modèle de reconstruction isotrope (c), et avec la procédure d'optimisation (d). Les entailles sont verticales et débouchantes et ont une hauteur de 10 mm. La position de  $A_{max}$  est repérée dans l'image par les pointillés oranges. Chaque image est normalisée par le maximum d'amplitude dans une région de  $10 \times 15 \text{ mm}^2$  autour du défaut (le maximum d'amplitude de l'écho de l'entaille dans l'image vaut 0 dB pour toutes les images).

*La mise en œuvre expérimentale de la procédure d'optimisation pour l'imagerie de défauts volumiques situés au centre ou sur le chanfrein arrière d'une soudure inhomogène confirme les résultats obtenus par l'étude en simulation. La dégradation des images, liée à la méconnaissance des propriétés mécaniques de la structure, est corrigée, avec une augmentation spectaculaire du RSB et un positionnement précis des défauts dans l'échantillon. Les taux de convergence de l'algorithme de l'essaim particulaire avoisinent les 90 % pour chacun des cas, et on note que l'algorithme converge, en moyenne, au bout d'une vingtaine d'itérations. En revanche, l'optimisation de l'imagerie d'une entaille derrière une soudure en V inhomogène affiche des performances moins élevées, avec un taux de convergence de seulement 30 %. Les images issues des essais d'optimisation dont la convergence est satisfaisante sont significativement corrigées par rapport à l'image de départ, où le matériau est supposé isotrope, et estiment avec une bonne précision la position de l'extrémité haute de l'entaille. Cependant, l'écho de coin en bas de l'entaille reste dégradé et peu exploitable pour localiser ou dimensionner le défaut, et ce, même avec les paramètres EDF de la soudure. Les autres images, où la convergence n'est pas avérée, restent inexploitable, tout comme l'image reconstruite avec un modèle isotrope, où aucun des deux échos du défaut n'est détecté. Du point de vue de la caractérisation, les résultats des 100 essais d'optimisation ont une dispersion trop forte pour que l'on soit en mesure d'estimer précisément les propriétés mécaniques de la soudure, et ce, pour les trois échantillons testés. Pour les deux premiers cas d'application, qui proviennent du même assemblage soudé, une comparaison croisée des modèles a montré que seul un jeu des paramètres du matériau améliore les images reconstruites à la fois pour la configuration d'inspection  $OL0^\circ$  et pour celle en  $OL60^\circ$ . Il se peut que la forte incertitude sur les propriétés effectives du matériau soit liée à l'inclinaison de l'axe central de la soudure, qui n'a pas été pris en compte durant l'optimisation, pour ces deux premiers échantillons. Une autre raison peut provenir du fait que les plages d'exploration fixées pour les différents paramètres sont très larges, et génèrent un grand nombre de solutions avec une forte variabilité. Dans le cas du troisième échantillon, la dispersion est liée au faible RSB dans les images de l'entaille, ce qui réduit la dynamique de l'espace des solutions et entrave la recherche de l'optimum par l'essaim particulaire. Toutefois, l'enjeu de cette thèse étant, on le rappelle, d'améliorer la qualité de l'imagerie dans des soudures inhomogènes, la problématique de caractérisation est une thématique annexe, et n'est pas l'objectif initialement fixé.*

### **3.4 Conclusion du chapitre**

L'étude menée dans ce dernier chapitre a permis de valider numériquement et expérimentalement la procédure d'optimisation pour l'imagerie TFM de défauts dans des soudures inhomogènes dont les caractéristiques mécaniques et géométriques sont méconnues. Toutes les soudures traitées sont décrites par le modèle d'Ogilvy qui requiert peu de paramètres pour décrire l'orientation continûment variable des grains, et dont le calcul est quasiment instantané puisque la soudure est décrite de façon analytique.

En premier lieu, une étude avec des données simulées a été conduite, où une analyse de sensibilité a montré qu'aucun des neuf paramètres régissant la propagation des ondes quasi-longitudinales n'est négligeable, pour le problème considéré. En particulier, les valeurs élevées des indices de Sobol d'ordre total, par rapport à celles des indices de premier ordre, ont montré que la contribution des divers paramètres est essentiellement due à leurs contributions conjointes. Il a également été montré que l'algorithme de l'essaim particulaire, utilisé dans sa formulation

classique, n'est pas suffisant pour converger correctement. L'algorithme a donc été amélioré avec une stratégie de redémarrage à chaud, qui lui permet de s'extraire des points critiques rencontrés au cours de la recherche de l'optimum.

L'application de la procédure d'optimisation avec des signaux simulés avait deux objectifs : évaluer les performances de l'optimisation pour une soudure inhomogène, et trouver un jeu d'hyper-paramètres qui favorise la convergence, tout en réduisant les temps de calcul. Plusieurs tests ont donc été réalisés avec un nombre de particules et des coefficients de pondération ( $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$ ) différents. Le jeu de paramètres qui a été retenu comporte 40 particules et  $\alpha = \beta = \gamma = 0,5$ . Il confère un taux de convergence de 98 % à l'optimisation, avec en moyenne 20 itérations pour atteindre la convergence. A nouveau, du point de vue de l'imagerie, l'image optimisée est de très bonne qualité, comparable à l'image produite avec les paramètres effectifs qui décrivent la soudure, et les erreurs de positionnement de l'écho du défaut sont minimales. En revanche, on a montré que l'estimation des propriétés du matériau est imprécise, à cause de la forte dispersion des résultats.

L'évaluation expérimentale avec les deux premiers échantillons de soudure a conforté les résultats obtenus en simulation : l'image finale est de très bonne qualité et présente des erreurs de positionnement des échos satisfaisantes, bien que la caractérisation du matériau reste imprécise du fait de la dispersion des résultats. Une comparaison croisée des résultats des optimisations a été réalisée, car les deux échantillons sont issus de la même soudure, avec des défauts placés à des endroits différents. Cette étude a montré qu'aucun des modèles obtenus par les optimisations n'est commun aux deux applications. En revanche, on a vu que l'un des jeux de paramètres fournit une image de qualité pour les deux configurations. Il serait intéressant, pour valider ce jeu de paramètres, de le comparer à une caractérisation qui serait fournie par une autre méthode. De plus, l'optimisation ayant été réalisée autour du défaut le moins profond pour les deux échantillons, on peut envisager d'appliquer l'optimisation autour du deuxième défaut, plus profond, et de se servir des résultats pour une caractérisation croisée du matériau.

Concernant le troisième échantillon de soudure, l'optimisation était appliquée à l'image d'une entaille verticale et débouchante, derrière la soudure. L'étude a montré que même si l'image initiale formée avec le modèle de reconstruction isotrope est très dégradée, au point qu'on ne peut déceler aucun des deux échos caractéristiques de l'entaille, la procédure est prometteuse pour corriger l'image et rehausser l'amplitude des échos du défaut au-dessus du niveau de bruit. Le taux de convergence de 30 % est cependant bien inférieur aux performances des applications précédentes, et une analyse plus poussée devra être réalisée. Pour autant, lorsque l'on considère les résultats dont la convergence est satisfaisante, on constate des faibles erreurs de positionnement de l'écho de diffraction de l'entaille, par rapport à la même entaille imagée dans le matériau isotrope. En ce qui concerne la caractérisation du matériau, on remarque à nouveau une forte dispersion des résultats ne permettant pas d'estimer avec précision les propriétés de la soudure.

La dispersion observée pour l'estimation des paramètres du matériau peut avoir plusieurs origines. Tout d'abord, comme l'optimisation est réalisée dans une région autour d'un défaut, la caractérisation du matériau n'est donc valable que dans cette région. De plus, comme le problème comporte neuf paramètres inconnus, et que l'analyse de sensibilité par indices de Sobol a montré que ces paramètres sont inter-dépendants, il est normal qu'une grande diversité de combinaisons offrent une solution optimale, au sens du critère d'amplitude. Par ailleurs, les optimisations réalisées sur les deux premiers échantillons n'incluaient pas l'inclinaison de l'axe principal des

grains parmi les paramètres du modèle de soudure pris en compte, alors qu'elle est clairement visible sur la macrographie. Une étude complémentaire, en affinant les plages de recherche des paramètres du matériau et en prenant en compte l'inclinaison de l'axe principal des grains, pourrait améliorer la caractérisation du matériau, bien que les images optimisées soient déjà de bonne qualité. Enfin, dans le cas de l'imagerie de l'entaille, l'optimisation est pénalisée par le faible RSB des échos dans l'image, qui réduit la dynamique de l'espace des solutions et pénalise la recherche de l'optimum par l'algorithme PSO. Une solution, pour améliorer la convergence de ce cas d'application, serait d'utiliser le carré du maximum de l'amplitude de l'écho du défaut, afin d'augmenter la dynamique de l'espace des solutions. Il est également envisageable d'augmenter le nombre de particules déployées dans l'essaim afin d'élargir le taux d'exploration de l'espace, ainsi que d'affiner les plages de recherche des différents paramètres du modèle, pour apporter plus d'information a priori sur le problème.

Il faut toutefois rappeler que l'objectif initial de ces travaux est d'améliorer la qualité de l'imagerie TFM pour une soudure inhomogène méconnue. A ce titre, l'étude menée, dans cette thèse, a prouvé que la procédure d'optimisation mise en œuvre est tout à fait apte à former des images de qualité, corrigées des dégradations d'un modèle de matériau inadapté. Qui plus est, l'accroissement du RSB est conséquent sur les images optimisées, avec des faibles erreurs sur le positionnement des échos des défauts.

# Conclusion générale

## Synthèse de l'étude

Dans ce manuscrit, l'approche étudiée pour corriger la dégradation des images ultrasonores est une méthode d'optimisation qui améliore la qualité de l'image par l'accroissement itératif de l'amplitude de l'écho d'un réflecteur à l'intérieur ou derrière une soudure, en faisant varier les propriétés du modèle qui décrit le matériau. Cette solution s'inspire de l'approche consistant à imager un réflecteur bien connu (ex. fond de la pièce, réflecteur usiné), à la différence qu'ici on ne dispose d'aucune information *a priori* sur le réflecteur. Pour former les images, la méthode TFM est utilisée puisque, s'agissant d'une imagerie par post-traitement des signaux acquis par FMC, elle se combine très bien avec une procédure d'optimisation. Il n'est donc nullement besoin de refaire une acquisition pour chaque itération de l'optimisation : un seul jeu de signaux est suffisant. Concernant l'optimisation, les performances de deux algorithmes de fonctionnements très différents sont comparées : une optimisation locale par montée de gradient couplée à une stratégie de redémarrage à chaud et un pas d'apprentissage décroissant ; et un essaim particulière, utilisé dans sa formulation classique, sans extension.

Dans un premier temps, la procédure d'optimisation a été évaluée et validée dans le cas de trous génératrice implantés dans des soudures en acier inoxydable et en Inconel. Les propriétés mécaniques de ces échantillons sont quasiment homogènes, et la propagation des ondes quasi-longitudinales est régie par cinq paramètres du modèle de soudure. Une étude de sensibilité préalable, couplée à un méta-modèle, a révélé que les variations du critère d'amplitude sont majoritairement dues aux contributions de trois paramètres en particulier. Toutefois, les deux paramètres les moins contributeurs ont une influence non négligeable sur la position de l'écho du réflecteur dans l'image. Pour cette raison, tous les cinq paramètres doivent être pris en compte au cours de l'optimisation.

L'application de la procédure a ensuite montré que, aussi bien en simulation qu'expérimentalement, l'optimisation fournit des images finales d'excellente qualité. Les erreurs de positionnement des échos dans les images sont très satisfaisantes, car inférieures au millimètre suivant les deux directions de l'espace. Il a également été montré que la procédure est en mesure d'estimer avec une bonne précision les propriétés mécaniques du matériau, avec des erreurs bien en-deçà de 10 % par rapport aux paramètres des matériaux issus de caractérisations antérieures par EDF. Les deux algorithmes comparés affichent des performances très similaires en termes d'imagerie et de caractérisation. En revanche, l'algorithme du gradient testé avec quatre variantes de décroissance du pas d'apprentissage ne dépasse pas un taux de convergence de 80 %, c'est-à-dire que 20 % des images finales ne sont pas optimales, au sens du critère d'amplitude. Au contraire, pour

chacun des cas d'application, l'algorithme de l'essaim particulaire a un taux de convergence de 100 %. C'est donc ce dernier algorithme qui a été retenu pour traiter les soudures inhomogènes.

Dans un second temps, la procédure a été évaluée et validée pour des soudures en acier inoxydable aux propriétés mécaniques inhomogènes. Il y a alors neuf paramètres qui décrivent la propagation des ondes quasi-longitudinales dans le milieu. L'analyse de sensibilité révèle cette fois que tous les paramètres ont une contribution non négligeable aux variations du critère d'amplitude. Des premiers essais avec l'algorithme de l'essaim particulaire ont montré que, s'il est utilisé dans sa formulation classique, le taux de succès de l'optimisation est loin d'être satisfaisant. L'algorithme a alors été amélioré d'un mécanisme de redémarrage à chaud. Ce faisant, on a appliqué la procédure à des signaux simulés pour trouver un jeu d'hyper-paramètres de l'algorithme qui favorise la convergence, tout en réduisant la quantité d'images calculées.

La procédure a ensuite été mise en œuvre expérimentalement avec deux échantillons d'une même soudure en V, comportant, pour l'un, deux trous génératrice alignés verticalement au centre de la soudure, et pour l'autre, deux trous génératrice le long de l'un des chanfreins. Le premier échantillon était inspecté en incidence normale par rapport à la surface arasée de la pièce, et le second était inspecté en incidence oblique, à  $60^\circ$  dans le matériau de base. Trop peu d'informations sont disponibles sur les propriétés mécaniques de ces échantillons pour disposer de résultats de référence. La procédure a donc été testée à l'aveugle. Après optimisation, les images finales sont à nouveau d'excellente qualité. Le RSB est accru et les positions des échos sont estimées avec précision, avec une erreur moyenne de l'ordre du millimètre. Le taux de convergence de l'algorithme est également très bon et est de plus de 85 %, aussi bien en simulation qu'avec des signaux expérimentaux.

Enfin, une dernière expérience a été menée avec un autre échantillon présentant une soudure en V en acier inoxydable et des entailles verticales dans le matériau de base, à proximité des chanfreins. La soudure est cette fois-ci connue, car elle a fait l'objet de plusieurs études antérieures. La complexité de ce cas d'application réside dans l'amplitude de l'écho de l'entaille, qui est à peine supérieure au niveau de bruit dans l'image, si bien que l'écho du défaut est indétectable dans une image formée avec un modèle de reconstruction isotrope. La procédure d'optimisation affiche ici un taux de convergence de 30 %, bien inférieur aux applications pour l'imagerie de défauts volumiques. Ce taux de convergence est directement lié au faible niveau de détection des échos de l'entaille. Il a pourtant été remarqué que, dans les images pour lesquelles l'optimisation est un succès, les échos de l'entaille sont clairement discernables et que le RSB est bien meilleur. L'erreur moyenne de positionnement de l'écho de diffraction de l'entaille est d'ailleurs très satisfaisante pour ces images car elle est inférieure à 0,5 mm.

En ce qui concerne la caractérisation des soudures, la dispersion des résultats est trop grande pour qu'il soit possible d'estimer avec précision les propriétés mécaniques des matériaux, aussi bien en simulation qu'en expérience. Cette dispersion a deux origines. La première tient de ce que l'optimisation est réalisée dans une région circonscrite autour d'un réflecteur. La caractérisation n'est alors valable que dans cette région, et, plus précisément, dans la région située entre le traducteur et la position du réflecteur. La seconde est liée à ce que l'on fait varier neuf paramètres du modèle de soudure qui, comme on l'a montré avec l'analyse de sensibilité, sont tous inter-dépendants. Qui plus est, les plages d'exploration de l'algorithme d'optimisation pour les différents paramètres sont larges. Il est donc normal qu'un grand nombre de combinaisons très différentes soient solutions du problème d'optimisation.

Une comparaison croisée des paramètres du modèle de soudure, qui sont solutions de l'optimisation appliquée à deux soudures identiques, mais inspectées avec des configurations de contrôle et d'implantations de défauts différentes, a montré qu'aucun modèle n'est en commun. Il se peut que ceci soit le fait de l'omission volontaire de l'inclinaison de l'axe principal de la soudure qui est visible sur la macrographie. Ajouter ce degré de liberté à l'optimisation permettrait, peut-être, de réduire la dispersion des résultats. Par ailleurs, étant donné que ces deux échantillons proviennent de la même soudure, les paramètres du modèle de soudure obtenus par l'optimisation appliquée sur le premier échantillon ont été utilisés pour former des images dans le deuxième échantillon, et inversement. Il en ressort qu'un seul jeu de paramètres est en mesure de produire une image de qualité pour les deux applications. Il serait intéressant, pour vérifier la validité de ce jeu de paramètres, de le comparer au résultat d'une caractérisation par une méthode dédiée.

Ainsi, en termes de caractérisation, la procédure estime correctement les propriétés du matériau uniquement si la structure est quasiment homogène. Cette caractérisation n'est pas fiable dans le cas d'une soudure inhomogène. Néanmoins, la problématique de ce manuscrit est, on le rappelle, d'améliorer l'imagerie ultrasonore en milieu anisotrope inhomogène. La thématique de caractérisation du matériau n'est donc pas un enjeu ici, et il s'agit plutôt d'un résultat secondaire. Aussi, l'objectif fixé dans cette thèse est rempli, étant donné que la dégradation de l'imagerie d'une soudure due à un modèle de reconstruction erroné est corrigée grâce à la procédure d'optimisation.

## Perspectives

Plusieurs pistes d'amélioration sont encore à explorer. Tout d'abord, pour accélérer la procédure d'optimisation, il serait judicieux de réduire les temps de calcul pour former les images TFM. L'opération qui prend le plus de temps étant le calcul des temps de propagation en chaque pixel de l'image. Une action envisagée serait d'exploiter des outils d'apprentissage machine pour former un méta-modèle qui se substituerait au calcul des temps de propagation, et pourrait être réalisé en deux temps. D'abord, en réduisant la dimensionnalité d'une cartographie de temps de propagation (nombre de pixels dans l'image x nombre d'éléments du traducteur), puis en effectuant l'apprentissage d'un réseau de neurones sur une base de données de temps de propagation dont la dimensionnalité aura été réduite. Les réseaux de neurones convolutifs [83] et les réseaux antagonistes génératifs [84] semblent être les plus pertinents pour cette tâche. Une autre action à envisager pour réduire les temps de calcul serait de porter le calcul des temps de propagation sur GPU.

Concernant l'optimisation à proprement parler, il faudrait pousser plus loin l'affinement des hyper-paramètres de l'algorithme de l'essaim particulière, afin de trouver le meilleur équilibre entre le taux de convergence et la rapidité de convergence. Une loi de décroissance des coefficients de pondération de l'essaim particulière est à envisager. De plus, un aspect peu traité dans ce manuscrit est à propos des deux critères qui pilotent la convergence de l'optimisation, à savoir les écarts-types des données en entrée et en sortie de l'essaim. Jusqu'à présent, ces deux critères sont fixés arbitrairement de façon à correspondre à des petites erreurs sur les paramètres du modèle de soudure, et sur une faible variation de l'amplitude maximale de détection de l'écho. Une étude plus approfondie serait de déterminer des valeurs plus pertinentes de ces deux critères, pour améliorer la convergence.

Il faudra également trouver un moyen de rendre l'optimisation plus robuste qu'elle ne l'est pour l'instant au bruit et à l'atténuation, notamment pour l'imagerie d'entailles. La solution la plus simple serait de définir le carré de l'amplitude maximale de l'écho du défaut comme critère de qualité des images, ce qui améliorerait la dynamique dans l'espace de recherche de l'algorithme d'optimisation. On pourrait aussi, par exemple, augmenter le nombre de particules, ou définir un critère qui définirait le nombre de particules nécessaires pour bien converger en fonction du RSB d'une image dégradée. Un seuil d'optimalité minimale pourrait en outre aider la convergence et serait défini empiriquement en fonction de l'application. Enfin, certains outils de débruitage pourraient s'avérer efficaces pour améliorer l'imagerie d'une entaille, comme par exemple une décomposition en valeurs singulières de l'image [99], ou des outils plus sophistiqués de séparation de sources basés sur l'apprentissage machine [100]. Appliquer l'optimisation sur plusieurs échantillons de soudures avec des entailles de morphologies variées permettrait d'étudier les différentes propositions.

Par ailleurs, il serait intéressant d'affiner les limites de l'espace d'exploration de l'algorithme d'optimisation. Pour l'instant les plages de variation des paramètres sont larges, mais on peut s'interroger sur la quantité d'information *a priori* que l'on peut renseigner sur la soudure avant d'effectuer l'optimisation. On pourrait, par exemple, mieux restreindre les limites pour les constantes élastiques, en fonction du matériau de base ou du métal d'apport, souvent connus. Dans la même optique, il faudrait évaluer la procédure en prenant en compte plus de paramètres, comme l'épaisseur de la pièce, ou l'inclinaison de l'axe principal des grains dans une soudure. On pourrait même considérer que la position du capteur n'est pas certaine et qu'elle serait corrigée durant l'optimisation.

Pour l'instant, l'optimisation repose sur une modélisation de la soudure par une description continûment variable. Du point de vue de l'imagerie, ce modèle semble suffisant, mais une validation pourrait être menée en exploitant d'autres modèles de soudure, comme par exemple une division de la structure en sous-domaines homogènes [8], ou le modèle MINA [9].

Pour finir, dans une démarche de généralisation, puisque la problématique de la dégradation des images par la méconnaissance de l'anisotropie n'est pas une thématique exclusive aux soudures, on pourrait appliquer la procédure à d'autres objets et structures très différents. Comme par exemple, l'imagerie dans des composites carbone/époxy, des aciers moulés à gros grains, ou l'imagerie trans-crânienne, qui sont autant de milieux différents sujets à de l'anisotropie et de l'atténuation.

# Liste des publications

## Articles scientifiques et proceedings

C. Menard, S. Robert, R. Miorelli and D. Lesselier, Optimization algorithms for ultrasonic array imaging in homogeneous anisotropic steel components with unknown properties, *NDT & E Int.*, vol. 116, pp. 102327, 2020.

C. Menard, S. Robert, P. Calmon and D. Lesselier, Adaptive TFM imaging in anisotropic steels using optimization algorithms coupled to a surrogate model, *46th Annual Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation*, 2019.

## Conférences

C. Menard, S. Robert, P. Calmon and D. Lesselier, Adaptive TFM imaging in anisotropic steels using optimization algorithms coupled to a surrogate model, *46th Annual Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation*, July 2019.

C. Menard, S. Robert et D. Lesselier, Optimisation de l'imagerie ultrasonore multi-éléments dans des aciers anisotropes dont les propriétés élastiques sont méconnues : Application au Contrôle Non-Destructif, *8<sup>ème</sup> Assemblée plénière biennale du GDR ONDES*, octobre 2019, Poster.

C. Menard, S. Robert, R. Miorelli and D. Lesselier, Improving the quality of images of a homogeneous anisotropic weld mold with local optimization scheme based on a surrogate model, *42<sup>nd</sup> Photonics & Electromagnetics Research Symposium*, December 2019.

C. Menard, S. Robert, R. Miorelli and D. Lesselier, Ultrasonic array imaging in anisotropic steel components with unknown properties using optimization algorithms, *73<sup>rd</sup> International Institute of Welding International Conference*, July 2020.

C. Menard, S. Robert and D. Lesselier, Optimization method for ultrasonic array imaging of defects in complex materials with unknown elastic properties, *e-Forum Acusticum*, December 2020.

C. Menard, S. Robert et D. Lesselier, Imagerie ultrasonore adaptative appliquée à des structures anisotropes dont les propriétés matériaux sont inconnues, *Doctoriales de la Confédération Française pour les Essais Non Destructifs*, décembre 2020.

## Annexe A

# Résolution de l'équation de Christoffel en milieu orthotrope homogène pour la propagation d'une onde plane en 2D dans un milieu infini

*On montre ici que la vitesse de phase des ondes quasi-longitudinales qui se propagent en milieu orthotrope homogène dans le XZ ne dépend que de quatre composantes élastiques différentes.*

Soit l'équation de Christoffel pour une onde plane émise dans un milieu anisotrope homogène infini et sans source :

$$[\Gamma_{il} - \rho V_\phi^2 \delta_{il}] U_l = 0 , \quad (\text{A.1})$$

avec  $\delta_{ij}$  le symbole de Kronecker,  $\rho$  la densité du milieu,  $V_\phi$  la vitesse de phase de l'onde,  $U_l$  le vecteur polarisation de l'onde. Le tenseur de Christoffel s'écrit :

$$\Gamma_{il} = C_{ijkl} \mathbf{n}_j \mathbf{n}_k , \quad (\text{A.2})$$

où  $\mathbf{C}$  est le tenseur élastique de rang 4 et  $\mathbf{n}$  le vecteur unitaire de propagation de l'onde. Dans le cas d'une maille orthotrope, le tenseur d'élasticité est constitué de 9 composantes indépendantes non nulles et s'écrit en notation de Voigt :

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} & 0 & 0 & 0 \\ C_{12} & C_{22} & C_{23} & 0 & 0 & 0 \\ C_{13} & C_{23} & C_{33} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & C_{44} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & C_{55} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & C_{66} \end{pmatrix} . \quad (\text{A.3})$$

On définit le vecteur unitaire de propagation dans le plan  $(\mathbf{x}, \mathbf{z})$  avec une direction de propagation suivant l'axe  $\mathbf{z}$  comme étant :

$$\mathbf{n} = \begin{pmatrix} \sin \theta \\ 0 \\ \cos \theta \end{pmatrix}, \quad (\text{A.4})$$

où  $\theta$  est l'angle d'incidence de l'onde. En considérant les relations (A.3) et (A.4), on peut calculer le tenseur de Christoffel associé. Les composantes du tenseur sont alors :

$$\Gamma = \begin{pmatrix} C_{55} \cos^2 \theta + C_{11} \sin^2 \theta & 0 & (C_{13} + C_{55}) \cos \theta \sin \theta \\ 0 & C_{44} \cos^2 \theta + C_{66} \sin^2 \theta & 0 \\ (C_{13} + C_{55}) \cos \theta \sin \theta & 0 & C_{33} \cos^2 \theta + C_{55} \sin^2 \theta \end{pmatrix}. \quad (\text{A.5})$$

L'équation de Christoffel admet des solutions si et seulement si son déterminant est nul. C'est à dire si :

$$\det[\Gamma_{il} - \rho V_\phi^2 \delta_{il}] = 0. \quad (\text{A.6})$$

Le tenseur de Christoffel est symétrique, par hypothèses. Il admet donc trois solutions de valeurs propres positives différentes, qui correspondent alors à trois vitesses de phase différentes, dans le cas général. On note ces valeurs propres  $\lambda_k = \rho V_{\phi, m}$ , avec  $m = 1, 2, 3$ .

De la relation (A.6) on peut immédiatement déduire la vitesse de phase des ondes de polarisation quasi-transverse verticale :

$$V_{\phi, 2} = \sqrt{\frac{C_{44} \cos^2 \theta + C_{66} \sin^2 \theta}{\rho}}. \quad (\text{A.7})$$

Pour obtenir les polarisations quasi-longitudinale et quasi-transverse horizontale, il faut annuler le déterminant de la sous-matrice de  $\Gamma$  :

$$\det \begin{bmatrix} C_{55} \cos^2 \theta + C_{11} \sin^2 \theta - \rho V_\phi^2 & (C_{13} + C_{55}) \cos \theta \sin \theta \\ (C_{13} + C_{55}) \cos \theta \sin \theta & C_{33} \cos^2 \theta + C_{55} \sin^2 \theta - \rho V_\phi^2 \end{bmatrix} = 0. \quad (\text{A.8})$$

Le déterminant de la matrice s'annule à condition que :

$$\rho V_\phi^2 = \frac{1}{2} \left[ \Gamma_{11} + \Gamma_{33} \pm \sqrt{(\Gamma_{11} - \Gamma_{33})^2 - 4(\Gamma_{13})^2} \right]. \quad (\text{A.9})$$

Pour le problème donné, la vitesse de phase d'une onde quasi-longitudinale est donc :

$$V_{\phi, 1} = \sqrt{\frac{1}{2\rho} \left[ C_{33} \cos^2 \theta + C_{55} + C_{11} \sin^2 \theta + \sqrt{(C_{33} \cos^2 \theta - C_{11} \sin^2 \theta - C_{55} \cos 2\theta)^2 - 4(C_{13} + C_{55})^2 \cos^2 \theta \sin^2 \theta} \right]}. \quad (\text{A.10})$$

Cette célérité n'est donc régie que par quatre composantes élastiques :  $C_{11}$ ,  $C_{13}$ ,  $C_{33}$  et  $C_{55}$ .

## Annexe B

# Mesure du délai de numérisation de l'appareil d'acquisition des signaux ultrasonores

On indique comment le délai de numérisation de l'appareil d'acquisition a été déterminé pour être pris en compte dans la reconstruction des images TFM. Pour connaître le retard de numérisation à 5 MHz de l'appareil d'acquisition utilisé pour les expérimentations, on émet une onde plane avec le capteur multi-éléments, décrit dans le Chapitre 2, Section 2.4.1. On mesure alors le temps  $t_1$ , qui est le temps de propagation aller-retour de l'onde après réflexion sur la surface arasée et polie de l'échantillon, ainsi que le temps  $t_2$ , qui correspond à deux fois ce trajet, comme indiqué sur la Figure B.1. On ajuste ensuite la position du capteur jusqu'à ce que la différence des temps de propagation  $t_2 - t_1$  soit égale à la valeur théorique du premier temps de propagation aller-retour, noté  $t_{th}$ . Par exemple, pour une colonne d'eau de  $h = 20$  mm de hauteur, ce temps de propagation théorique est  $\frac{h}{c_0} = 26,97 \mu\text{s}$ , où  $c_0 = 1,483 \text{ mm} \cdot \mu\text{s}^{-1}$  est la célérité de l'onde à 5 MHz dans de l'eau à 20°C. Le retard de numérisation  $r_{num}$  est ensuite donné par :

$$r_{num} = t_{th} - t_1 \quad (\text{B.1})$$

Pour l'appareil d'acquisition utilisé dans ce manuscrit, on mesure un retard de numérisation  $r_{num} = 0,35 \mu\text{s}$ .

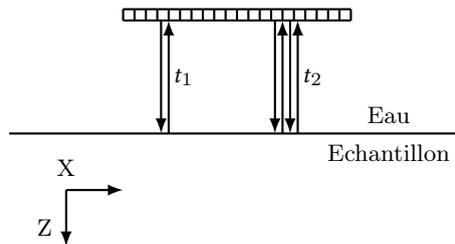


FIGURE B.1 – Mesures du temps de propagation aller-retour d'une onde plane après réflexion sur la surface,  $t_1$ , et mesure du temps correspondant à deux fois ce trajet,  $t_2$ .

## Annexe C

# **Compléments sur les images optimisées : figures des images optimales obtenues pour les différents cas d'application numériques et expérimentaux avec une soudure inho- mogène**

*On présente ici des images supplémentaires, issues des applications numériques et expérimentales sur des soudures inhomogènes. En effet, ces cas d'application présentent une forte dispersion de l'estimation des paramètres du matériau et on souhaite rendre compte ici de la qualité des images obtenues par les 100 essais d'optimisation. On se restreint, toutefois, à afficher 50 images seulement pour chaque cas, et on rappelle que l'optimisation a été réalisée dans une zone image de  $10 \times 10 \text{ mm}^2$  autour du défaut d'intérêt.*

**C.1 Images issues de la simulation de trous génératrice dans une soudure en V en acier 316L inspectée en OL0°**

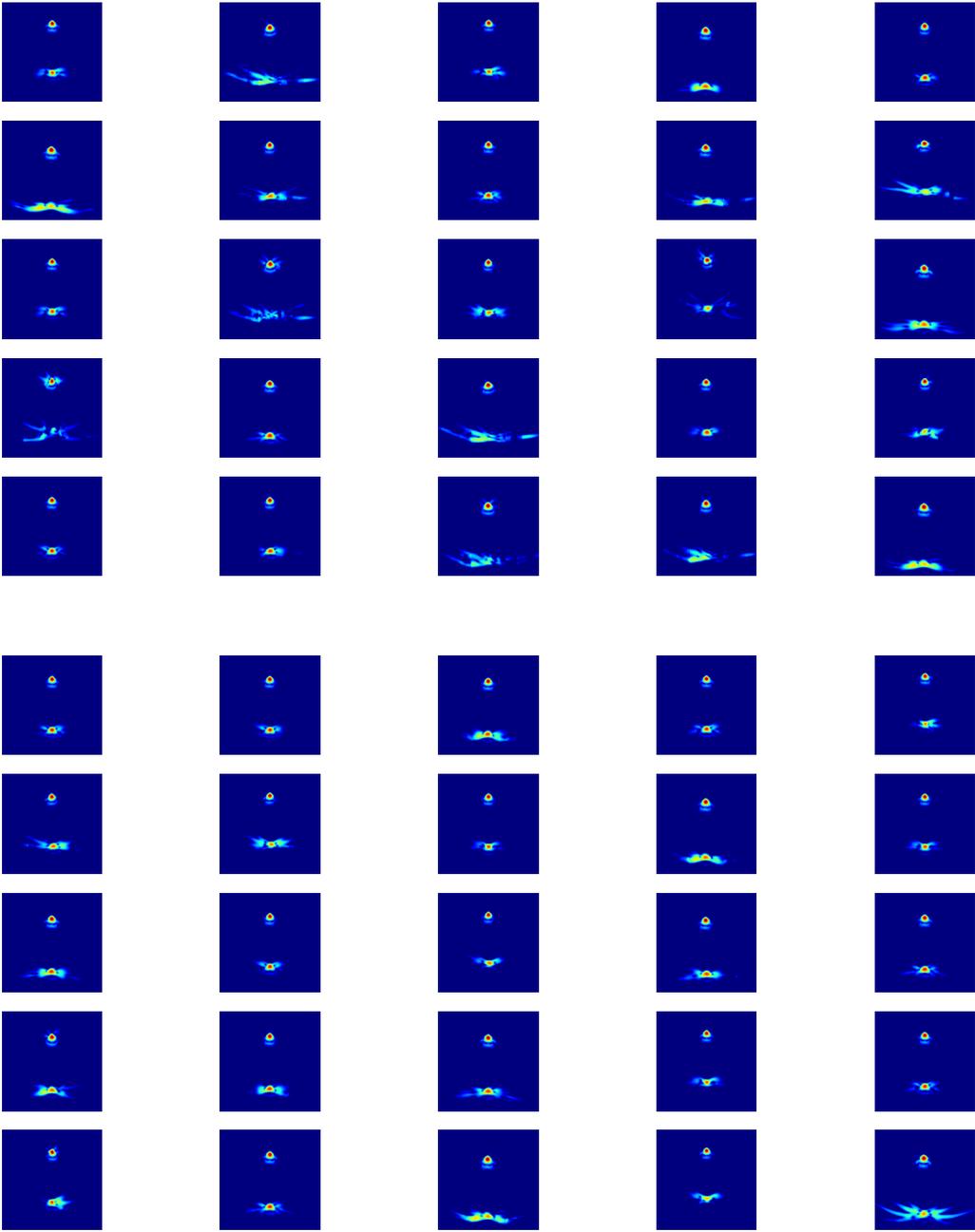


FIGURE C.1 – Images optimales de l'étude en simulation pour l'inspection en OL0° du trou génératrice n°1 dans une soudure inhomogène.

## C.2 Images expérimentales de trous génératrice dans une soudure en V en acier 316L inspectée en OL0°

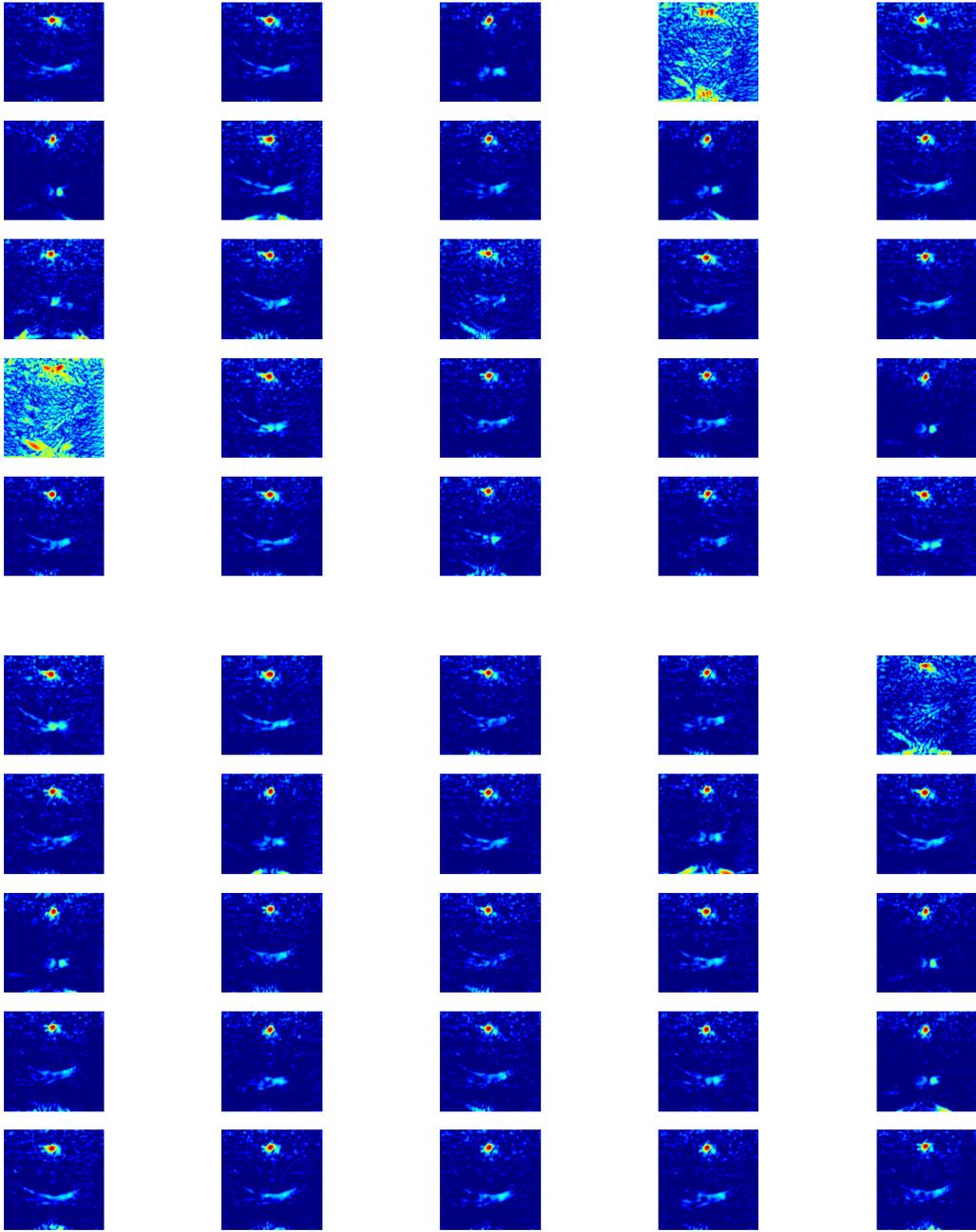


FIGURE C.2 – Images optimales de l'étude expérimentale pour l'inspection en OL0° du trou génératrice n°1 dans une soudure inhomogène.

### C.3 Images expérimentales de trous génératrice dans une soudure en V en acier 316L inspectée en OL60°

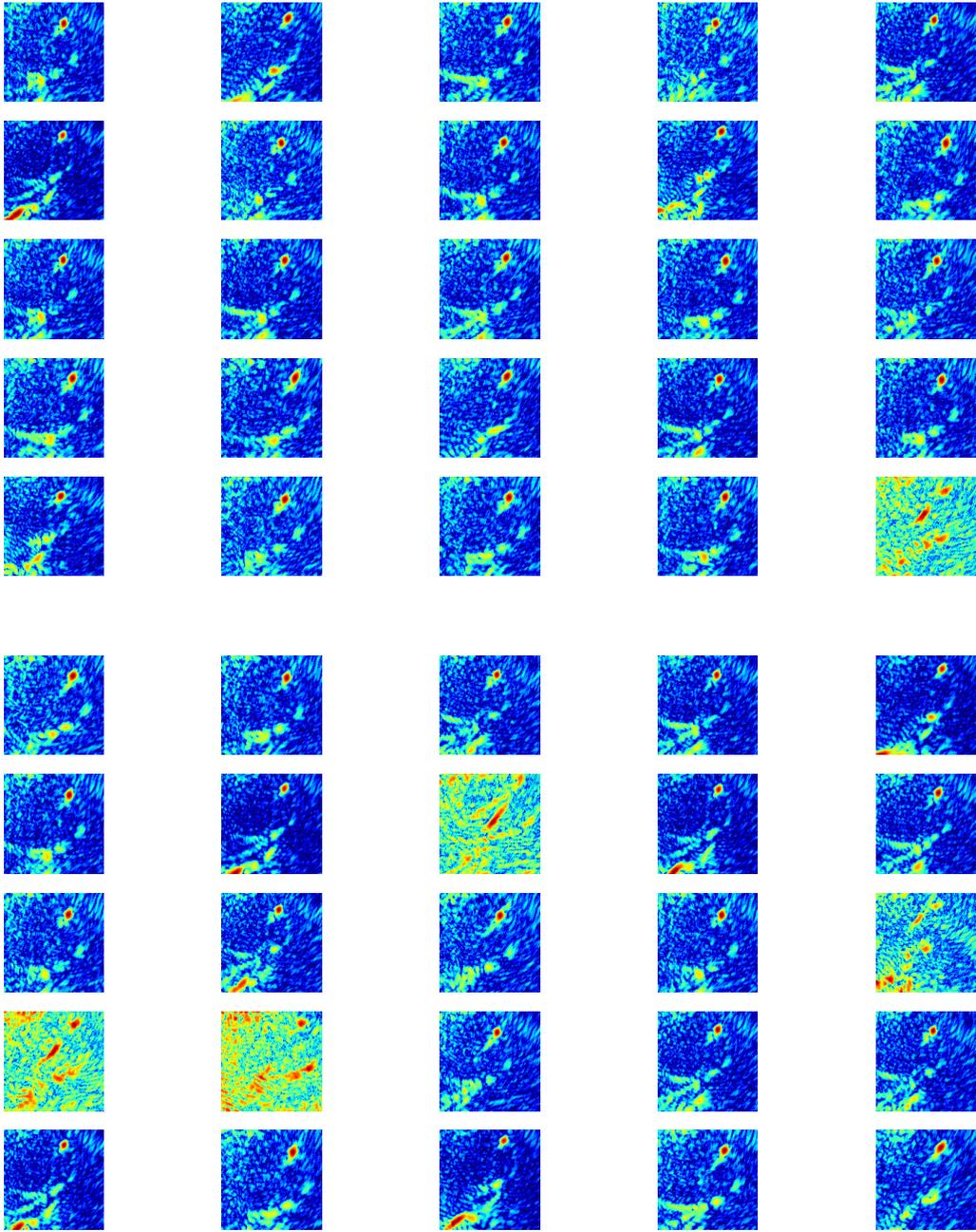


FIGURE C.3 – Images optimales de l'étude expérimentale pour l'inspection en OL60° du trou génératrice n°1 sur le chanfrein droit d'une soudure inhomogène.

### C.4 Images expérimentales d'une entaille derrière une soudure en V en acier 316L inspection en OL45°

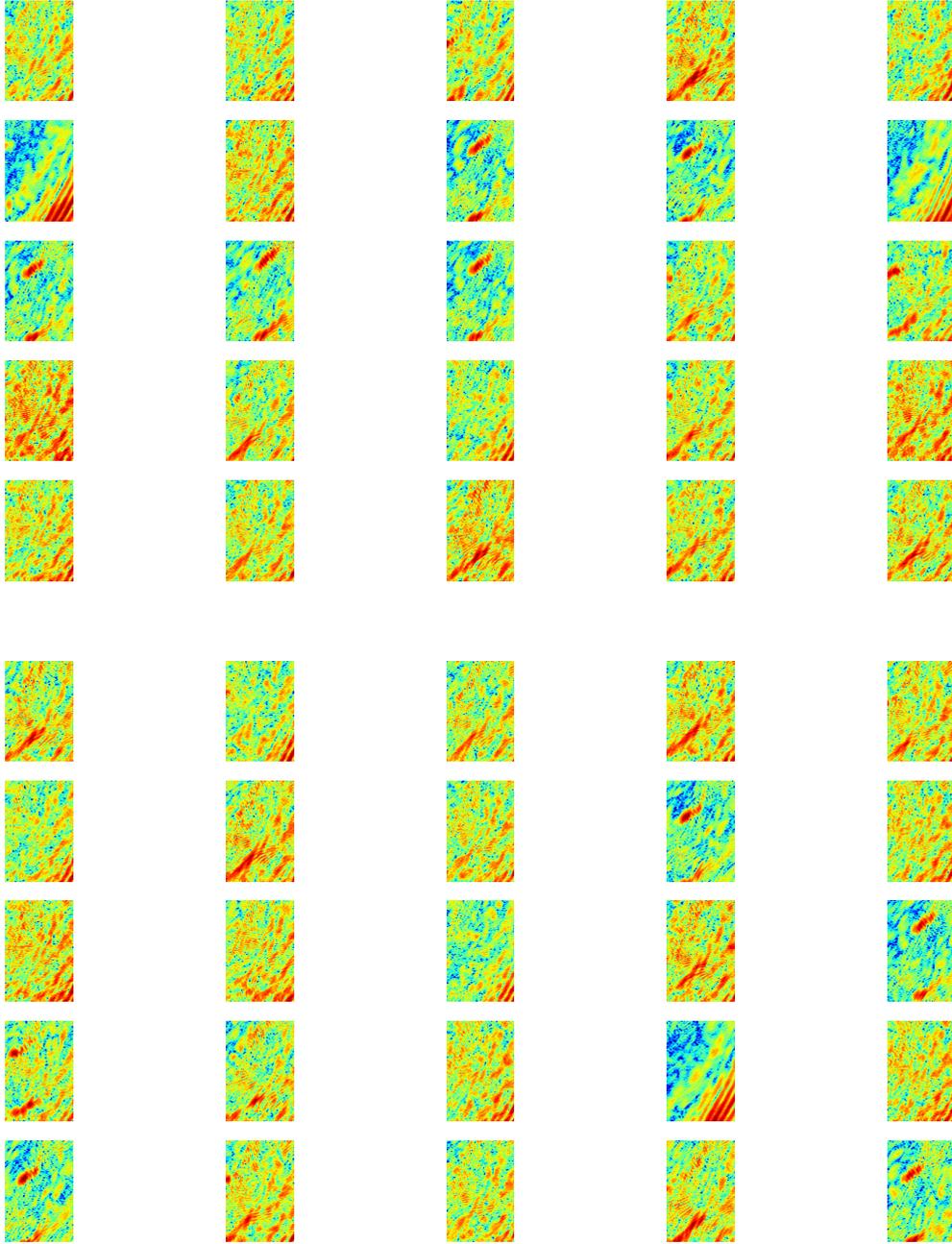


FIGURE C.4 – Images optimales de l'étude expérimentale pour l'inspection en OL45° de l'entaille n°2 derrière une soudure inhomogène.

# Bibliographie

- [1] R. Blondeau, *Metallurgy and Mechanics of Welding*, Wiley, 2008.
- [2] I. Alkahla and S. Pervaiz, Sustainability assessment of shielded metal arc welding (SMAW) process, *International Conference on Materials and Intelligent Manufacturing*, Singapore, August 2017, in *IOP Conference Series : Materials Science and Engineering*, vol. 244, pp. 012001, 2017.
- [3] P. J. Modenesi, E. R. Apolinário and I. M. Pereira, TIG welding with single-component fluxes, *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 99(1), pp. 260-265, 2000.
- [4] S. A. David and J. M. Vitek, Correlation between solidification parameters and weld microstructures, *The Journal of The Minerals, Metals and Materials Society*, vol. 55, pp. 14-20, 2003.
- [5] S. A. David, S. S. Babu and J. M. Vitek, *Welding : Solidification and microstructure*, *International Materials Reviews*, vol. 34(1), pp. 213-245, 1989.
- [6] B. Chassignole, *Influence de la structure métallurgique des soudures en acier inoxydable austénitique sur le Contrôle Non Destructif ultrasonore*, Thèse de doctorat de l'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 2000.
- [7] S. Chen, G. Guillemot and Ch.-A. Gandin, Three-dimensional cellular automaton-finite element modeling of solidification grain structures for arc-welding processes, *Acta Materialia*, vol. 115, pp. 448, 2016.
- [8] B. Chassignole, D. Villard, M. Dubuget, J.C. Baboux and R. El Guerjouma, Characterization of austenitic stainless steel welds for ultrasonic NDT, *Annual Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation*, Ames, USA, July 2000, in *AIP Conf. Proc.*, vol. 509, pp. 1325-1332, 2000.
- [9] J. Moysan, A. Apfel, G. Corneloup and B. Chassignole, Modelling the grain orientation of austenitic steel multipass welds to improve ultrasonic assessment of structural integrity, *International Journal of Pressure Vessels and Piping*, vol. 80, pp 77-85, 2003.
- [10] S. S Babu, J. W Elmer, J. M Vitek and S. A David, Time-resolved X-ray diffraction investigation of primary weld solidification in Fe-C-Al-Mn steel welds, *Acta Materialia*, vol. 50(19), pp. 4763-4781, 2002.
- [11] D. Stojakovic, *Electron backscatter diffraction in materials characterization*, *Processing and Application in Ceramics*, vol. 6(1), pp. 1-13, 2012.
- [12] Q. Marsac, C. Gueudré, M.-A. Ploix, L. Forest, F. Baqué and G. Corneloup, Realistic model to predict the macrostructure of GTAW welds for the Simulation of ultrasonic non destructive testing, *Journal of Nondestructive Evaluation*, vol. 39, pp. 80, 2020.

- [13] J. A. Ogilvy, Computerized ultrasonic ray tracing in austenitic steel, *Nondestructive Testing and Evaluation International*, vol. 18 (2), pp. 67-77, 1985.
- [14] A. Gardahaut, K. Jezzine and D. Cassereau, Paraxial ray-tracing approach for the simulation of ultrasonic inspection of welds, 40<sup>th</sup> Annual Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation, Baltimore, USA, July 2013, in *AIP Conf. Proc.*, vol. 1581(1), pp. 529-536, 2014.
- [15] R. Rezakhaniha, A. Agianniotis, J. T. C. Schrauwen, A. Griffa, D. Sage, C. V. C. Bouten, F. N. van de Vosse, M. Unser and N. Stergiopoulos, Experimental investigation of collagen waviness and orientation in the arterial adventitia using confocal laser scanning microscopy, *Biomechanics and Modeling in Mechanobiology*, vol. 11, pp. 461-473, 2012.
- [16] A. Gardahaut, Développements d'outils de modélisation pour la propagation ultrasonore dans les soudures bimétalliques, Thèse de Doctorat de l'Université Paris Diderot, 2013.
- [17] R. Marklein, The finite integration technique as a general tool to compute acoustic, electromagnetic, elastodynamic, and coupled wave fields, *Review of Radio Science*, John Wiley and Sons, ch. 11, 2002.
- [18] B. Nouailhas, G. Van Chi Nguyen, F. Pons and S. Vermersch, Ultrasonic modeling and experiments : an industrial case : bimetallic weld in nuclear power plant, *Journal of Non-destructive Evaluation*, vol. 9(2), pp. 145-153, 1990.
- [19] A. Imperiale and E. Demaldent, A macro-element strategy based upon spectral finite elements and mortar elements for transient wave propagation modeling. Application to ultrasonic testing of laminate composite materials, *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, vol. 119(10), pp. 964-990, 2019.
- [20] B. Tie and A. S. Mouronval, Systematic development of upwind numerical fluxes for the space discontinuous Galerkin method applied to elastic wave propagation in anisotropic and heterogeneous media with physical interfaces, *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, vol. 372, pp. 113352, 2020.
- [21] A. Apfel, J. Moysan, G. Corneloup, T. Fouquet and B. Chassignole, Coupling an ultrasonic propagation code with a model of the heterogeneity of multipass welds to simulate ultrasonic testing, *Ultrasonics*, vol. 43, pp. 447-456, 2005.
- [22] C. Rose, F. Rupin, T. Fouquet and B. Chassignole, ATHENA 3D : A finite element code for ultrasonic wave propagation, 12<sup>th</sup> Anglo-French Physical Acoustics Conference, Fréjus, France, January 2013, in *Journal of Physics : Conference Series*, vol. 498, pp. 012009, 2014.
- [23] B. Chassignole, V. Duwig, M. A. Ploix, P. Guy and R. El Guerjouma, Modelling the attenuation in the ATHENA finite elements code for the ultrasonic testing of austenitic stainless steel welds, *Ultrasonics*, vol. 49, pp. 653-658, 2009.
- [24] P. Huthwaite, Accelerated finite element elastodynamic simulations using the GPU, *Journal of Computational Physics*, vol. 257, pp. 687-707, 2014.
- [25] C. Carrascal-Manzanares, A. Imperiale, G. Rougeron, V. Bergeaud and L. Lacassagne, A fast implementation of a spectral finite elements method on CPU and GPU applied to ultrasound propagation, *International Conference on Parallel Computing*, Bologna, Italy, September 2017, in *IOS Press Parallel : Computing is Everywhere*, vol. 32, pp. 339-348, 2017.
- [26] M. G. Silk, A computer model for ultrasonic propagation in complex orthotropic structures, *Ultrasonics*, vol. 19(5), pp. 208-212, 1981.

- [27] G. D. Connolly, M. J. S. Lowe, S. I. Rokhlin and J. A. G. Temple, Modeling the propagation of elastic waves in generally anisotropic materials and austenitic steel welds, 34<sup>th</sup> Annual Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation, Golden, USA, 2007, in AIP Conference Proceedings, vol. 975, pp. 1026, 2008.
- [28] S. R. Kolkoori, M. U. Rahman, P. K. Chinta, M. Kreutzbruck, M. Rethmeier and J. Prager, Ultrasonic field profile evaluation in acoustically inhomogeneous anisotropic materials using 2D ray tracing model : numerical and experimental comparison, Ultrasonics, vol. 53, pp. 396-411, 2013.
- [29] O. Nowers, D. J. Duxbury and B. W. Drinkwater, Ultrasonic array imaging through an austenitic steel weld using an efficient ray-tracing algorithm, Nondestructive Testing and Evaluation International, vol. 79, pp. 98-108, 2016.
- [30] E. W. Dijkstra, A note on two problems in connection with graphs, Numerische Mathematik, vol. 1, pp. 269-271, 1959.
- [31] P. E. Hart, N. J. Nilsson and B. Raphael, A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths, IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics, vol. 4(2), pp. 100-107, 1968.
- [32] N. Gengembre and A. Lhémery, Pencil method in elastodynamics : application to ultrasonic field computation, Ultrasonics, vol. 38, pp. 495-499, 2000.
- [33] A. Gardahaut, K. Jezzine, D. Cassereau and N. Leymarie, Simulation of ultrasonic wave propagation in welds using ray-based methods, 12<sup>th</sup> Anglo-French Physical Acoustics Conference, Fréjus, France, January 2013, in Journal of Physics : Conference Series, vol. 498, pp. 012008, 2014.
- [34] D. Royer and E. Dieulesaint, Elastic waves in solids I, Free and guided propagation, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2000.
- [35] M. Bohacik, M. Mician, R. Konar and I. Hlavaty, Ultrasonic Testing of Butt Weld Joint by TOFD Technique, Manufacturing Technology Journal, vol. 17(6), pp. 842-847, 2017.
- [36] C. Holmes, B. W. Drinkwater and P. W. Wilcox, The post-processing of ultrasonic array data using the total focusing method, Insight - Non-Destructive Testing and Condition Monitoring, vol. 46(11), pp. 677-680, 2004.
- [37] I. Komura, T. Hirasawa, S. Nagai, J. Takabayashi and K. Naruse, Crack detection and sizing technique by ultrasonic and electromagnetic methods, Nuclear Engineering and Design, vol. 206(2), pp. 351-362, 2001.
- [38] C. Prada and M. Fink, Eigenmodes of the time reversal operator : A solution to selective focusing in multiple-target media, Wave Motion, vol. 20, pp. 151-163, 1994.
- [39] M. Fink, D. Cassereau, A. Derode, C. Prada, P. Roux, M. Tanter, J. L. Thomas and F. Wu, Time-reversed acoustics, Reports on Progress in Physics, vol. 63(12), pp. 1933-1995, 2000.
- [40] E. Lopez Villaverde, S. Robert and C. Prada, Ultrasonic imaging of defects in coarse-grained steels with the decomposition of the time reversal operator, Journal of the Acoustical Society of America, vol. 140(1), pp. 541-550, 2016.
- [41] L. Le Jeune, S. Robert, P. Dumas, A. Membre and C. Prada, Adaptive ultrasonic imaging with the total focusing method for inspection of complex components immersed in water, 41<sup>st</sup> Annual Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation, Boise, USA, July 2014, in AIP Conference Proceedings, vol. 1650, pp. 1037-1046, 2015.

- [42] E. Hoyle, M. Sutcliffe, P. Charlton and J. Rees, Virtual source aperture imaging with auto-focusing of unknown complex geometry through dual layered media, *Nondestructive Testing and Evaluation International*, vol. 98, pp. 55-62, 2018.
- [43] S. Robert, P. Calmon, M. Calvo, L. Le Jeune and E. Iakovleva, Surface estimation methods with phased-arrays for adaptive ultrasonic imaging in complex components, 41st Annual Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation, Boise, USA, July 2014, in *AIP Conference Proceedings*, Vol. 1650, pp. 1657-1666, 2015.
- [44] J. Zhang, B. W. Drinkwater, P. D. Wilcox and A. J. Hunter, Defect detection using ultrasonic arrays : the multi-mode total focusing method, *Nondestructive Testing and Evaluation International*, vol. 43(2), pp. 123-133, 2010.
- [45] C. Gueudré, L. Le Marrec, J. Moysan and B. Chassignole, Direct model optimization for data inversion. Application to ultrasonic characterization of welds, *Nondestructive Testing and Evaluation International*, vol. 42(1), pp. 47-55, 2009.
- [46] Z. Fan, A. F. Mark, M. J. S. Lowe and P. J. Withers, Nonintrusive estimation of anisotropic stiffness maps of heterogeneous steel welds for the improvement of ultrasonic array inspection, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 62(8), pp. 1530-1543, 2015.
- [47] J. Zhang, A. Hunter, B. W. Drinkwater and P. D. Wilcox, Monte Carlo inversion of ultrasonic array to map anisotropic weld properties, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 59(11), pp. 2487-2497, 2012.
- [48] K. M. M. Tant, E. Galetti, A. Curtis, A. J. Mulholland and A. Gachagan, A transdimensional Bayesian approach to ultrasonic travel-time tomography for nondestructive testing, *Inverse Problems*, vol. 34(9), pp. 095002, 2018.
- [49] K. M. M. Tant, E. Galetti, A. J. Mulholland, A. Curtis and A. Gachagan, Effective grain orientation mapping of complex and locally anisotropic media for improved imaging in ultrasonic non-linear testing, *Inverse Problems in Science and Engineering*, vol. 28(12), pp. 1694-1718, 2020.
- [50] W. Li, D. Sharples, R. J. Smith, M. Clark and M. G. Somekh, Determination of crystallographic orientation of large grain metals with surface acoustic waves, *Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 132(2), pp. 738-745, 2012.
- [51] A. F. Mark, W. Li, S. Sharples and P. J. Withers, Comparison of grain-to-grain orientation and stiffness mapping by spatially resolved acoustic spectroscopy and EBSD, *Journal of Microscopy*, vol. 267(1), pp. 89-97, 2017.
- [52] C. Menard, S. Robert, R. Miorelli and D. Lesselier, Optimization algorithms for ultrasonic array imaging in homogeneous anisotropic steel components with unknown properties, *Nondestructive Testing and Evaluation International*, vol. 116, pp. 102327, 2020.
- [53] S. Pudovikov, A. Bulavinov and R. Pinchuk, Innovative Ultrasonic Testing (UT) of nuclear components by sampling phased array with 3D visualization of inspection results, JRC-NDE 2010 8<sup>th</sup> International Conference on NDE in Relation to Structural Integrity for Nuclear and Pressurized Components, Berlin, Germany, April 2010, in *JRC Scientific and Technical Reports*, JRC 64886, pp. 910-917, 2011.
- [54] G. Dobmann and S. Pudovikov, Method of testing an object under examination, inspection system for inspecting an object and program, patent application n° DE102013110969A1, 2015.

- [55] G. Haiat, A. Lhémy, P. Calmon and F. Lasserre, A model-based inverse method for positioning scatterers in a cladded component inspected by ultrasonic waves, *Ultrasonics*, vol. 43(8), pp. 619-628, 2005.
- [56] J. Virieux and S. Operto, An overview of full-waveform inversion in exploration geophysics, *Geophysics*, vol. 74(6), pp. 127-152, 2009.
- [57] R. Seidl and E. Rank, Full waveform inversion for ultrasonic flaw identification, 43<sup>rd</sup> Annual Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation, Atlanta, USA, July 2016, AIP Conference Proceedings, vol. 1806, pp. 090013, 2017.
- [58] L. Moreau, R. Brossier and L. Métivier, Imaging challenging media by full waveform inversion of ultrasonic signals, *Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 141, pp. 3829, 2017.
- [59] S. Ruder, An overview of gradient descent optimization algorithms, CoRR, in arXiv : 1609.04747, 2016.
- [60] Y. LeCun, L. Bottou, G. B. Orr and K.-R. Müller, Efficient BackProp, *Neural Networks : Tricks of the Trade*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 9-50, 1998.
- [61] Y. Bengio, N. Boulanger-Lewandowski and R. Pascanu, Advances in Optimizing Recurrent Networks, CoRR, in arXiv : 1212.0901, 2012.
- [62] J. Ma and D. Yarats, Quasi-hyperbolic momentum and Adam for deep learning, CoRR, in arXiv : 1810.06801, 2018.
- [63] A. Singh and K. Kant Singh, Satellite image classification using genetic algorithm trained radial basis function neural network, application to the detection of flooded areas, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 42, pp. 173-182, 2017.
- [64] X.-L. Luo, J. Feng and H.-H. Zhang, A genetic algorithm for astroparticle physics studies, *Computer Physics Communications*, vol. 250, pp. 106818, 2020.
- [65] S. Hamblin and P. L. Hurd, Genetic algorithms and non-ESS solutions to game theory models, *Animal Behaviour*, vol. 74(4), pp. 1005-1018, 2007.
- [66] I. Loshilov and F. Hutter, SGDR : Stochastic gradient descent with warm restarts, 5<sup>th</sup> International Conference on Learning Representations, Toulon, France, April 2017, in arXiv : 1608.03983, 2017.
- [67] Y. Bengio, Practical recommendations for gradient-based training of deep architectures, in *Neural Networks : Tricks of the Trade : Second Edition*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 437-478, 2012.
- [68] L. N. Smith, Cyclical learning rates for training neural networks, CoRR, in arXiv : 1506.01186, 2015.
- [69] T. Schaul, S. Zhang and Y. LeCun, No more pesky learning rates, CoRR, in arXiv : 1206.1106v2, 2013.
- [70] D. Musso, Stochastic gradient descent with random learning rate, CoRR, in arXiv : 2003.06926, 2020.
- [71] C. Darken and J. Moody, Note on learning rate schedules for stochastic optimization, 3<sup>rd</sup> International Conference on Neural Information Processing Systems, Denver, USA, November 1990, in *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 3, pp. 832-838, 1990.
- [72] M. Črepinšek, S.-H. Liu and M. Mernik, Exploration and exploitation in evolutionary algorithms : a survey, *Computing Surveys*, Association for Computing Machinery, vol. 45(3), pp. 0360-0300, 2013.

- [73] J. Kennedy and R. Eberhart, Particle swarm optimization, International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, November 1995, in IEEE International Conference on Neural Networks Proceedings, vol. 4, pp. 1942-1948, 1995.
- [74] M. Clerc and J. Kennedy, The particle swarm - explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 6(1), pp. 58-73, 2002.
- [75] I. C. Trelea, The particle swarm optimization algorithm : convergence analysis and parameter selection, Information Processing Letters, vol. 85, pp. 317-325, 2003.
- [76] A. El Dor, M. Clerc and P. Siarry, A multi-swarm PSO using charged particles in a partitioned search space for continuous optimization, Computational Optimization and Applications, vol. 53, pp. 271-295, 2012.
- [77] R. Eberhart, P. Simpson and R. Dobbins, Computational intelligence PC tools, Academic Press Professional, 1996.
- [78] A. Chatterjee and P. Siarry, Nonlinear inertia weight variation for dynamic adaptation in particle swarm optimization, Computers & Operations Research, vol. 33, pp. 859-871, 2006.
- [79] E. G. Talbi, A taxonomy of hybrid metaheuristics, J. Heuristics, vol. 8, pp. 541-564, 2002.
- [80] M. Darmon, N. Leymarie, S. Chatillon and S. Mahaut, Modelling of scattering of ultrasounds by flaws for NDT, Ultrasonic Wave Propagation in Non Homogeneous Media, Springer Berlin Heidelberg, pp. 61-71, 2009.
- [81] R. E. Bellman, Dynamic Programming, Courier Dover Publications, 2003.
- [82] F. Rosenblatt, The Perceptron : a probabilistic model for information storage and organization in the brain, Psychological Review, vol. 65, pp. 6, 1958.
- [83] A. Krizhevsky, I. Sutskever and G. E. Hinton, ImageNet classification with deep convolutional neural networks, Conference of the Association for Computing Machinery, New York, USA, June 2017, in Communications of the ACM, vol. 60(6), pp. 84-90, 2017.
- [84] I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville and Y. Bengio, Generative adversarial networks, 28<sup>th</sup> Conference on Neural Information Processing Systems, Montréal, Canada, December 2014, in Advances in Neural Information Processing Systems, vol. 2, pp. 2672-2680, 2014
- [85] F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion, O. Grisel, M. Blondel, P. Prettenhofer, R. Weiss, V. Dubourg, J. Vanderplas, A. Passos, D. Cournapeau, M. Brucher, M. Perrot and E. Duchesnay, Scikit-learn : Machine learning in Python, J. Mach. Learn. Res., vol. 12, pp. 2825-2830, 2011.
- [86] R. Tibshirani, Regression shrinkage and selection via the Lasso, Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Statistical Methodology), vol. 58(1), pp. 267-288, 1996.
- [87] S. An, W. Liu and S. Venkatesh, Face recognition using kernel ridge regression, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis, USA, June 2007, in IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1-7, 2007.
- [88] C. Saunders, A. Gammerman and V. Vovk, Ridge regression learning algorithm in dual variables, International Conference on Machine Learning, Madison, USA, July, 1998, in Proceedings of the 15<sup>th</sup> International Conference on Machine Learning, pp. 515-521, 1998.
- [89] A. Géron, Hands-On machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow, 2<sup>nd</sup> Edition, O'Reilly Media, chap. 4, 2019.

- [90] A. Saltelli, M. Ratto, T. Andres, F. Campolongo, J. Cariboni, D. Gatelli, M. Saisana and S. Tarantola, Global sensitivity analysis, The Primer, John Wiley and Sons, chap. 4, 2008.
- [91] J. Herman and W. Usher, SALib : An open-source Python library for sensitivity analysis, Journal of Open Source Software, vol. 2(9), 2017.
- [92] G. Li, H. Rabitz, P. E. Yelvington, O. O. Oluwole, F. Bacon, C. E. Kolb and J. Schoendorf, Global sensitivity analysis for systems with independent and/or correlated inputs, Journal of Physical Chemistry A, vol. 114(19), pp. 6022-6032, 2010.
- [93] G. Haïat, Étude d'une méthode d'inversion basée sur la simulation pour la caractérisation de fissures détectées par ultrasons dans un composant revêtu, Thèse de Doctorat de l'Université Paris Diderot, 2004.
- [94] C. Lataniotis, S. Marelli, and B. Sudret, Extending classical surrogate modelling to ultrahigh dimensional problems through supervised dimensionality reduction : a data-driven approach, stat.ML, in arXiv : 1812.06309, 2020.
- [95] M.-A. Ploix, Etude de l'atténuation des ondes ultrasonores. Application au contrôle non destructif des soudres en acier inoxydable austénitique, Thèse de Doctorat de l'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 2006.
- [96] J. García-Nieto and E. Alba, Restart particle swarm optimization with velocity modulation : a scalability test, Soft Computing, vol. 15, pp. 2221-2232, 2011.
- [97] B. Chassignole, O. Dupond and L. Doudet, Ultrasonic and metallurgical examination of an alloy 182 welding mold, 7<sup>th</sup> International Conference on NDE in Relation to Structural Integrity for Nuclear and Pressurized Components, Yokohama, Japan, May 2009, in Joint Research Centre on Non Destructive Evaluation, vol. 2010-06, 2010.
- [98] B. Chassignole, R. El Guerjouma, M.-A. Ploix, T. Fouquet, Ultrasonic and structural characterization of anisotropic austenitic stainlesssteel welds : Towards a higher reliability in ultrasonic non-destructive testing, Nondestructive Testing and Evaluation International, vol. 43 (4), pp. 273-282, 2010.
- [99] R. A. Sadek, SVD based image processing applications : state of the art, International Journal of Advanced Computer Science and Applications, vol. 3(7), pp. 26-34, 2012.
- [100] J.-T. Chien, Source Separation and Machine Learning, Academic Press, 2019.

**Titre:** Imagerie ultrasonore dans des aciers anisotropes dont les propriétés élastiques sont incertaines : application au contrôle des assemblages soudés du domaine nucléaire

**Mots clés:** Contrôle non-destructif ; Traducteurs multi-éléments ; Imagerie ultrasonore ; Aciers anisotropes ; Optimisations globale et locale ; Apprentissage machine.

**Résumé:** En contrôle non-destructif par ultrasons, la qualité de l'imagerie échographique repose sur l'adéquation entre le modèle direct de propagation des ondes élastiques et la propagation dans le milieu physique. C'est notamment le cas des structures anisotropes, comme les soudures en acier du domaine nucléaire, où la méconnaissance de l'anisotropie au moment de l'inspection peut conduire à des images très dégradées et inexploitable. Cette dégradation est d'autant plus marquée que l'anisotropie d'une soudure est fortement inhomogène en raison de la croissance dendritique de la matière au moment de son refroidissement. La fiabilité des diagnostics en imagerie ultrasonore requiert alors de bien connaître les propriétés du matériau au moment de l'inspection.

Dans cette thèse, une méthode adaptative basée sur une procédure d'optimisation est étudiée pour améliorer l'imagerie des soudures anisotropes du domaine nucléaire. On s'intéresse notamment à

l'imagerie TFM (Total Focusing Method) dont l'intérêt principal est que le mode d'acquisition des signaux ne présuppose aucun a priori sur les propriétés du matériau. Dans la procédure d'optimisation, une première image est calculée à partir d'un modèle de reconstruction isotrope. Si l'image fait apparaître une indication au-dessus du niveau de bruit, un algorithme d'optimisation itère le calcul des images en faisant varier les paramètres du modèle de soudure jusqu'à maximiser l'amplitude de l'écho d'intérêt. Dans ce travail, l'optimisation est validée statistiquement avec des échos simulés, en s'appuyant sur des outils d'apprentissage machine qui permettent d'accélérer les temps de calcul. La procédure est également évaluée expérimentalement sur diverses soudures de complexité croissante. Dans chacun des cas, la procédure produit une image avec un rapport signal/bruit satisfaisant, tout en minimisant les erreurs de localisation des défauts.

**Title:** Ultrasound imaging in anisotropic steel components with unknown elastic properties: application to the control of nuclear welded structures

**Keywords:** Non-destructive testing ; Linear array ; Ultrasonic imaging ; Anisotropic steels ; Local and global optimizations ; Machine learning.

**Abstract:** In non-destructive ultrasound testing, the quality of the imaging relies on the adequacy between a direct model of elastic wave propagation and the propagation in the physical medium. This is particularly the case for anisotropic structures, such as nuclear-domain welds, for which not knowing the anisotropy at the time of inspection can lead to severely degraded and unusable images. This degradation is all the more marked as the anisotropy of a weld is highly inhomogeneous, due to the dendritic growth of the material during its cooling. The reliability of an array imaging diagnosis therefore requires a good knowledge on the material at the time of inspection.

In this thesis, an adaptive method based on an optimization procedure is studied in order to improve the imaging in nuclear anisotropic welds. We

are especially interested in TFM (Total Focusing Method) imaging, whose acquisition principle does not rely on any foreknowledge on the material properties. In the optimization procedure, a first image is computed with an isotropic reconstruction model. If the image shows an indication above the noise level, an optimization algorithm iterates image computations by varying the parameters of the model that describes the structure, until the amplitude of the echo of concern is maximized. The optimization is statistically validated with simulated data, using machine learning tools to speed up computation times. This method is also evaluated experimentally on different welds of increasing complexity. In each case, the procedure produces an image with a high level of signal-to-noise ratio, while minimizing the defect localization error.