

Méthode automatique de détermination des paramètres d'inspection ultrasonore pour la reconstruction TFM

par

Hugo MOUTHON

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION DE LA MAÎTRISE
AVEC MÉMOIRE EN GÉNIE MÉCANIQUE
M. SC. A.

MONTRÉAL, LE 4 MARS 2024

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Hugo Mouthon, 2024



Cette licence Creative Commons signifie qu'il est permis de diffuser, d'imprimer ou de sauvegarder sur un autre support une partie ou la totalité de cette œuvre à condition de mentionner l'auteur, que ces utilisations soient faites à des fins non commerciales et que le contenu de l'œuvre n'ait pas été modifié.

PRÉSENTATION DU JURY

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ

PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

M. Pierre Bélanger, directeur de mémoire
Département de génie mécanique à l'École de technologie supérieure

M. Christian Belleau, président du jury
Département de génie mécanique à l'École de technologie supérieure

M. Matthew Toews, membre du jury
Département de génie des systèmes à l'École de technologie supérieure

IL A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 27 FÉVRIER 2024

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

Le mémoire a été une aventure enrichissante, du point des connaissances mais également des rencontres. C'est avec une profonde reconnaissance que je tiens à exprimer mes remerciements envers toutes les personnes qui m'ont accompagné tout au long de ce voyage et ont contribué à cette importante étape de mon parcours.

Dans un premier temps, mes remerciements vont à mon directeur de recherche, le Professeur Pierre Bélanger, pour la confiance qu'il m'a accordée en me confiant ce projet. Son implication, ses conseils et son soutien ont été des facteurs majeurs tout au long de ma recherche.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance envers notre partenaire industriel, Evident, et le programme Accélération de Mitacs sans quoi le financement de ce projet n'aurait pas été possible. Un grand merci à Alain Le Duff et Guillaume Painchaud-April pour leur aide majeure et leurs précieux conseils.

Je remercie également tous les membres du PULÉTS, qui ont participé à créer un espace de travail agréable. Une pensée spéciale à Baptiste Gauthier, Nathan Molinier, Aurélien Thon et Aubin Chaboty pour le soutien technique qu'ils ont pu m'apporter.

Mes derniers remerciements vont à ma famille et à mes amis qui m'ont toujours accompagné dans mes projets et me permettent d'avancer avec un soutien indéfectible.

Méthode automatique de détermination des paramètres d'inspection ultrasonore pour la reconstruction TFM

Hugo MOUTHON

RÉSUMÉ

Ce mémoire présente le développement d'un outil complémentaire à la reconstruction TFM (« Total Focusing Method » en anglais), un algorithme d'imagerie de plus en plus utilisé dans le contrôle non-destructif par ultrasons. Malgré sa capacité à fournir des images avec une résolution élevée, la TFM présente une grande sensibilité aux incertitudes de mesures des paramètres d'inspection, nécessitant une connaissance précise des vitesses de propagation et des paramètres géométriques. Le cadre d'étude est la visualisation de défauts dans une pièce dont l'épaisseur et les vitesses de propagation sont inconnues en utilisant une sonde positionnée sur un sabot à angle. L'enjeu est donc de développer une méthode rapide, efficace et automatique capable de déterminer ces paramètres à partir de la donnée FMC (« Full Matrix Capture » en anglais) utilisée pour reconstruire l'image TFM. Deux approches ont été proposées pour résoudre ce défi. La première, analytique, repose sur la comparaison des temps de vol réels et théoriques des échos structuraux, mais elle se révèle être très sensible aux conditions expérimentales et notamment à la couche de couplant entre les différentes pièces. Par ailleurs, son temps de calcul ne permet pas une optimisation en temps réel. La seconde méthode, basée sur un réseau de neurones convolutif, offre de meilleures performances sur des données réelles, avec une grande rapidité de calcul et une incertitude inférieure à 3,5% permettant une visualisation très fidèle des défauts. Ces deux méthodes sont à utiliser de manière complémentaire. La première, efficace lorsque l'épaisseur est connue, permet de créer une base de données expérimentales dont on connaît les paramètres avec précision. Ces données sont ensuite utilisées pour entraîner un réseau de neurones capable de déterminer les paramètres d'une pièce dont l'épaisseur est inconnue.

Mots-clés : Contrôle Non-Destructif, Ultrason, TFM, FMC, Paramètres d'inspection, Équations analytiques, CNN

Automated method for determining ultrasonic inspection parameters for TFM reconstruction

Hugo MOUTHON

ABSTRACT

This thesis presents the development of a complementary tool for the Total Focusing Method (TFM) reconstruction, an increasingly used imaging algorithm in ultrasonic non-destructive testing. Despite its ability to provide high-resolution images, TFM is highly sensitive to the measurement uncertainties of inspection parameters, requiring precise knowledge of propagation velocities and geometric parameters. The study focuses on defect visualization in a specimen with unknown thickness and propagation velocities using a probe positioned on an angle wedge. The challenge is to develop a fast, efficient, and automated method capable of determining these parameters from the Full Matrix Capture (FMC) data used for TFM image reconstruction. Two approaches were proposed to tackle this challenge. The first one, an analytical method, relies on comparing real and theoretical times of flight of structural echoes. However, it proves to be highly sensitive to experimental conditions, particularly the presence of coupling between the different components. Additionally, its computation time does not allow real-time optimization. The second method, based on a Convolutional Neural Network (CNN), demonstrates superior performance on real data, with fast computation and an uncertainty below 3.5%, enabling a highly accurate visualization of defects. These two methods are meant to be used complementarily. The first one, effective when the thickness is known, enables the creation of an experimental database with precisely known parameters. These data are then utilized to train a neural network capable of determining the parameters of a specimen with unknown thickness.

Keywords: Non-Destructive Testing, Ultrasonic, TFM, FMC, Inspection Parameters, Analytical Equations, CNN

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LITTÉRATURE	5
1.1 Control Non Destructif par ultrasons.....	5
1.1.1 Émission et réception des ondes ultrasonores.....	6
1.1.2 Propagation des ondes ultrasonores	7
1.1.3 Interactions à l'interface.....	11
1.2 Imagerie ultrasonore	13
1.2.1 A-scan	14
1.2.2 B-scan.....	15
1.2.3 TFM	16
1.3 Algorithme d'inversion et détermination des variables d'inspection	19
1.4 L'intelligence artificielle au service du contrôle non-destructif.....	21
CHAPITRE 2 DÉTERMINATION DES PARAMÈTRES D'INSPECTION PAR MÉTHODE ANALYTIQUE.....	23
2.1 Acquisition des données expérimentales	23
2.2 Simulation analytique	24
2.3 Pré-traitement des données expérimentales	25
2.3.1 Zone morte dans le champ proche	25
2.3.2 Filtrage et enveloppe.....	26
2.3.3 Traitement morphologique.....	27
2.4 Fonctions de coût et algorithme d'optimisation.....	29
2.4.1 Fonction de minimisation du retard	30
2.4.2 Fonction de superposition des B-scans	30
2.4.3 Fonction de superposition des échos.....	32
2.4.4 Algorithme d'optimisation.....	34
2.5 Démarche d'optimisation.....	36
2.6 Résultats.....	38
CHAPITRE 3 DÉTERMINATION DES PARAMÈTRES D'INSPECTION GRÂCE À L'IA.....	49
3.1 Architecture du réseau de neurones	49
3.2 Base de données.....	51
3.2.1 Software de simulation.....	51
3.2.2 Taille de la base de données.....	52
3.2.3 Normalisation des labels	53
3.3 Paramètres d'entraînement.....	54
3.3.1 Optimisateur.....	54
3.3.2 Gestion des données d'entraînement.....	58
3.3.3 Apprentissage par transfert	60

3.4	Résultats	62
CHAPITRE 4 DISCUSSIONS ET COMPARAISONS DES MÉTHODES.....		67
4.1	Rapidité	67
4.2	Efficacité	68
4.3	Faisabilité	72
4.4	Adaptabilité	73
4.5	Limite des méthodes	74
CONCLUSION.....		77
ANNEXE I MODES DE PROPAGATION UTILISÉS POUR LA MÉTHODE ANALYTIQUE.....		80
BIBLIOGRAPHIE		85

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 2.1	Paramètres d'inspection obtenus par méthode analytique pour chaque configuration étudiée40
Tableau 2.2	Paramètres d'inspection obtenus par méthode analytique pour chaque configuration étudiée en ajoutant l'angle du sabot comme paramètre41
Tableau 2.3	Paramètres d'inspection obtenus grâce à l'optimisation partielle (P) ou totale (T) des données FMC des différentes fentes du bloc.....43
Tableau 3.1	Plages de variation utilisées pour la simulation de données52
Tableau 3.2	Tableau récapitulatif des paramètres d'entraînement du réseau de neurones62
Tableau 4.1	Comparaison des différentes méthodes de détermination des paramètres du setup.....69

LISTE DES FIGURES

		Page
Figure 0.1	Schéma représentant l'inspection d'un cordon de soudure par une sonde ultrasonore	1
Figure 1.1	Principe de réflexion et de réfraction d'une onde ultrasonore à l'interface entre deux milieux	11
Figure 1.2	Exemple d'un A-scan	14
Figure 1.3	Exemple d'un B-scan	15
Figure 1.4	Processus d'acquisition d'une FMC	16
Figure 1.5	Nomination des modes de propagation utilisés pour la reconstruction TFM : les lettres X, X', Y et Y' correspondent à la nature de l'onde lors d'un trajet entre deux interfaces. Elles peuvent être « L » si l'onde est longitudinale ou « T » si elle est transversale	17
Figure 1.6	Principe de construction d'une image TFM	18
Figure 2.1	Setup expérimental	24
Figure 2.2	Mise en évidence de la zone morte de deux A-scans : à gauche l'émission et la réception sont réalisées par le même élément et à droite par deux éléments distincts.....	26
Figure 2.3	Exemple d'un A-scan brut (à gauche), après filtrage (au milieu) et de son enveloppe (à droite).....	27
Figure 2.4	Comparaison entre un B-scan réel (à gauche) et un B-scan analytique (à droite).....	28
Figure 2.5	Étapes du traitement morphologique.....	29
Figure 2.6	Principe de superposition des B-scans : avant (a) et après (b) optimisation.....	31
Figure 2.7	Exemple du principe de superposition des échos pour deux A-scans : lorsque les paramètres d'inspection analytiques sont erronés (a) et lorsqu'ils sont exacts (b). Dans le second cas, la somme des A-scans atteint une valeur absolue plus élevée.....	33
Figure 2.8	Diagramme explicatif de l'algorithme de recuit simulé	36

Figure 2.9	Setup expérimental (a) utilisé pour étudier l'influence du serrage de la sonde et de la pression exercée sur le sabot pour cinq configurations (b), (c), (d), (e) et (f). Le rouge représente un couple de serrage élevé et le gris un couple de serrage faible. La configuration (f) est similaire à la configuration (c) à l'exception qu'une force de pression est exercée pour plaquer le sabot contre le bloc.....	39
Figure 2.10	Carte représentant la fonction de coût en fonction de la vitesse longitudinale et de l'épaisseur	42
Figure 2.11	Images TFM de la fente à 90° reconstruites à partir des paramètres nominaux (à gauche), totalement optimisés (au milieu) et partiellement optimisés (à droite) pour les modes L-L, T-T et TT-T	45
Figure 2.12	Images TFM de la fente à 80° reconstruites à partir des paramètres nominaux (à gauche), totalement optimisés (au milieu) et partiellement optimisés (à droite) pour les modes L-L, LL-L et TT-T.....	46
Figure 2.13	Images TFM de la fente à 70° reconstruites à partir des paramètres nominaux (à gauche), totalement optimisés (au milieu) et partiellement optimisés (à droite) pour les modes L-L, LL-L et LL-TT	47
Figure 3.1	Schéma de l'architecture du réseau de neurones convolutifs.....	50
Figure 3.2	Évolution de la valeur de la fonction de perte après l'entraînement du modèle en fonction du nombre total de données	53
Figure 3.3	Évolution des fonctions de pertes et des performances du réseau de neurones en fonction du taux d'apprentissage initial.....	57
Figure 3.4	Évolution de l'erreur sur les différents paramètres d'inspection en fonction du nombre de la taille des données FMC	59
Figure 3.5	Évolution de l'erreur sur les différents paramètres d'inspection pour différentes tailles de lot.....	60
Figure 3.6	Évolution de la fonction de perte de validation du modèle en fonction du nombre de couches gelées lors de l'apprentissage par transfert sur des données expérimentales.....	61
Figure 3.7	Évolution des fonctions de perte et erreurs relatives lors de l'entraînement sur les données simulées.....	63
Figure 3.8	Évolution des fonctions de perte et erreurs relatives lors de l'apprentissage par transfert sur les données réelles.....	65

Figure 4.1	Images TFM de la fente à 90° reconstruites à partir des paramètres réels (à gauche), de la méthode analytique (au milieu) et du réseau de neurones (à droite) pour les modes L-L, T-T et TT-T70
Figure 4.2	Images TFM de la fente à 80° reconstruites à partir des paramètres réels (à gauche), de la méthode analytique (au milieu) et du réseau de neurones (à droite) pour les modes L-L, LL-L et TT-T71
Figure 4.3	Images TFM de la fente à 70° reconstruites à partir des paramètres réels (à gauche), de la méthode analytique (au milieu) et du réseau de neurones (à droite) pour les modes L-L, LL-L et LL-TT72
Figure 4.4	B-scan et simulation CIVA de l'inspection avec un sabot de 36.1°75

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

CND	Contrôle Non-Destructif
CNN	Réseau de neurones convolutif (traduction de Convolutional Neural Network)
FMC	Capture matricielle complète (traduction de Full Matrix Capture)
GPU	Processeur graphique (traduction de Graphics Processing Unit)
IA	Intelligence Artificielle
MSE	Erreur quadratique moyenne (traduction de Mean Squared Error)
SGD	Descente de gradient stochastique (traduction de Stochastic Gradient Descent)
TCG	Gain de correction temporel (traduit de Time Corrected Gain)
TFM	Méthode de focalisation totale (traduction de Total Focusing Method)

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

E	Module d'Young
ν	Coefficient de Poisson
λ, μ	Coefficients de Lamé
ρ	Masse volumique
k	Nombre d'onde
λ	Longueur d'onde
f	Fréquence
ω	Vitesse angulaire
c	Célérité
u	Déplacement
x, y, z	Coordonnées spatiales
t	Temps
ϕ	Champ scalaire
$\vec{\psi}$	Champ vectoriel
A	Amplitude
I	Intensité
α	Coefficient d'atténuation acoustique
Z	Impédance acoustique
L	Longitudinal
T	Transversal
T_p	Température
e	émetteur
r	récepteur
p	probabilité
μ	Moyenne
σ	Écart-type

INTRODUCTION

L'inspection des cordons de soudure est un enjeu majeur pour la sécurité, la durabilité et la productivité des installations industrielles de divers domaines notamment la construction, le nucléaire et les industries pétrolières et gazières. La réalisation des soudures d'une structure est complexe et nécessite des conditions, des équipements et des compétences spécifiques et avancées. Si l'un de ces facteurs n'est pas respecté, la qualité de la soudure est impactée et il y a apparition de défauts internes comme des manques de fusion, des manques de pénétration, des fissures, des porosités et des inclusions.

Le contrôle non destructif (CND) par ultrasons est la technique la plus utilisée pour l'inspection de cordons de soudure. Comme le montre la Figure 0.1, cette méthode consiste à positionner le long du cordon une sonde ultrasonore sur un sabot à angle pour émettre des ondes ultrasonores vers la zone de liaison qui regroupe la majorité des défauts de soudage. Les ondes se propagent dans la pièce et rebondissent sur les différentes interfaces physiques. Grâce à la réception de ces échos, il est possible de détecter les défauts qui s'y trouvent. Ici, la même sonde est utilisée en émission et réception : on parle alors d'inspection « pulse-echo ». Le CND par ultrasons est une méthode d'inspection rapide, précise et efficace sans endommagement de la pièce.

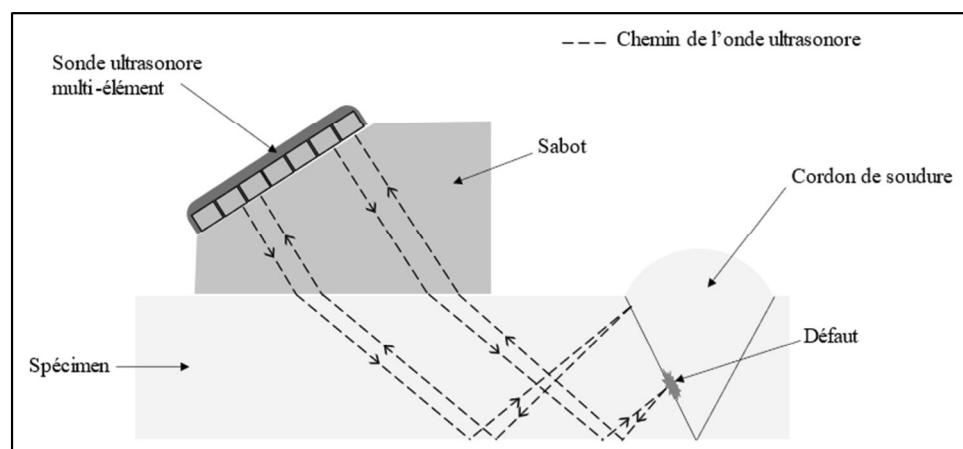


Figure 0.1 Schéma représentant l'inspection d'un cordon de soudure par une sonde ultrasonore

Des méthodes d'imagerie de plus en plus performantes ont été développées afin de caractériser, localiser et dimensionner les défauts. Ces méthodes nécessitent l'utilisation de sondes ultrasonores multiéléments, chaque élément pouvant émettre ou recevoir des ondes ultrasonores. Un des algorithmes d'imagerie de plus en plus utilisé est la méthode de focalisation totale (TFM : « Total Focusing Method » en anglais), car il permet une représentation de haute résolution de la coupe transversale d'un matériau à partir des signaux reçus par les différents éléments. Une valeur précise des propriétés de la sonde, de la géométrie du sabot, des vitesses de propagation et de l'épaisseur de la pièce est nécessaire pour la reconstruction fidèle de l'image. Une mauvaise connaissance de ces paramètres entraîne une augmentation des artéfacts visuels, un mauvais dimensionnement et une mauvaise localisation des défauts.

Bien que les paramètres d'origine du sabot soient connus avec précision, l'usure et la température de ce dernier modifient les dimensions géométriques et la vitesse de propagation de l'onde. En outre, les valeurs des vitesses de propagation et de l'épaisseur du spécimen dépendent des incertitudes de mesure et des conditions d'inspection. En effet, la célérité d'une onde est fonction de la température du matériau : une onde ultrasonore se propage plus lentement à haute température et inversement. Dans certaines situations comme l'inspection de pipelines, la mesure directe de l'épaisseur est impossible, car il n'est pas possible d'accéder à la tranche du tuyau. Le problème majeur se révèle alors être la connaissance précise de ces paramètres au moment de l'inspection.

Les industries utilisent actuellement des blocs de calibration permettant de déterminer les vitesses de propagation dans la pièce. Cependant, les inconvénients de cette méthode sont nombreux. Tout d'abord, les matériaux de calibration et de la pièce à inspecter doivent être identiques et à la même température. De plus, la calibration nécessite une étape supplémentaire qui induit une perte de temps et d'argent. En effet, le dispositif ultrasonore doit être placé sur le bloc de calibration avant de procéder à l'inspection.

L'objectif de cette recherche est de développer un outil rapide, précis, robuste et automatique capable de déterminer en temps réel les différentes vitesses de propagation et l'épaisseur de la pièce lors d'une inspection ultrasonore par une sonde multiéléments placés sur un sabot à angle. Cette étude vise donc à remplacer l'étape de calibration par une méthode d'inversion capable d'obtenir les paramètres d'inspection à partir des données ultrasonores.

Le premier chapitre traite des aspects fondamentaux du CND par ultrasons et de l'état de l'art actuel concernant les solutions d'inversion dans la recherche des paramètres d'inspection ultrasonore. Le deuxième chapitre présente une méthode analytique basée sur le calcul des temps d'arrivée des différents échos d'interface. Le troisième chapitre propose une stratégie par apprentissage automatisée utilisant un réseau de neurones convolutif. Ensuite, le dernier chapitre est consacré à la discussion et à la comparaison des deux méthodes. Enfin, le mémoire se conclut par un résumé des tenants et aboutissants de cette étude ainsi que des recommandations pour la recherche future.

CHAPITRE 1

REVUE DE LA LITTÉRATURE

Ce chapitre présente les fondamentaux du CND par ultrasons dans le but d'établir les bases techniques nécessaires à la compréhension de ce mémoire. La littérature sur laquelle s'est appuyée le travail de recherche est également présentée pour permettre de comprendre le point de départ de mon travail et de souligner l'apport scientifique de mon travail vis-à-vis des précédentes études sur ce sujet.

1.1 Contrôle Non Destructif par ultrasons

Le CND par ultrasons a fait l'objet de nombreux ouvrages (Bray, 2014 ; Cheeke, 2017 ; Drinkwater et Wilcox, 2006 ; Krautkrämer et Krautkrämer, 2013 ; Shull, 2002) qui ont théorisé les fondamentaux de l'inspection ultrasonore et en ont décrits les principes.

Lors d'une inspection ultrasonore, des ondes mécaniques se propagent dans la pièce d'étude. Leur fréquence est supérieure à celle des sons audibles et varie entre 20 kHz et 10 MHz. Ces ondes se déplacent de proche en proche en ligne droite jusqu'à rencontrer une discontinuité. Cette dernière peut se révéler être une interface entre deux milieux distincts, un défaut tel qu'une inclusion, une porosité, une fissure ou bien une modification des propriétés physiques au sein d'un même matériau. Une partie de l'onde est alors réfléchié tandis qu'une autre est transmise à travers la discontinuité. Les variations dans la propagation des ondes mécaniques permettent de caractériser des défauts (taille, nature et position) et de déterminer la géométrie d'une pièce.

Il existe de nombreux types d'ondes ultrasonores. Les ondes de volume se propagent en ligne droite dans l'épaisseur du matériau. Elles sont utilisées pour la détection de défaut interne et la mesure d'épaisseur. Il existe deux types d'ondes de volumes. Lorsque la perturbation est dans la même direction que la propagation, on parle d'onde longitudinale ou onde de

pression. Au contraire, si la perturbation est dans un plan orthogonal à la direction de propagation, on parle d'onde transversale, transverse ou onde de cisaillement.

En outre, les ondes guidées se propagent dans une pièce de faible épaisseur et sont guidées par ses frontières. Bien qu'elles se propagent plus lentement que les ondes de volumes, elles peuvent parcourir une plus longue distance. Ainsi, elles sont très utiles pour l'inspection de grandes structures à faible épaisseur, comme des tuyaux ou des rails.

Finalement, les ondes de surfaces se propagent à la surface d'un matériau sans pénétrer en profondeur. En fonction du type d'interface, elles portent un nom différent : Rayleigh, Scholte, Stoneley ou Love. Leur application se résume à la détection de défauts de surface.

Comme ce projet concerne exclusivement les ondes de volume, seules ces dernières seront étudiées.

1.1.1 Émission et réception des ondes ultrasonores

La génération d'une onde ultrasonore dans un matériau peut être obtenue grâce à plusieurs phénomènes physiques : la piézoélectricité, l'électromagnétisme ou le laser. La méthode la plus utilisée est l'utilisation de transducteurs piézoélectriques. La piézoélectricité désigne la propriété d'un matériau à se polariser électriquement sous l'effet d'une contrainte mécanique, et réciproquement, de se déformer lorsqu'il est parcouru par un courant électrique.

Lors de l'émission de l'onde acoustique, un courant électrique parcourt le transducteur. Comme la structure cristalline de ce dernier est constituée de particules chargées électriques, elle se déforme : les charges positives sont attirées dans une direction et les charges négatives dans une autre. C'est l'effet piézoélectrique inverse.

Au moment de la réception de l'onde acoustique, le transducteur est contraint mécaniquement et sa structure cristalline se déforme : ce qui modifie la répartition spatiale des charges positives et négatives. Comme les barycentres des charges ne sont plus superposés, il y a création de moments dipolaires électriques. C'est l'effet piézoélectrique direct.

Les piézocéramiques sont les matériaux les plus exploités pour la conception de sonde ultrasonore. À l'origine, une céramique est composée de grains soudés ensemble par frittage. Ces grains sont alors orientés statistiquement dans toutes les directions. Cependant, il est possible de leur donner une orientation préférentielle : la céramique devient alors piézoélectrique après polarisation et elle le restera tant que sa température ne dépasse pas sa température de Curie. Le choix de la direction de polarisation de la céramique permet de contrôler la nature de l'onde excitée : compression ou cisaillement.

1.1.2 Propagation des ondes ultrasonores

Entre son émission et sa réception, l'onde acoustique se propage dans le matériau. L'équation de propagation d'une onde dans un milieu unidimensionnel (1.1) a été décrite par D'Alembert à la fin du 18e siècle :

$$\frac{\partial^2 u(x, t)}{\partial x^2} = \frac{1}{c^2} \frac{\partial^2 u(x, t)}{\partial t^2} \quad (1.1)$$

Cette équation relie entre elles les dérivées partielles spatiales (position x) et temporelles (le temps t) du déplacement u et introduit la célérité c de l'onde.

Pour une excitation sinusoïdale, la solution de l'équation (1.1) peut s'écrire sous la forme :

$$u(x, t) = A \cos(\omega \cdot t - k \cdot x) \quad (1.2)$$

Avec $\omega = 2\pi f$ la vitesse angulaire (f étant la fréquence d'excitation), $k = \frac{2\pi}{\lambda}$ le nombre d'onde (λ étant la longueur d'onde) et A est une constante réelle quelconque.

On peut généraliser l'équation de D'Alembert à un milieu tridimensionnel, homogène et isotrope :

$$\rho \frac{\partial^2 \vec{u}}{\partial t^2} = (\lambda + \mu) \vec{\nabla}(\vec{\nabla} \cdot \vec{u}) - \mu \nabla^2 \vec{u} \quad (1.3)$$

Cette formulation fait intervenir différentes caractéristiques du milieu de propagation : sa densité ρ du milieu et ses coefficients de Lamé λ et μ . Ces coefficients peuvent être déduit du module d'Young E et du coefficient de poisson ν :

$$\begin{cases} \lambda = \frac{E \cdot \nu}{(1 + \nu)(1 - 2\nu)} \\ \mu = \frac{E}{2(1 + \nu)} \end{cases} \quad (1.4)$$

Le théorème de Helmholtz-Hodge permet de décomposer le champ de déplacement \vec{u} en la somme d'une composante irrotationnelle et une composante solénoïdale (divergence nulle). Le champ irrotationnel noté \vec{u}_L peut ainsi être défini comme le gradient d'un champ scalaire ϕ et le champ solénoïdal noté \vec{u}_T comme le rotationnel d'un champ vectoriel $\vec{\psi}$.

$$\vec{u} = \vec{\nabla}\phi + \vec{\nabla} \wedge \vec{\psi} = \vec{u}_L + \vec{u}_T \quad (1.5)$$

En insérant cette décomposition dans l'équation (1.3), il est alors possible d'isoler la composante longitudinale de la composante transversale.

$$\begin{cases} \nabla^2 \phi = \frac{1}{c_L^2} \frac{\partial^2 \phi}{\partial t^2} \\ \nabla^2 \psi = \frac{1}{c_T^2} \frac{\partial^2 \psi}{\partial t^2} \end{cases} \quad (1.6)$$

En définissant correctement c_L et c_T les célérités respectives des ondes longitudinales et transversales, les deux équations obtenues ont la même forme que l'équation unidimensionnelle de propagation d'onde.

$$c_L = \sqrt{\frac{\lambda + 2\mu}{\rho}} = \sqrt{\frac{E}{\rho}} \quad (1.7)$$

$$c_T = \sqrt{\frac{\mu}{\rho}} = \sqrt{\frac{E}{2\rho(1 + \nu)}} \quad (1.8)$$

Pour une excitation harmonique, les solutions du système d'équations (1.6) sont :

$$\begin{cases} \phi(x, t) = A e^{i(\omega t - k_L x)} \\ \psi(x, t) = B e^{i(\omega t - k_S x)} \end{cases} \quad (1.9)$$

Avec A, B les amplitudes réelles quelconques, ω la vitesse angulaire et k_L , k_S les nombres d'onde longitudinale et transversale.

L'amplitude des ondes ultrasonores diminue avec la distance parcourue : c'est le phénomène d'atténuation.

$$A = A_0 e^{-\alpha x} \quad (1.10)$$

L'amplitude A de l'onde est déterminée à partir de l'amplitude initiale A_0 , le coefficient d'atténuation α et la distance parcourue x.

Les principales sources d'atténuation sont :

- L'absorption : l'énergie ultrasonore est convertie en chaleur ;
- La diffusion : la direction de propagation est déviée par des inhomogénéités microscopiques ;
- La dispersion : les différentes ondes se propagent à des vitesses différentes selon leur nature ou leurs fréquences ;
- La divergence du faisceau : le front d'onde est sphérique donc l'amplitude diminue en s'éloignant du point d'émission ;
- La diffraction : des interférences destructives peuvent avoir lieu lorsque plusieurs ondes se superposent ;
- Les réflexions : seule une partie de l'énergie est réfléchi à l'interface entre deux milieux.

Ainsi, le coefficient d'atténuation est difficile à déterminer, car il doit prendre en compte beaucoup de facteurs qui dépendent de la sonde utilisée et du matériau inspecté.

Une observation importante est que plus la fréquence de l'onde est grande, plus l'atténuation est importante. Une fréquence élevée permet d'avoir une plus grande résolution, mais la distance d'inspection est réduite.

Sachant que l'onde acoustique se propage en ligne droite dans un milieu homogène, il est intéressant de se demander ce qu'ils se passe lorsque l'onde rencontre une interface entre deux milieux.

1.1.3 Interactions à l'interface

Lors de sa propagation, l'onde ultrasonore rencontre des frontières entre deux milieux distincts. Dès lors, une partie de l'énergie incidente est réfléchiée, et l'autre partie est transmise à travers l'interface. Selon les milieux et l'angle d'incidence, il peut y avoir une conversion de mode. Ces interactions sont régies par les lois de Snell-Descartes :

$$\frac{\sin \theta_i}{c_i} = \frac{\sin \theta_{r,L}}{c_{r,L}} = \frac{\sin \theta_{r,T}}{c_{r,T}} = \frac{\sin \theta_{t,L}}{c_{t,L}} = \frac{\sin \theta_{t,T}}{c_{t,T}} \quad (1.11)$$

Avec θ_i , $\theta_{r,L}$, $\theta_{r,T}$, $\theta_{t,L}$ et $\theta_{t,T}$ les angles respectifs de l'onde incidente, longitudinale réfléchiée, transversale réfléchiée, longitudinale transmise et transversale transmise par rapport à la normale à l'interface, et c_i , $c_{r,L}$, $c_{r,T}$, $c_{t,L}$ et $c_{t,T}$ sont les célérités respectives de ces ondes.

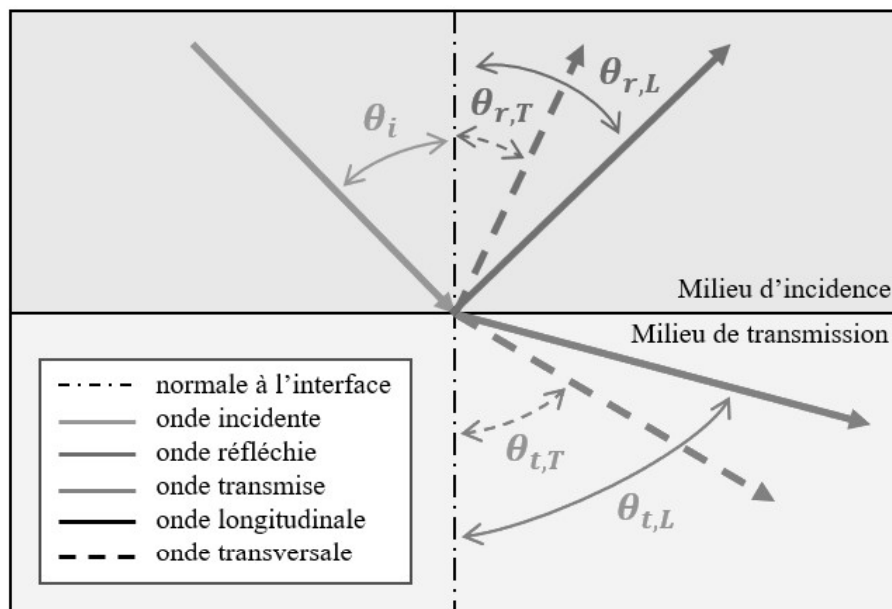


Figure 1.1 Principe de réflexion et de réfraction d'une onde ultrasonore à l'interface entre deux milieux

Si le milieu d'incidence est un fluide non-visqueux, alors il n'y a pas d'onde transversale réfléchie. De même, si le milieu de transmission est un fluide non-visqueux, alors il n'y a pas d'onde transversale transmise.

La célérité des ondes dépend notamment du mode de l'onde et du milieu de propagation. L'onde de même nature que l'onde incidente sera réfléchie avec le même angle, car le milieu est le même.

On remarque facilement que plus une onde se propage vite, plus l'angle associé sera grand. Comme les angles de réflexion et transmission ne peuvent être supérieurs à 90 degrés, ils existent des angles d'incidence critiques à partir desquels il n'y a plus d'ondes réfléchies ou transmises.

Lorsque l'onde incidente est transversale, il existe un angle critique de réflexion pour l'onde longitudinale. Ceci s'explique par le fait que la vitesse de propagation des ondes longitudinales est approximativement deux fois plus grande que celle des ondes transversales. C'est l'angle d'incidence au-delà duquel il n'y a pas d'onde longitudinale réfléchie.

$$\theta_{i,cr} = \sin^{-1} \frac{c_i}{c_{r,L}} \quad (1.12)$$

Lorsque la célérité de l'onde incidente est plus petite que la célérité de l'onde transmise, ils existent deux angles critiques de transmission.

$$\theta_{i,cr,1} = \sin^{-1} \frac{c_i}{c_{t,L}} \quad (1.13)$$

$$\theta_{i,cr,2} = \sin^{-1} \frac{c_i}{c_{t,T}} \quad (1.14)$$

Le premier correspond au cas où il n'y a aucune transmission de l'onde longitudinale transmise et le deuxième à aucune transmission de l'onde transversale. Lorsque l'angle d'incidence est supérieur au deuxième angle critique de transmission, il y a réflexion totale comme dans le cas d'une interface solide vide.

Dans tous les cas, l'énergie de l'onde incidente est donc répartie entre les ondes réfléchies et les ondes transmises. Les coefficients de réflexion et de transmission dépendent de l'impédance acoustique des deux milieux.

$$R = \left(\frac{Z_i - Z_t}{Z_i + Z_t} \right)^2 \quad (1.15)$$

$$T = 1 - R = \frac{4Z_i Z_t}{(Z_i + Z_t)^2} \quad (1.16)$$

Avec Z_i l'impédance acoustique du milieu d'incidence et Z_t l'impédance du milieu de transmission. L'impédance acoustique est le produit entre la masse volumique du milieu et la célérité de l'onde dans ce milieu.

Lorsqu'on réalise une inspection, il est important que la plus grande partie de l'énergie pénètre dans la pièce et revienne à la sonde, c'est pourquoi on applique un couplant entre la sonde et le sabot et entre le sabot et la pièce.

1.2 Imagerie ultrasonore

Pour visualiser les défauts dans une pièce à partir des données ultrasonores, il faut choisir le type d'imagerie à utiliser. De nombreuses méthodes d'imagerie ultrasonore ont été développées au cours des dernières décennies. Pour notre étude, seuls le A-scan, le B-scan et l'imagerie TFM seront abordées.

1.2.1 A-scan

Le A-scan est la représentation brute de la réception d'ondes par un élément à la suite d'une excitation. L'amplitude reçue est représentée en fonction du temps et l'origine du graphe correspond à l'émission de l'onde. Ainsi, l'onde provenant d'un réflecteur situé dans le matériau sera représenté par un pic d'amplitude. Si la vitesse de propagation de l'onde reçue est connue, il est possible de déterminer à quelle distance se situe le réflecteur. L'amplitude et la forme du pic dépend de sa taille et de sa géométrie.

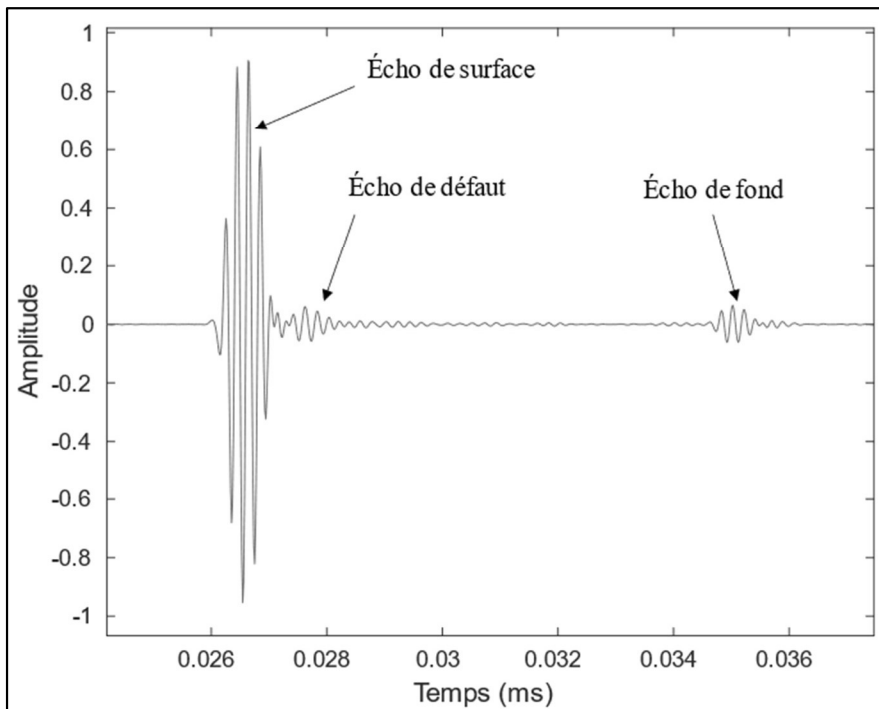


Figure 1.2 Exemple d'un A-scan

Le A-scan est la base de l'imagerie ultrasonore : c'est la première étape de les toutes techniques de visualisation.

1.2.2 B-scan

Lors d'une inspection ultrasonore multiélément, la juxtaposition des A-scans de chaque élément récepteur est appelé B-scan. Comme illustré sur la Figure 1.3, l'image obtenue est une visualisation 2D de la distribution spatiale des échos au sein de la pièce inspectée avec en abscisse le numéro de l'élément qui peut être converti en distance grâce au pitch de la sonde, en ordonnée le temps et l'amplitude qui est représentée à l'aide d'une échelle de couleur. Comme l'axe des ordonnées est dirigé vers le bas, le haut de l'image correspond à la position de la sonde et le bas aux derniers signaux reçus.

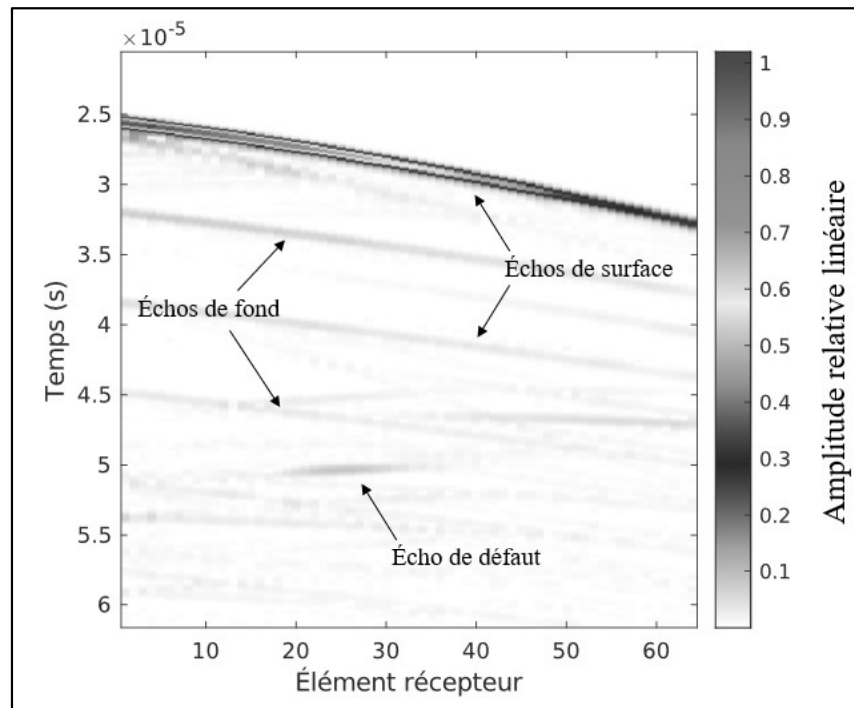


Figure 1.3 Exemple d'un B-scan

Cette imagerie est très simple à utiliser pour observer la coupe transversale d'une pièce, mais elle ne permet de visualiser la véritable forme des réflecteurs : courbure des surfaces planes et étalement des défauts.

1.2.3 TFM

La TFM est une technique d'imagerie avancée qui a été proposée (Holmes, Drinkwater et Wilcox, 2004) dans le but d'obtenir une visualisation fidèle du matériau et de ses défauts. Pour reconstruire la TFM, il est nécessaire de réaliser une acquisition de type FMC (« Full Matrix Capture » en anglais). La FMC est une méthode d'acquisition ultrasonore par un transducteur multiélément, présentée sur la Figure 1.4. Chaque élément de la sonde est utilisé successivement comme émetteur pendant que tous les éléments reçoivent les signaux provenant de la pièce. Les données obtenues contiennent toutes les combinaisons possibles d'émission et de réception des éléments de la sonde. Une donnée FMC est donc une matrice qui contient tous les A-scans. Si la sonde possède 6 éléments, il y a 36 A-scans différents. Une coupe transversale de cette matrice tridimensionnelle pour un même émetteur correspond à un B-scan.

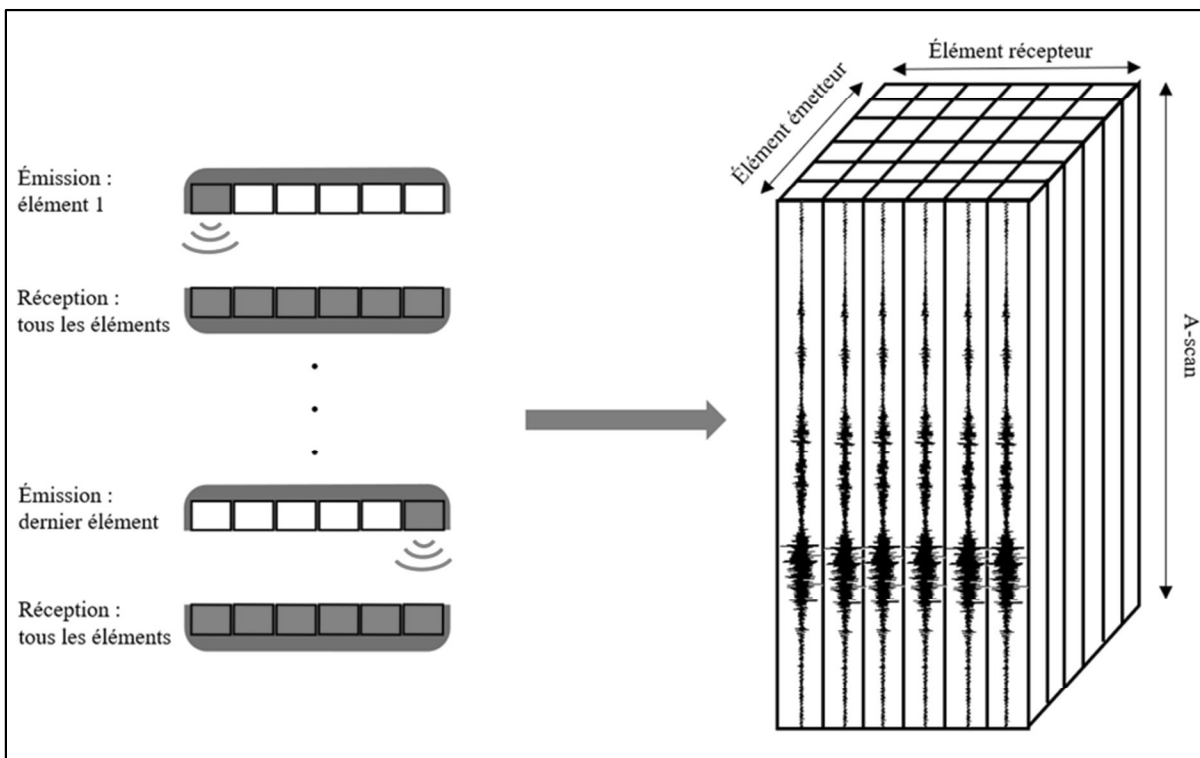


Figure 1.4 Processus d'acquisition d'une FMC

La TFM permet de focaliser chaque point de la zone d'intérêt. Il est donc nécessaire de définir cette zone qui correspond à la portion à inspecter du spécimen. Après avoir choisi les bornes, il faut choisir la taille des pixels dans les deux directions qui va influencer directement sur la résolution de l'image. Il faut également faire le choix du mode de propagation : le nombre de rebond sur les parois du spécimen et la nature de l'onde entre chaque rebond. La nomination des modes est expliquée sur la Figure 1.5.

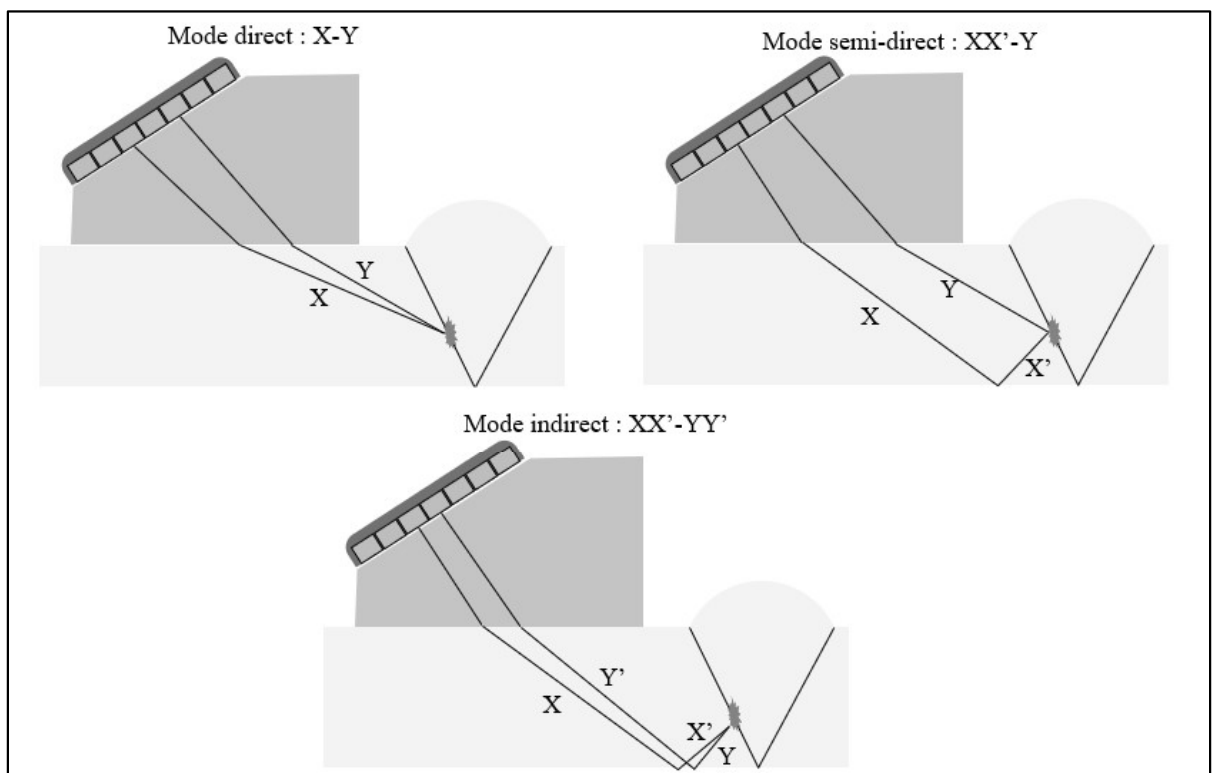


Figure 1.5 Nomination des modes de propagation utilisés pour la reconstruction TFM : les lettres X, X', Y et Y' correspondent à la nature de l'onde lors d'un trajet entre deux interfaces. Elles peuvent être « L » si l'onde est longitudinale ou « T » si elle est transversale

Le choix des modes de propagation doit prendre en compte la position et l'orientation des défauts, la nature de la sonde et l'angle du sabot.

Pour déterminer l'intensité d'un pixel, il faut calculer le temps d'arrivée d'un signal provenant d'un réflecteur situé sur le pixel pour chaque élément émetteur et chaque élément récepteur.

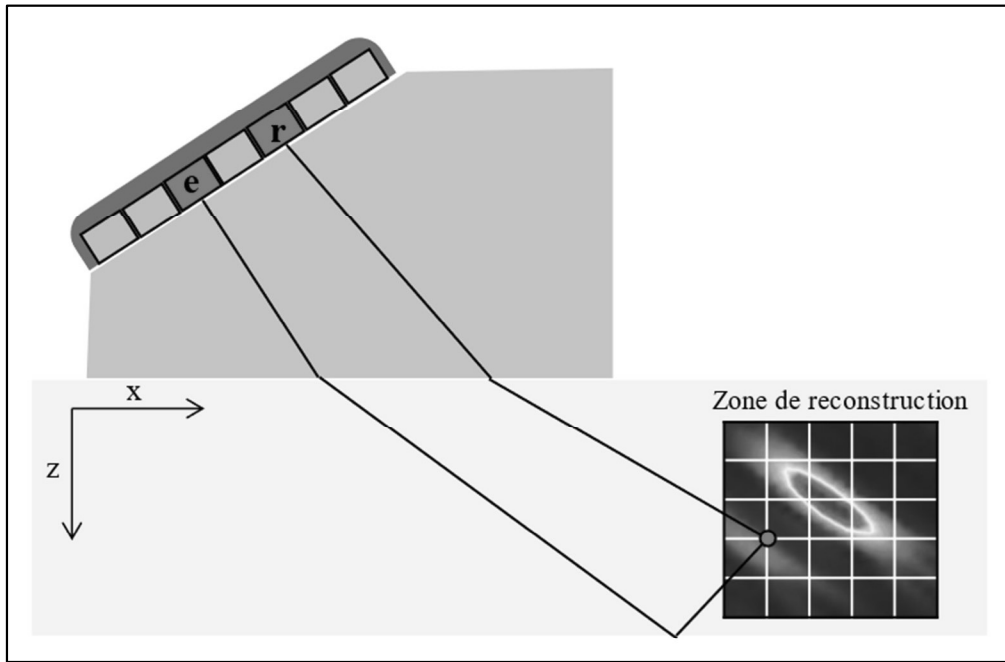


Figure 1.6 Principe de construction d'une image TFM

$$I(x, z) = \sum_{(e,r)} \text{signal}(e, r, t_{e,r}(x, z)) \quad (1.17)$$

$I(x, z)$ est l'intensité du pixel de coordonnées (x, z) , e et r sont respectivement les éléments émetteur et récepteur. $t_{e,r}(x, z)$ est le temps de vol d'une onde émise par e , réfléchi en (x, z) et reçue par r . Il est calculé grâce aux lois de Snell-Descartes.

Il existe plusieurs variantes de cette formule avec des facteurs de poids pouvant prendre en compte l'atténuation de l'onde selon le trajet parcouru. Pour la compréhension de l'étude, il n'est pas nécessaire d'explicitier les calculs de temps de vol, mais il est important de remarquer que ces derniers sont obtenus à partir des valeurs de vitesses de propagation dans

le matériau, de la position de la sonde et de l'épaisseur de l'échantillon (sauf pour les modes directs).

La connaissance de ces paramètres est donc primordiale pour l'obtention d'une image TFM (Painchaud-April, Badeau et Lepage, 2018). Plus leurs valeurs sont connues avec une précision élevée, plus l'image sera fidèle à la réalité. Plusieurs méthodes de détermination ont été développées dans cet objectif.

1.3 Algorithme d'inversion et détermination des variables d'inspection

Un algorithme d'inversion est une méthode mathématique ou informatique utilisée pour estimer les caractéristiques inconnues d'un système à partir de données mesurées expérimentalement. L'objectif de l'algorithme est de trouver les valeurs des paramètres qui minimisent l'écart entre les prédictions du modèle et les données observées. Ces algorithmes sont utilisés dans divers domaines, comme la géophysique et le médical.

Pour notre étude, l'objectif est de déterminer les paramètres d'inspection à partir d'une acquisition FMC pour reconstruire l'image TFM. Les différents paramètres d'inspection sont :

- le délai instrumental
- les vitesses de propagations des ondes longitudinales et transversales
- l'épaisseur supposée constante de la pièce

Des chercheurs (Bevan *et al.*, [s d]) ont traité un problème similaire à notre étude à la seule différence que l'inspection est en immersion : le sabot est donc remplacé par de l'eau, mais les paramètres à déterminer restent les mêmes à la différence de l'épaisseur qui est supposée connue. La méthode utilisée est mathématique et permet de déterminer successivement les différents paramètres. Pour déterminer la vitesse dans l'eau, deux acquisitions FMC sont

effectuées à deux hauteurs différentes. Cette méthode ne peut pas être appliquée pour notre projet, car la hauteur du sabot ne peut être modifiée.

L'enjeu majeur de l'inversion est de déterminer simultanément les distances et les célérités. Par exemple, une simple mesure mono-élément ne permet pas de satisfaire cet objectif, car le temps de vol est simplement le rapport de la distance par la vitesse. Il existe alors un nombre infini de combinaisons possibles de paramètres qui aboutissent au même résultat. D'un point de vue mathématiques, il est nécessaire de connaître au minimum deux équations indépendantes reliant la vitesse et la distance.

Anciennement, deux articles (Dayal, 1992 ; Kuo, Hete et Shung, 1990) ont proposé des méthodes expérimentales pour déterminer simultanément vitesse et épaisseur, mais ces dernières nécessitent d'avoir accès à la surface arrière pour y placer un récepteur ou un réflecteur.

En 2003, une méthode analytique a été pensée (Kim, Song et Lee, 2003) dans le cas où une seule surface de la partie était accessible. Un élément émetteur et un élément récepteur sont mis en contact direct sur la pièce. Plusieurs mesures de temps de vol sont réalisées pour différentes distances entre l'élément récepteur et émetteur. Il est ensuite possible d'exprimer la vitesse et l'épaisseur séparément comme fonction des carrés des temps de vol et de la distance entre les éléments. Dans notre étude, la présence du sabot complexifie les équations, car la distance entre les éléments fait intervenir les paramètres du wedge et il n'est pas possible de choisir une grande distance entre les éléments : ce qui réduit fortement la précision de la méthode.

Finalement, des chercheurs (Titov, Maev et Bogachenkov, 2009) ont développés sept ans plus tard une méthode pour résoudre le même problème. Cette fois-ci, une sonde est placée en immersion parallèlement à la surface du spécimen et n'est pas déplacée. Cette configuration est très proche de celle du projet à la différence que l'angle de la sonde par rapport à la surface est nul. Pour régler le problème de dépendance entre vitesse et distance.

L'article propose de fixer le rapport entre la vitesse de l'onde longitudinale et l'épaisseur en utilisant le temps de vol du chemin vertical de l'onde. Pour cela, on regarde sur chaque A-scan émis et reçu par le même élément la durée entre l'écho de surface et l'écho de fond. La moyenne de ces valeurs correspond aux doubles du rapport entre l'épaisseur et la vitesse, car l'onde fait un aller-retour. Maintenant que ce rapport est fixé, le problème d'optimisation ne possède qu'une inconnue : on peut donc faire varier uniquement l'un des paramètres et exprimer l'autre en fonction de ce dernier. Cette méthode dans notre méthode analytique présentée au CHAPITRE 2 appliquée à un wedge avec un angle non nul.

Les recherches récentes sur la détermination des paramètres d'inspection ont été présentées, mais les méthodes analytiques ne sont pas les seules pour résoudre un problème d'inversion.

1.4 L'intelligence artificielle au service du contrôle non-destructif

Grâce à l'augmentation exponentielle de la puissance de calcul, l'IA est devenue omniprésente et a révolutionné de nombreux secteurs dont le contrôle non-destructif. Les réseaux de neurones sont très performants pour traiter des problèmes d'inversion. Pour cause, ils peuvent traiter automatiquement un très grand nombre de données en un temps record. Ils possèdent en outre une grande robustesse face au bruit et au manque de données. Et finalement, des modèles complexes non linéaires peuvent être résolus avec une plus grande précision que les méthodes traditionnelles. L'IA a déjà fait ses preuves dans de nombreux domaines dont le CND (Badrinarayanan, Kendall et Cipolla, 2017 ; Chapon *et al.*, 2021 ; Munir *et al.*, 2020 ; Pyle *et al.*, 2021) permettant d'améliorer les performances des inspections ultrasonores.

Ils existent de nombreux types de réseaux de neurones, chacun ayant des architectures et des applications spécifiques. Le réseau de neurones convolutifs (en anglais « convolutional neural network », CNN) est spécialisé dans le traitement d'image et de vidéos : il permet de faire de la segmentation, de la classification et de la détection en repérant des motifs afin d'extraire des caractéristiques pertinentes.

Son architecture est inspirée du cortex visuel animal et est constituée d'une superposition de perceptrons. Ces derniers traitent l'image par petite région en y superposant plusieurs filtres. Les filtres sont des matrices de poids qui se déplacent à travers l'image. À la sortie de chaque filtre, on obtient alors une carte de caractéristiques. Ce processus se répète pour chaque couche convolutive jusqu'à extraire des caractéristiques de plus en plus abstraites.

En 2022, des chercheurs de l'université de Bristol (Cantero-Chinchilla, Wilcox et Croxford, 2022) ont utilisé un auto encodeur constitué de deux réseaux de neurones convolutifs dans le but d'identifier et de supprimer les artefacts sur des images TFM. L'objectif de l'encodeur est de déterminer l'épaisseur de la pièce et la position de la sonde. Le décodeur utilise ensuite ces informations pour déterminer les temps d'arrivée des artefacts et les supprimer. L'architecture de l'encodeur utilisé dans cette étude servira de base pour la seconde méthode présentée dans le CHAPITRE 3.

Tous les éléments nécessaires à la compréhension de ce mémoire ont été présentés. Le travail de recherche sera abordé dans les trois prochains chapitres en commençant par la méthode de détermination analytique.

CHAPITRE 2

Détermination des paramètres d'inspection par méthode analytique

La première approche pour résoudre le problème d'inversion est analytique. Elle consiste à comparer les données d'inspection dont les paramètres sont inconnus à différentes simulations analytiques. L'objectif est alors de déterminer laquelle des simulations est la plus fidèle à la réalité. Ainsi les paramètres de la simulation optimale sont une approximation des paramètres réels.

2.1 Acquisition des données expérimentales

L'acquisition a été faite à l'aide d'une sonde Evident 5L64 et d'un appareil Verasonics Vantage permettant d'émettre et de recevoir des signaux. Cet appareil ultrasonore est très pratique pour la recherche, car tous les paramètres d'acquisition sont réglables. La sonde comporte 64 éléments et émet un signal de fréquence nominale égale à 5MHz. Elle est fixée sur un sabot en Rexolite de 20 degrés.

La pièce inspectée est une pièce en acier comportant trois fentes minces débouchantes situées au fond de la pièce et usinées par électroérosion. Ces fentes sont orientées de 90, 80 et 70 degrés par rapport à la surface de fond de la pièce. Les FMC sont enregistrées sous forme de fichier Matlab permettant ensuite leur exploitation.

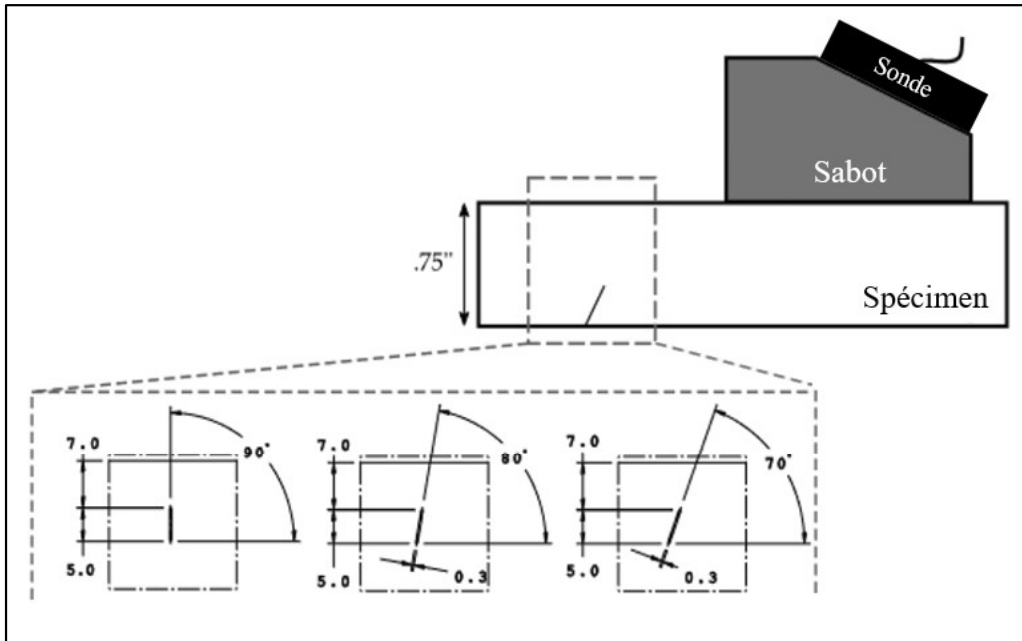


Figure 2.1 Setup expérimental

2.2 Simulation analytique

Pour déterminer les paramètres d'inspection réel, il est nécessaire de simuler des données avec différentes combinaisons de paramètres d'inspection pour les comparer avec les données expérimentales. Les simulations sont analytiques afin de diminuer le temps de simulation par rapport à des modèles éléments finis. Ici, il n'est pas nécessaire de simuler des défauts, car les modes d'intérêt sont les réflexions sur la paroi frontale et la paroi de fond de la pièce. De plus, notre méthode utilise principalement le temps d'arrivée des ondes : la forme des signaux importe peu. C'est pourquoi la simulation analytique est suffisante à notre étude.

Les modes d'intérêt sont le premier écho de surface, les modes longitudinaux dans la pièce (2L, 4L, 6L, etc.) et le mode LT qui correspond à la conversion de l'onde au niveau de la paroi de fond. La schématisation et le calcul de ces modes de propagation sont décrites en ANNEXE I.

2.3 Pré-traitement des données expérimentales

À la suite d'une acquisition ultrasonore, les données brutes sont extraites sous forme de FMC. Pour maximiser les performances de l'optimisation analytique, il est nécessaire de traiter les données en amont. Le traitement de ces données est très important pour plusieurs raisons. Tout d'abord, il permet de mettre en valeur l'information utile notamment en luttant contre certains phénomènes comme le bruit et les artefacts. Ces phénomènes empêchent la bonne exploitation des données, car ils brouillent l'information avec des signaux incohérents et des signaux qui n'ont pas de sens physique. Leur suppression permet de faire ressortir les échos structuraux.

Le traitement des données a également pour but de normaliser les acquisitions entre elles. En effet, l'algorithme doit être généraliste pour trouver le bon compromis entre efficacité et autonomie. Il doit pouvoir fonctionner avec des données obtenues à partir d'un autre appareil, d'une autre sonde et sur un autre spécimen avec des défauts différents. De manière générale, il faut que les performances de l'optimisation ne dépendent pas des conditions, des réglages et des appareils expérimentaux.

2.3.1 Zone morte dans le champ proche

La zone morte est une zone située juste devant la surface de l'élément piézoélectrique dont l'inspection est impossible : il est par exemple très difficile de détecter des défauts situés dans cette zone.

Pour acquérir une FMC, il y a des alternances entre une séquence d'émission et une séquence de réception permettant d'obtenir toutes les combinaisons d'éléments. Lorsque le même élément est utilisé consécutivement pour l'émission et la réception, il y a encore des post-oscillations du piézoélectrique qui se traduisent par une grande amplitude au début de la réception (même saturation).

Lorsque les éléments sont différents, l'impulsion fait vibrer la surface du wedge créant alors une onde de surface qui se propage dans toutes les directions. Cette onde est alors captée par l'élément récepteur.

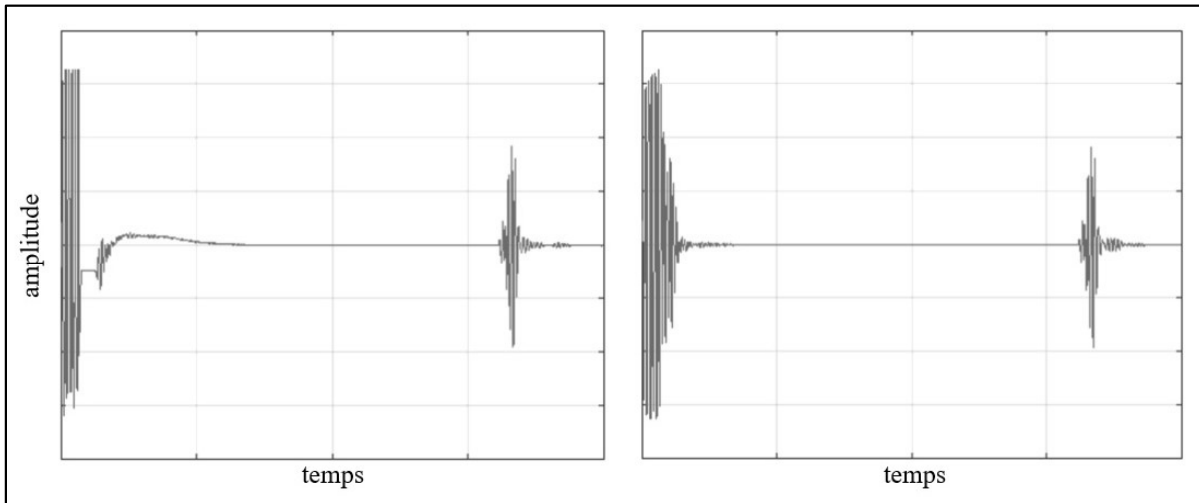


Figure 2.2 Mise en évidence de la zone morte de deux A-scans : à gauche l'émission et la réception sont réalisées par le même élément et à droite par deux éléments distincts

2.3.2 Filtrage et enveloppe

Le filtrage est une étape très importante pour le traitement de signaux expérimentaux. Il permet d'améliorer la sélectivité de la réponse en sélectionnant la plage de fréquence désirée. Les fréquences provenant d'autres sources sont supprimées comme les vibrations parasites d'une machine. Le filtrage permet d'augmenter la qualité du signal par la suppression du bruit électronique à hautes fréquences. La résolution de l'inspection est augmentée et l'interprétation des résultats devient plus précise et plus fiable.

Dans le cas du contrôle non-destructif, il est pertinent de filtrer les signaux reçus avec un filtre passe-bande dont la bande passante est celle de la sonde utilisée. Ainsi, les signaux de fréquences plus élevées et plus faibles sont supprimés et seule l'information utile correspondant à la propagation de l'onde émise par la sonde est sélectionnée.

Un traitement de signal utile est la transformée de Hilbert. Elle permet d'obtenir l'enveloppe du signal. L'étude de l'enveloppe peut être plus performante dans certaines situations. Les oscillations sont supprimées permettant de visualiser plus facilement les variations d'amplitude significatives. Ce qui améliore la lecture des données et la localisation des échos. L'enveloppe supprime également les composantes de fréquence élevée améliorant ainsi le SNR.

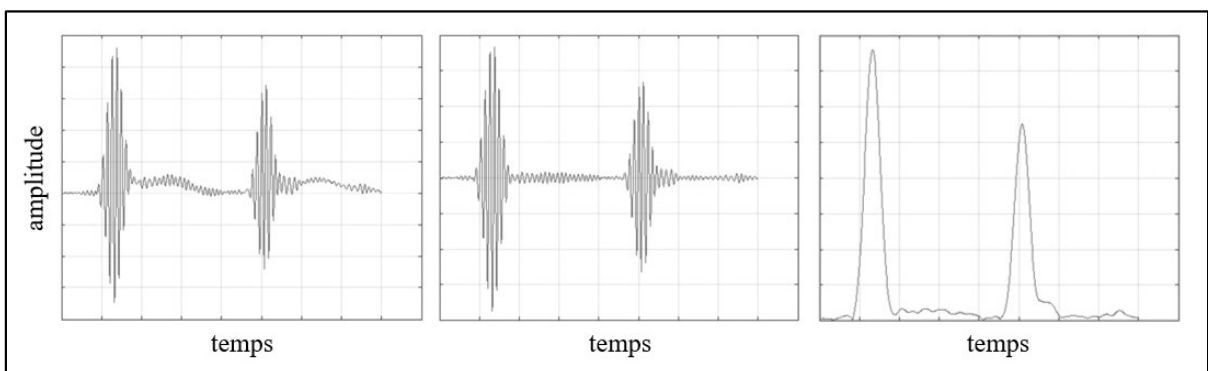


Figure 2.3 Exemple d'un A-scan brut (à gauche), après filtrage (au milieu) et de son enveloppe (à droite)

2.3.3 Traitement morphologique

Pour comparer le B-scans expérimentaux et les B-scans analytiques, il peut être nécessaire de désépaissir les modes expérimentaux. La Figure 2.4 montre la différence morphologique des deux B-scans. En effet, le calcul analytique du temps d'arrivée fournit une valeur unique tandis que l'écho d'un signal n'est pas un Dirac, mais un signal ultrasonore avec une durée (durée du signal qui est lié au nombre de cycles n_{cycle} et de la fréquence f) :

$$\Delta t = \frac{n_{cycle}}{f} \quad (2.1)$$

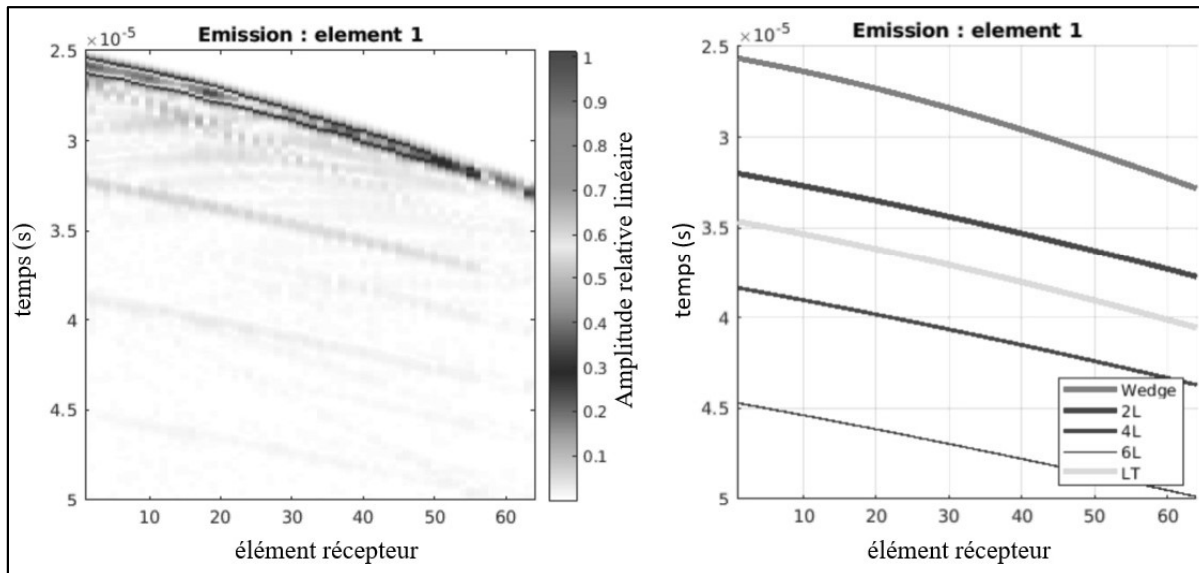


Figure 2.4 Comparaison entre un B-scan réel (à gauche) et un B-scan analytique (à droite)

Les étapes du traitement morphologique sont présentées dans la Figure 2.5. La première étape est de binariser les données expérimentales à l'aide d'un seuil dont la valeur est choisie de sorte à supprimer le bruit de fond et les artefacts de faible amplitude. Le traitement est ensuite similaire à celui d'une image en noir et blanc. Les 1 sont des pixels noirs et les 0 des pixels blancs.

La deuxième étape consiste à appliquer à notre image une ouverture pour supprimer les derniers signaux parasites. L'ouverture est une opération morphologique composée de deux sous-opérations : l'érosion et la dilatation. L'image est d'abord érodée : chaque pixel voisin d'un pixel blanc devient blanc. L'image est ensuite dilatée : chaque pixel voisin d'un pixel noir devient noir. Ces deux étapes permettent de supprimer les petits objets et les lignes fines tout en préservant la forme et la taille des objets plus grands. Les échos sont conservés alors que les signaux parasites sont quant à eux supprimés.

Enfin, la troisième est de réduire les modes à de lignes d'un pixel de large grâce à un outil qui permet de récupérer le squelette de l'image.

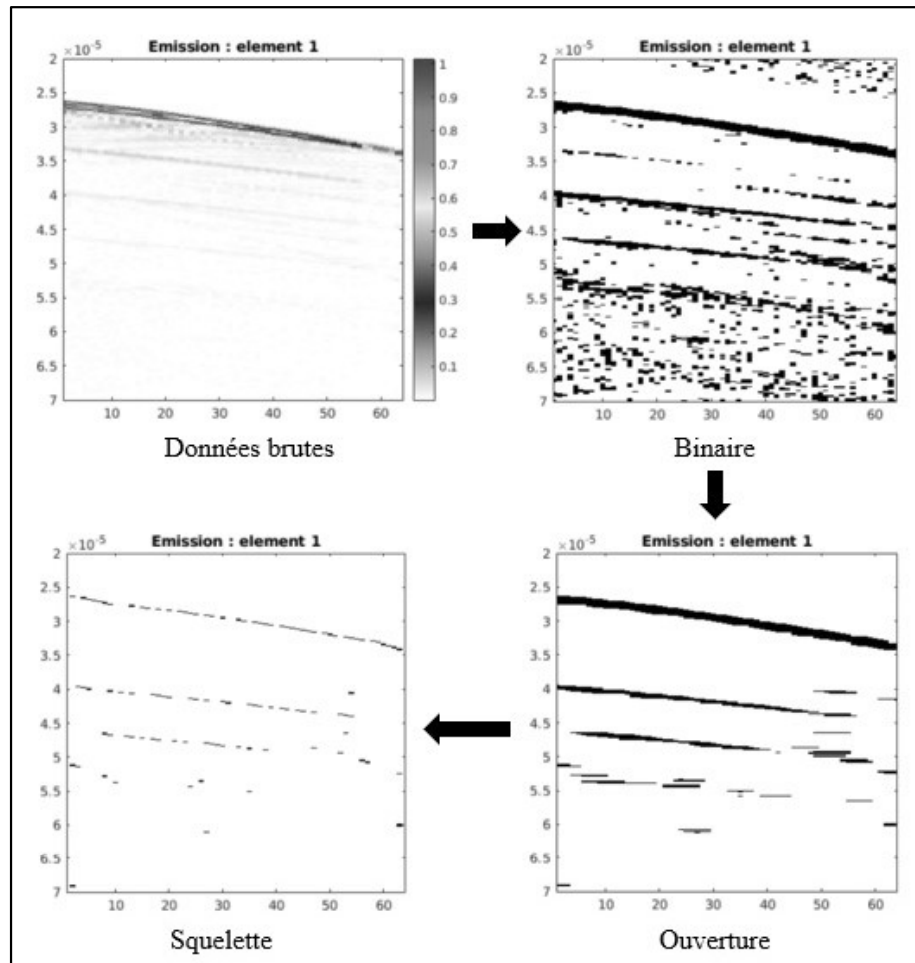


Figure 2.5 Étapes du traitement morphologique

2.4 Fonctions de coût et algorithme d'optimisation

Trouver les paramètres d'inspection optimaux revient à maximiser ou minimiser une fonction à plusieurs variables sur un ensemble de définition. Les variables correspondent à nos paramètres et les ensembles de définition sont représentatifs des valeurs réelles des paramètres.

L'objectif a donc été de définir la fonction de coût idéale pour l'optimisation. Plusieurs fonctions de coûts ont été étudiées. Chacune s'appuie sur la FMC réelle et les équations analytiques des temps de vol.

2.4.1 Fonction de minimisation du retard

La première fonction cherche à minimiser le retard entre l'écho expérimental et l'écho calculé analytiquement. Plus le retard est faible, plus les paramètres de simulation choisis sont fidèles à la réalité. Le coût est la moyenne de la durée entre le temps d'arrivée du mode simulé $t_{M_{th}}$ et la position de l'écho correspondant au même mode sur le A-scan réel $t_{M_{exp}}$. La moyenne est faite sur toutes les combinaisons d'émission et de réception (e, r) :

$$\text{coût}(X) = \text{moy} \left(\left| t_{M_{th}}(e, r, X) - t_{M_{exp}}(e, r) \right|, \forall (e, r) \right) \quad (2.2)$$

X représente le ou les paramètres à optimiser et M est le mode de propagation choisi pour la détermination de ces paramètres.

Le gros inconvénient de cette technique est qu'un A-scans est constitués de multitudes de maxima locaux qui peuvent être des échos, du bruit, des artefacts. Il faut donc discerner en amont quel maximum correspond à quel mode de propagation en procédant par exemple à une déconvolution des signaux. Malheureusement, il est difficile d'automatiser une telle détection, car le pré-traitement du signal, les gains utilisés et le TCG (« Time Corrected Gain ») modifie la forme du signal.

De plus, si le temps de vol de deux modes sont proches, la convergence peut s'effectuer sur le mauvais mode. Cette fonction de coût n'est donc pas efficace pour notre cas d'étude.

2.4.2 Fonction de superposition des B-scans

La deuxième fonction de coût a pour objectif de superposer les B-scans expérimentaux et analytiques comme sur la Figure 2.6. Les modes analytiques sont utilisés comme des masques. Sur chaque B-scans, on prend la somme des valeurs expérimentales qui sont situées le long des modes analytiques. Les valeurs en dehors des masques ne sont, elles, pas prises en compte.

$$\text{coût}(X) = \sum_{e,r} \text{signal}(e, r, t_{Mth}(e, r, X)) \quad (2.3)$$

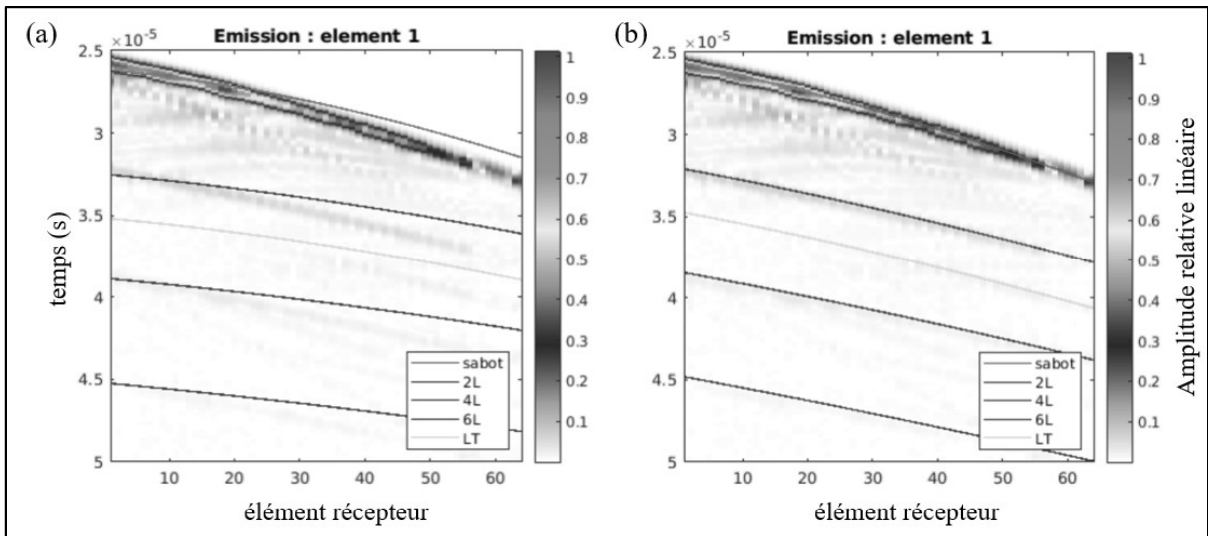


Figure 2.6 Principe de superposition des B-scans : avant (a) et après (b) optimisation

L'objectif est alors de maximiser cette fonction. Lorsque les paramètres optimaux sont choisis, les modes analytiques se superposent parfaitement avec la ligne de valeurs maximales correspondants aux modes expérimentaux associés. La valeur de la fonction de coût est alors la somme des maximums des modes.

Cette méthode dépend de l'amplitude des signaux et est plus sensible aux modes avec une grande intensité. Ce qui peut poser problème lorsqu'on cherche à optimiser plusieurs modes simultanément.

Finalement, cette approche exploite des temps de vol absolu qui dépendent de l'origine temporelle des signaux. Il est possible que l'origine des A-scans réels ne correspondent pas exactement à l'émission de l'onde. Lors d'une inspection ultrasonore, il est possible de choisir l'instant de déclenchement de l'acquisition. Ce délai permet notamment de supprimer la zone morte et les artefacts situés sous la sonde. À ce délai s'ajoute un retard instrumental

lié à l'électronique du dispositif utilisé. Il correspond à la durée nécessaire entre l'émission de l'onde acoustique et le déclenchement de la réception par les éléments, car ces actions ne sont en réalité pas parfaitement simultanées. Dans la grande majorité des cas, cette donnée est fournie par le constructeur, mais elle peut légèrement varier en fonction du temps de vie de l'appareil.

Ce décalage temporel entraîne un biais dans le calcul des paramètres. Il est donc nécessaire de développer une fonction de coût indépendante de ce délai.

2.4.3 Fonction de superposition des échos

La troisième méthode consiste à superposer les signaux reçus par tous les éléments pour créer des interférences constructives. Pour cela, on sélectionne une fenêtre coulissante d'une largeur ε qui doit être assez large pour contenir l'intégralité de l'écho, mais assez fine pour ne pas sélectionner d'autres échos. Comme présenté sur la Figure 2.7 et décrit par l'équation (1.1), cette fenêtre est appliquée sur chaque A-scans et centrée autour du temps de vol analytique correspondant. Tous les A-scans fenêtrés sont sommés : la fonction de coût est alors le maximum de cette somme. Lorsque les paramètres sont bons, les échos se superposent parfaitement et la fonction de coût atteint une valeur maximale.

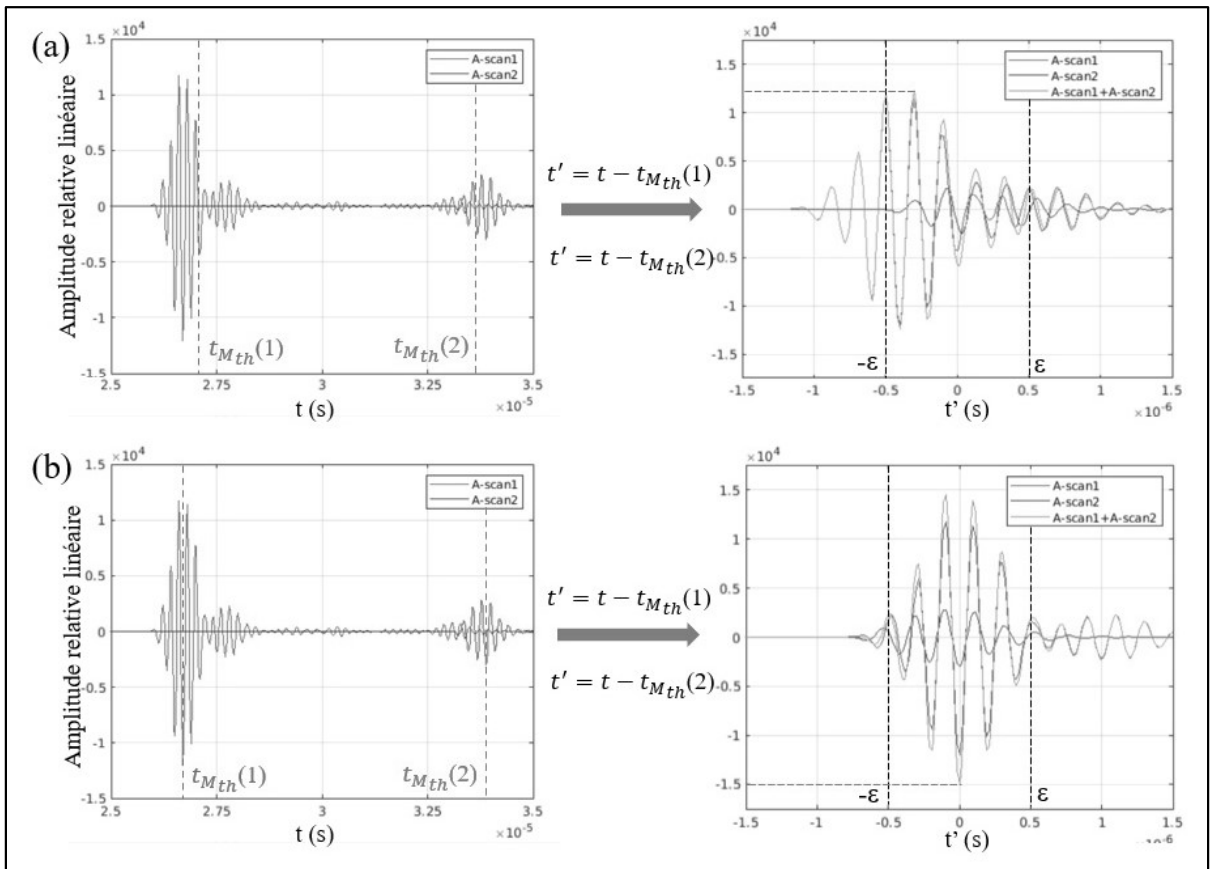


Figure 2.7 Exemple du principe de superposition des échos pour deux A-scans : lorsque les paramètres d'inspection analytiques sont erronés (a) et lorsqu'ils sont exacts (b). Dans le second cas, la somme des A-scans atteint une valeur absolue plus élevée

Si l'on fait le changement de variable $t' = t - t_{M_{th}}(e, r, X)$ sur chacun des A-scans, la fonction de coût s'écrit :

$$\text{coût}(X) = \max \left(\left| \sum_{e,r} \text{signal}(e, r, t') \right|, \forall t' \in [-\epsilon, \epsilon] \right) \quad (2.4)$$

L'avantage de cette fonction est qu'elle utilise des temps de vol relatifs et est donc indépendante du déclenchement de l'acquisition. Si le délai instrumental est nul, alors le maximal va se situer au centre de la fenêtre. Dans le cas contraire, le maximum sera excentré et on peut déterminer sa valeur.

Néanmoins, cette méthode possède un inconvénient. La fenêtre de lecture doit être choisie judicieusement pour sélectionner le mode d'intérêt. Il faut donc prendre en compte la largeur du signal et un ordre de grandeur du délai instrumental pour le choix de la largeur ε . Cette méthode est à proscrire pour étudier des modes qui se superposent.

2.4.4 Algorithme d'optimisation

Pour déterminer le maximum ou minimum global de nos fonctions de coût, il a fallu choisir un algorithme d'optimisation. Nos fonctions de coûts prennent en entrée une ou plusieurs variables réelles qui évoluent dans des ensembles réels bornés. Les fonctions de coûts utilisées ne sont pas différentiables, non convexes et ne peuvent être exprimées sous forme algébrique. Les méthodes d'optimisation utilisant les dérivées ne vont pas pouvoir répondre à notre problème.

Les heuristiques sont des méthodes d'optimisation permettant une recherche intelligente de la solution globale dans un délai de temps raisonnable en évitant la convergence vers un optimum local. Parmi ces stratégies, il existe les métaheuristiques qui sont inspirés de phénomènes physiques, biologiques, socio-psychologique ou de hasard. Les algorithmes évolutionnistes sont des exemples de métaheuristiques.

L'algorithme qui a été utilisé dans ce projet est le recuit simulé. Cette méthode est analogue au processus de recuit utilisé en métallurgie pour obtenir un matériau avec une structure cristalline stable grâce à un refroidissement progressif. La température représente la probabilité d'accepter une solution suboptimale : ce qui permet d'éviter de rester bloquer autour d'un extremum local. Au début, la température est élevée donc une solution suboptimale est facilement acceptée. La température diminue : le système devient alors de plus en plus stable et les solutions suboptimales sont de moins en moins acceptées jusqu'à ce que la température tombe presque à zéro.

L'initialisation de cette méthode est le choix d'une solution de départ et d'une température initiale élevée : cette valeur doit être du même ordre de grandeur que les variations de la fonction à optimiser pour pouvoir parcourir toutes les solutions possibles.

L'exploration consiste à perturber la solution actuelle pour tomber sur une solution voisine. Le coût de cette nouvelle solution est calculé. Si la nouvelle solution est meilleure, elle est automatiquement acceptée comme solution courante. Sinon, elle est acceptée avec la probabilité :

$$p = e^{\frac{c_n - c_a}{Tp}} \quad (2.5)$$

Avec p est la probabilité d'acceptation de la solution, Tp la température, c_n le nouveau coût et c_a le coût actuel. Cette probabilité d'acceptation est appelée critère de Métropolis.

On réitère ces étapes un nombre fixe de fois à une même température avant de diminuer la température. Il existe différentes fonctions de refroidissement. La plus courante est la décroissance exponentielle :

$$Tp_k = Tp_0 \cdot \alpha^k \quad (2.6)$$

Avec Tp_k et Tp_0 respectivement la température à l'étape k et la température initiale, α est le taux de refroidissement et a été fixé arbitrairement à 0.8.

Le processus complet est répété pour la nouvelle température. L'algorithme s'arrête lorsque la température devient inférieure à la température minimale (1 dans notre cas). La dernière solution acceptée est une approximation de la position de l'extremum de la fonction. Le fonctionnement du recuit simulé est résumé sur le diagramme de la Figure 2.8.

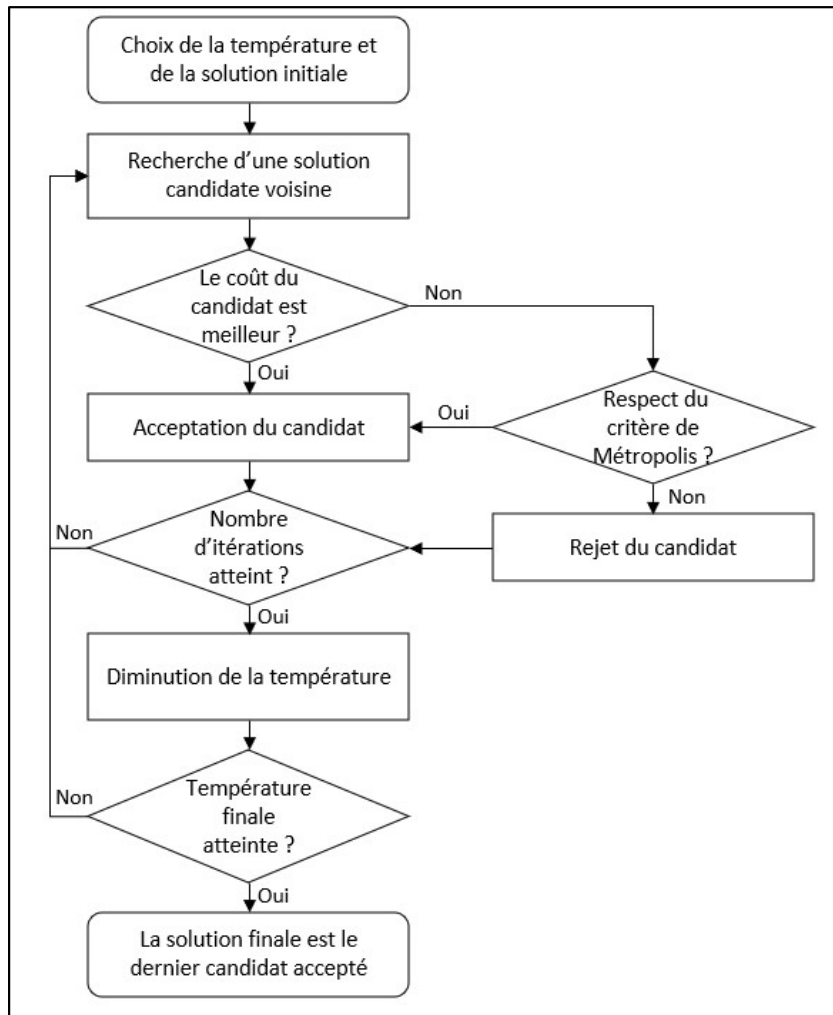


Figure 2.8 Diagramme explicatif de l'algorithme de recuit simulé

2.5 Démarche d'optimisation

Tous les éléments nécessaires à la détermination analytique des paramètres d'inspection ont été abordés. Cette partie présente la démarche complète qui a été utilisée.

La première étape consiste à faire l'acquisition ultrasonore du spécimen d'étude. Dans notre cas, il n'est pas nécessaire de placer la sonde dans une zone sans défaut, car les temps d'arrivée des modes structuraux sont plus petits que ceux des échos provenant du défaut.

Les données brutes sont ensuite prétraitées. Les premiers traitements appliqués sont la suppression de la zone morte et le filtrage.

La troisième étape est de procéder à l'optimisation des paramètres du sabot (vitesse de propagation). La fonction de coût qui superpose les échos a été utilisée, car elle permet d'obtenir les paramètres sans se soucier du délai instrumental. Le mode d'intérêt est le premier écho de surface qui correspond à un aller-retour dans le sabot (les modes utilisés sont présents en ANNEXE I). Comme ce mode est isolé des autres modes de propagation, il n'y a pas de problème de superposition de modes qui est l'inconvénient de cette méthode. Pour cette étape, les oscillations des signaux ont été gardées dans l'objectif d'avoir une précision plus grande pour la superposition des échos. La vitesse de l'onde longitudinale dans le wedge est obtenu par recuit simulé.

Après connaissance des paramètres du sabot, on peut calculer le délai instrumental. Ce dernier correspond au retard temporel entre l'écho de surface théorique et l'écho de surface réel. L'origine temporelle des tous les A-scans est modifiée pour que l'origine corresponde à l'instant d'émission des ondes par l'élément émetteur. Il est désormais possible d'optimiser avec des calculs de temps absolu et donc d'utiliser les deux premières fonctions de coût.

Pour la suite de l'étude, l'enveloppe des signaux est calculée, car elle permet de réduire les variations des fonctions de coût et de diminuer le nombre et la sévérité des extrema locaux.

L'étape suivante est la détermination de l'épaisseur et de la vitesse de propagation de l'onde longitudinale dans le matériau. À cet effet, on utilise la fonction de coût de superposition des B-scans pour les modes de propagation longitudinaux dans la pièce (2L, 4L, 6L, etc.) et les paramètres optimaux sont toujours obtenus par recuit simulé.

La démarche de l'étape précédente est exploitée pour déterminer la vitesse optimale de l'onde transversale dans le matériau grâce au mode LT (les modes utilisés sont présents en ANNEXE I).

Pour finir, l'image TFM est reconstruite à partir des paramètres optimaux. Les résultats de cette méthode analytique sont présentés dans le chapitre suivant.

2.6 Résultats

La démarche d'optimisation présentée dans la partie précédente a été appliquée pour le calcul des paramètres d'inspection de notre étude (voir chapitre 2.1). Ces paramètres ont ensuite été utilisés pour visualiser les trois fentes présentes dans notre bloc.

Pendant mes recherches, il a été remarqué que les résultats obtenus grâce à cette méthode n'étaient pas concluants. Cette approche a été testée sur des données simulées et l'optimisation a permis de retomber avec précision sur les paramètres utilisés lors de la simulation. Ce qui mène à la conclusion que la source du problème est l'acquisition expérimentale. Les acquisitions étant faites manuellement, l'effet que peut avoir la mise en place de la sonde sur le sabot et du sabot sur la pièce a été étudié.

Plusieurs acquisitions de FMC ont été faites en modifiant le serrage de la sonde sur le sabot et la pression exercée entre le sabot et la pièce. Les différents types de serrage ont été fait manuellement, car les clés dynamométriques à disposition ne permettaient pas de régler un couple assez faible. Le bloc de test est en acier inoxydable de 23.81mm d'épaisseur qui ne contient pas de défaut. Cette pièce a été choisie pour éviter la réception d'écho lointain provenant des défauts. Ainsi, les modifications du couple de serrage et de la pression exercée sont les seuls paramètres qui varient : l'influence de la position de la sonde par rapport au potentiel défaut est supprimée. Les cinq configurations étudiées sont présentées sur la Figure 2.9. La position de la sonde par rapport à la surface de la pièce et l'épaisseur de couplant sont ainsi différentes : il s'agit de la différence majeure entre les simulations et les expériences.

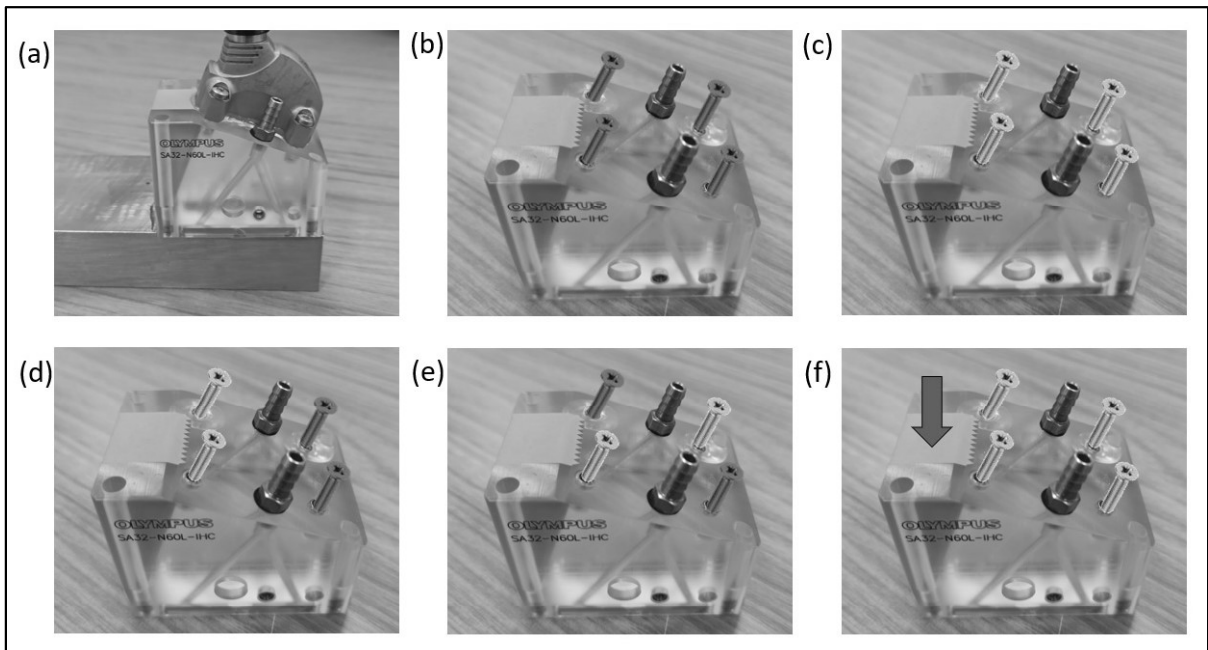


Figure 2.9 Setup expérimental (a) utilisé pour étudier l'influence du serrage de la sonde et de la pression exercée sur le sabot pour cinq configurations (b), (c), (d), (e) et (f). Le rouge représente un couple de serrage élevé et le gris un couple de serrage faible. La configuration (f) est similaire à la configuration (c) à l'exception qu'une force de pression est exercée pour plaquer le sabot contre le bloc

Pour chaque configuration, les résultats obtenus sont présentés dans le Tableau 2.1. Les valeurs nominales des paramètres ont été fournies par le constructeur pour le sabot et trouvées sur internet pour la pièce. On remarque que l'optimisation de la vitesse de propagation dans le sabot donne des valeurs différentes, ce qui entraîne de grands écarts dans la détermination des autres paramètres. Par exemple, la couche de couplant entre la sonde et le sabot dans la configuration (b) est plus fine que dans la configuration (c), car la sonde est vissée avec un couple plus élevé. Comme le trajet de l'onde est plus court dans la configuration (b), la vitesse de propagation dans le sabot obtenue est plus faible.

De la même manière, la couche de couplant entre le sabot et le bloc dans la configuration (f) est plus fine que dans la configuration (c), car le sabot est appuyé fortement contre le bloc. Comme le trajet de l'onde est plus court dans la configuration (f), la vitesse de propagation

dans le sabot obtenue est la plus faible. Les configurations (b) et (e) sont proches et l'optimisation le confirme, car les vitesses de propagation dans le sabot sont très proches.

Tableau 2.1 Paramètres d'inspection obtenus par méthode analytique pour chaque configuration étudiée

Paramètres	Nominal	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)	Écart-type
Vitesse dans le sabot (m/s)	2330	2313	2338	2296	2319	2326	15.7
Épaisseur (mm)	23.81	25.35	27.92	25.92	24.00	26.81	1.48
Vitesse longitudinale (m/s)	5664	5967	6542	6101	5470	6311	404.0
Vitesse transversale (m/s)	3120	3311	3631	3381	3088	3504	212.6

Le serrage de la sonde et la pression appliquée ont une influence importante sur cette méthode d'optimisation. Il a été décidé d'ajouter l'angle du sabot parmi les inconnues pour compenser les variations présentes entre les différentes configurations. Les nouveaux paramètres obtenus sont résumés dans le Tableau 2.2. Ajouter l'angle comme paramètre à optimiser a permis de réduire les écarts des autres paramètres entre les configurations. Cette amélioration a en majorité permis d'améliorer l'optimisation des paramètres de la configuration (d). En effet, le serrage des vis dans cette configuration crée une modification de l'angle de la sonde par rapport au bloc, les vis du bas étant plus serrés que celles du haut. C'est pour cette raison que l'optimisation a obtenu un angle de sabot plus élevée.

Tableau 2.2 Paramètres d'inspection obtenus par méthode analytique pour chaque configuration étudiée en ajoutant l'angle du sabot comme paramètre

Paramètres	Nominal	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)	Écart-type
Angle du sabot (°)	20	20.2	20.0	20.4	20.2	20.0	0.17
Vitesse dans le sabot (m/s)	2330	2331	2338	2334	2339	2326	5.4
Épaisseur (mm)	23.81	25.31	27.92	25.97	24.26	26.81	1.40
Vitesse longitudinale (m/s)	5664	5978	6542	6114	5523	6311	383.5
Vitesse transversale (m/s)	3120	3300	3631	3387	3122	3504	194.5

Bien que les résultats obtenus en faisant varier l'angle ont une variance plus faible, les valeurs de vitesse et d'épaisseur sont encore très éloignés les uns des autres. On pourrait penser à ajouter la hauteur du sabot comme inconnu. Malheureusement, il n'est pas possible de déterminer simultanément l'angle, la hauteur du sabot et la vitesse de propagation dans le sabot sans connaître préalablement le délai instrumental.

Il est important de se demander pourquoi le serrage et la pression ont une influence aussi importante sur les résultats obtenus. La cause de cette sensibilité est la relation entre vitesse et épaisseur. En effet, la vitesse et l'épaisseur ont des effets similaires sur les temps de vol des ondes : augmenter la vitesse de l'onde revient à diminuer le trajet qu'elle parcourt. Pour notre étude, les modes étudiés sont présentés en ANNEXE I. Les trajets des modes utilisés sont presque verticaux. Si le chemin est totalement vertical, l'épaisseur du spécimen et la vitesse de propagation sont inversement proportionnels. Ils y auraient une infinité de solutions conduisant aux mêmes temps de vols des modes. En fin de compte, c'est la composante horizontale du trajet parcourue (perpendiculaire à l'épaisseur) qui permet de faire une distinction entre l'effet de l'épaisseur et de la vitesse. Comme cette composante est

faible par rapport au trajet vertical, la carte du coût obtenue (voir Figure 2.10) possède une crête dont le sommet est la solution optimale, mais il y a également un grand nombre de combinaisons qui fournissent un score élevé. Ainsi, une légère incertitude sur les paramètres du sabot peut engendrer une grande erreur sur l'optimisation des paramètres de la pièce.

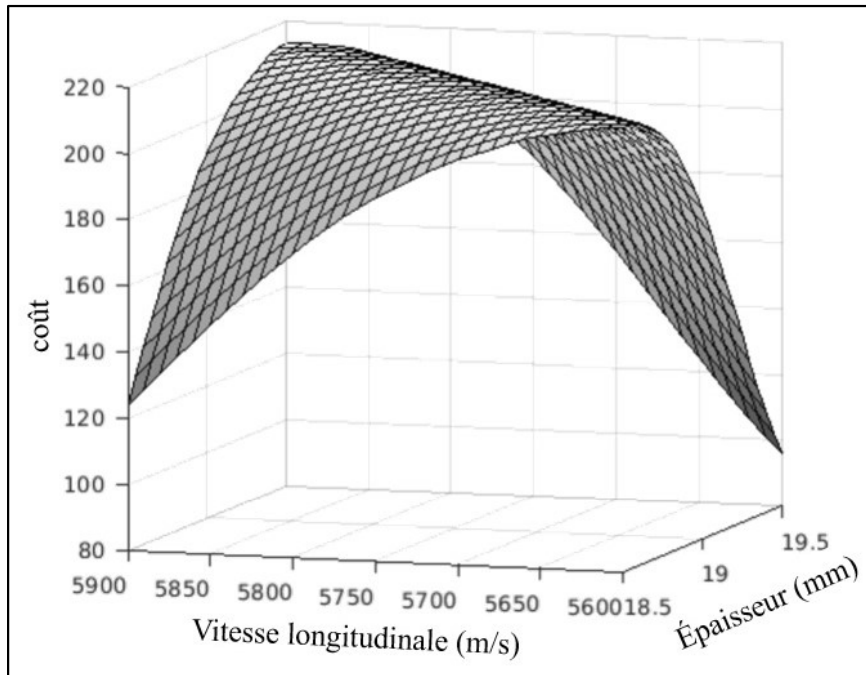



Figure 2.10 Carte représentant la fonction de coût en fonction de la vitesse longitudinale et de l'épaisseur

Comme la méthode est très sensible au positionnement de la sonde, la détermination des paramètres d'inspection a été réalisée sur chaque acquisition FMC de la pièce d'étude, c'est-à-dire qu'une optimisation a été faite pour chaque fente. Dans notre cas, l'épaisseur de la pièce a pu être mesurée à l'aide d'un pied à coulisse. Il a donc été possible de réaliser d'une part une optimisation totale de tous les paramètres et d'autre part une optimisation partielle en fixant la valeur de l'épaisseur. Cette seconde optimisation est moins intéressante, car elle ne permet pas de deviner l'épaisseur. Cependant, cette optimisation permet de vérifier les performances de la méthode en supprimant la sensibilité liée à la corrélation entre vitesse et distance. Le Tableau 2.3 compare les valeurs nominales, les valeurs obtenues lors de l'optimisation totale et celles obtenues par l'optimisation partielle.

Tableau 2.3 Paramètres d'inspection obtenus grâce à l'optimisation partielle (P) ou totale (T) des données FMC des différentes fentes du bloc

	Nominal	Fente 90°		Fente 80°		Fente 70°		Moyenne (Écart-type)	
		T	P	T	P	T	P	T	P
Optimisation									
Angle du sabot (°)	20.00	19.78	19.78	19.80	19.80	19.82	19.82	19.80 (0.020)	19.80 (0.020)
Vitesse dans le sabot (m/s)	2330	2340	2340	2338	2338	2337	2337	2338 (1.53)	2338 (1.53)
Épaisseur (mm)	18.82	20.13	18.82	20.36	18.82	20.38	18.82	20.29 (0.14)	18.82 (0)
Vitesse longitudinale (m/s)	5953	6274	5902	6332	5904	6354	5904	6320 (41.33)	5903 (1.15)
Vitesse transversale (m/s)	3243	3354	3233	3477	3231	3486	3231	3439 (73.75)	3231 (1.15)

Les paramètres relatifs au sabot sont identiques pour l'optimisation totale et l'optimisation partielle, car l'épaisseur n'intervient pas dans leur optimisation. En effet, le mode utilisé pour trouver les valeurs optimales de l'angle et de la vitesse de propagation dans le sabot est le premier écho de surface : l'onde réceptionnée s'est propagée uniquement dans le sabot. Les écarts-types de ces deux paramètres entre les trois acquisitions sont très faibles. Ceci est dû au fait que la sonde est restée fixée au sabot pour inspecter chacune des fentes. De plus, la pression du sabot sur la pièce est restée constante entre les acquisitions.

Concernant les paramètres du spécimen, les deux optimisations aboutissent à des résultats différents. Premièrement, l'optimisation totale donne une épaisseur moyenne de 20.29mm avec un écart-type de 0.14mm. Les trois calculs d'épaisseur sont proches, mais différent de la mesure effectuée au pied à coulisse. Il y a une erreur de 1.47mm en utilisant la méthode

analytique. Comme l'épaisseur déterminée lors de l'optimisation totale est différente de celle utilisée pour l'optimisation partielle, les valeurs de vitesses optimales sont différentes : les vitesses obtenues par l'optimisation partielle sont plus faibles et l'écart-type est plus faible. Ces écarts sont liés à la présence d'une couche de couplant à chaque interface. Comme la vitesse de propagation dans le couplant est faible (environ 1500 m/s), une faible épaisseur de gel couplant implique un retard non négligeable des signaux. En outre, la valeur de la hauteur du sabot fournie par le constructeur n'est peut-être pas exactement la hauteur réelle.

Des images TFM du spécimen ont été reconstruites en utilisant les paramètres nominaux, les paramètres de l'optimisation totale et de l'optimisation réelle. Ces reconstructions permettent de visualiser l'influence des erreurs d'optimisation sur la visualisation de la fente à 90° (Figure 2.11), la fente à 80° (Figure 2.12) et la fente à 70° (Figure 2.13). Les modes de propagation choisis pour la reconstruction dépendent de l'angle de la fente observée : seulement les modes permettant de visualiser au mieux la fente ont été choisis.

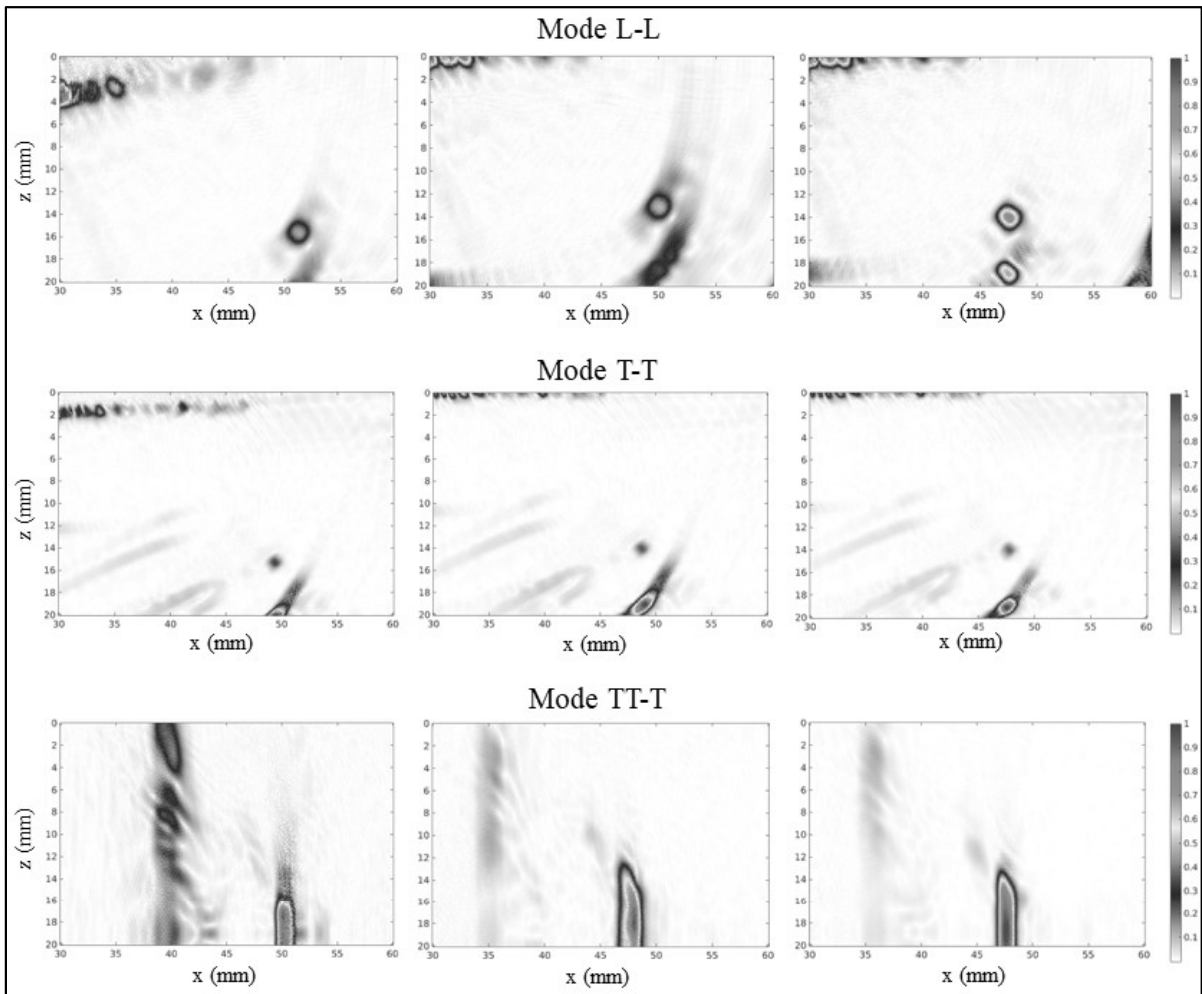


Figure 2.11 Images TFM de la fente à 90° reconstruites à partir des paramètres nominaux (à gauche), totalement optimisés (au milieu) et partiellement optimisés (à droite) pour les modes L-L, T-T et TT-T

Concernant la fente à 90° , les modes L-L et T-T permettent de visualiser les extrémités du défaut, car ce sont des points diffractifs. La méthode analytique permet de localiser correctement la paroi supérieure qui correspond à $z = 0\text{mm}$. Par ailleurs, l'optimisation partielle fait ressortir davantage les deux extrémités, car les taches sont plus fines et ont des amplitudes relatives plus élevées. Sur l'image TT-T, il y a beaucoup d'artefacts à $x = 40\text{mm}$ lorsqu'on utilise les paramètres nominaux. Ces artefacts diminuent grandement lorsqu'on utilise les paramètres optimisés. La méthode analytique permet également d'observer

l'intégralité de la fente : le haut n'est pas visible sur l'image de gauche. La deuxième optimisation augmente encore la netteté de la fente.

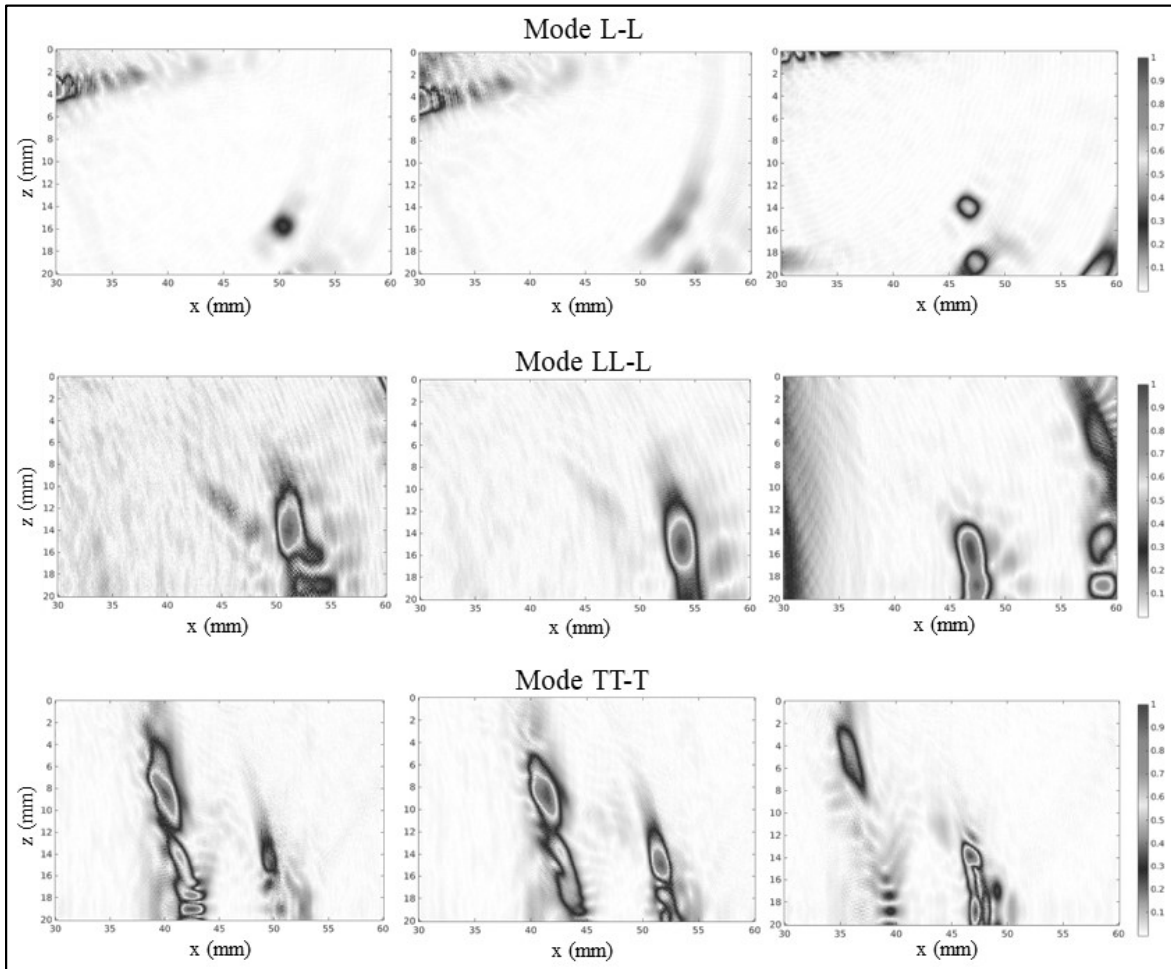


Figure 2.12 Images TFM de la fente à 80° reconstruites à partir des paramètres nominaux (à gauche), totalement optimisés (au milieu) et partiellement optimisés (à droite) pour les modes L-L, LL-L et TT-T

Les résultats obtenus pour la fente à 80° sont similaires à ceux de la fente à 90° . La reconstruction avec les paramètres optimisés possède moins d'artéfacts et rend la fente plus visible quel que soit le mode de reconstruction utilisés. La deuxième optimisation est de loin la meilleure, car la valeur d'épaisseur est bonne.

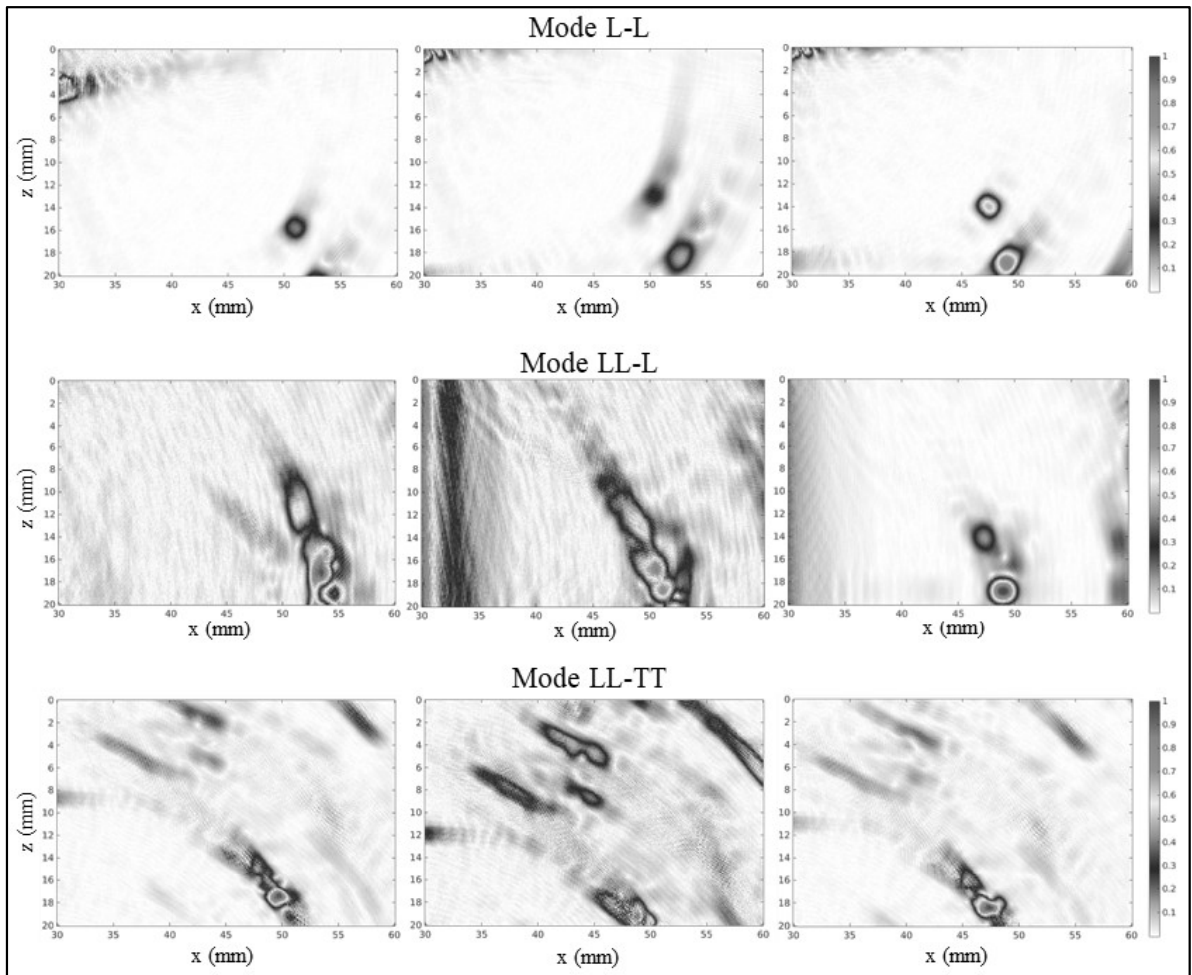


Figure 2.13 Images TFM de la fente à 70° reconstruites à partir des paramètres nominaux (à gauche), totalement optimisés (au milieu) et partiellement optimisés (à droite) pour les modes L-L, LL-L et LL-TT

La visualisation de la fente à 70° est meilleure lorsque les paramètres sont optimisés. Sur l'image L-L, les extrémités sont plus fines et intenses. Sur l'image LL-L, l'optimisation total ne permet pas de supprimer les artefacts, mais en crée davantage contrairement à l'optimisation partielle qui les supprime entièrement. Finalement, les images LL-TT sont très similaires. Seule la première optimisation possède une moins bonne visualisation, car l'intensité relative des artefacts augmente et la taille de la fente diminue.

Pour conclure, l'optimisation analytique a permis d'obtenir des images de meilleure qualité en diminuant les artefacts de reconstruction. Cette méthode est très efficace lorsque

l'épaisseur du spécimen est connue, mais elle donne de moins bons résultats lorsqu'on cherche à la déterminer. En effet, il est délicat de déterminer simultanément les vitesses et l'épaisseur. Cette contrainte est liée à la grande sensibilité de la méthode analytique vis-à-vis des conditions expérimentales et plus particulièrement du positionnement de la sonde et du sabot sur la pièce. C'est pourquoi une seconde méthode de détermination est présentée dans le CHAPITRE 3.

CHAPITRE 3

Détermination des paramètres d'inspection grâce à l'IA

Ce chapitre traite d'une seconde approche pour déterminer les paramètres d'inspection. Elle s'appuie sur l'apprentissage automatique par intelligence artificielle (IA). L'utilisation de réseaux de neurones permet de créer des modèles complexes permettant de décrire les relations entre des paramètres inconnus et des observations.

L'IA possède de nombreux avantages vis-à-vis des méthodes d'inversion traditionnelle comme celle présentée dans le CHAPITRE 2. Elle permet de créer des modèles plus complexes et dynamiques qui peuvent résoudre des problèmes mal posés qui n'ont pas d'unique solution. L'entraînement d'un réseau de neurones est lent, car le réseau doit trouver par lui-même le poids de chaque connexion pour obtenir la relation la plus réaliste entre ses entrées et ses sorties. Cependant, une fois le modèle entraîné, l'inversion est réalisée en temps réel.

3.1 Architecture du réseau de neurones

L'architecture du réseau de neurones est inspirée de celle de l'encodeur utilisé par des chercheurs (Cantero-Chinchilla, Wilcox et Croxford, 2022) pour déterminer certains paramètres d'inspection dans le but de supprimer les artefacts d'une image.

Le réseau de neurones est un réseau convolutif 3D présenté sur la Figure 3.1. Les données d'entrée sont donc des matrices 3D qui sont en réalité des FMC et les sorties sont les paramètres d'inspection à déterminer.

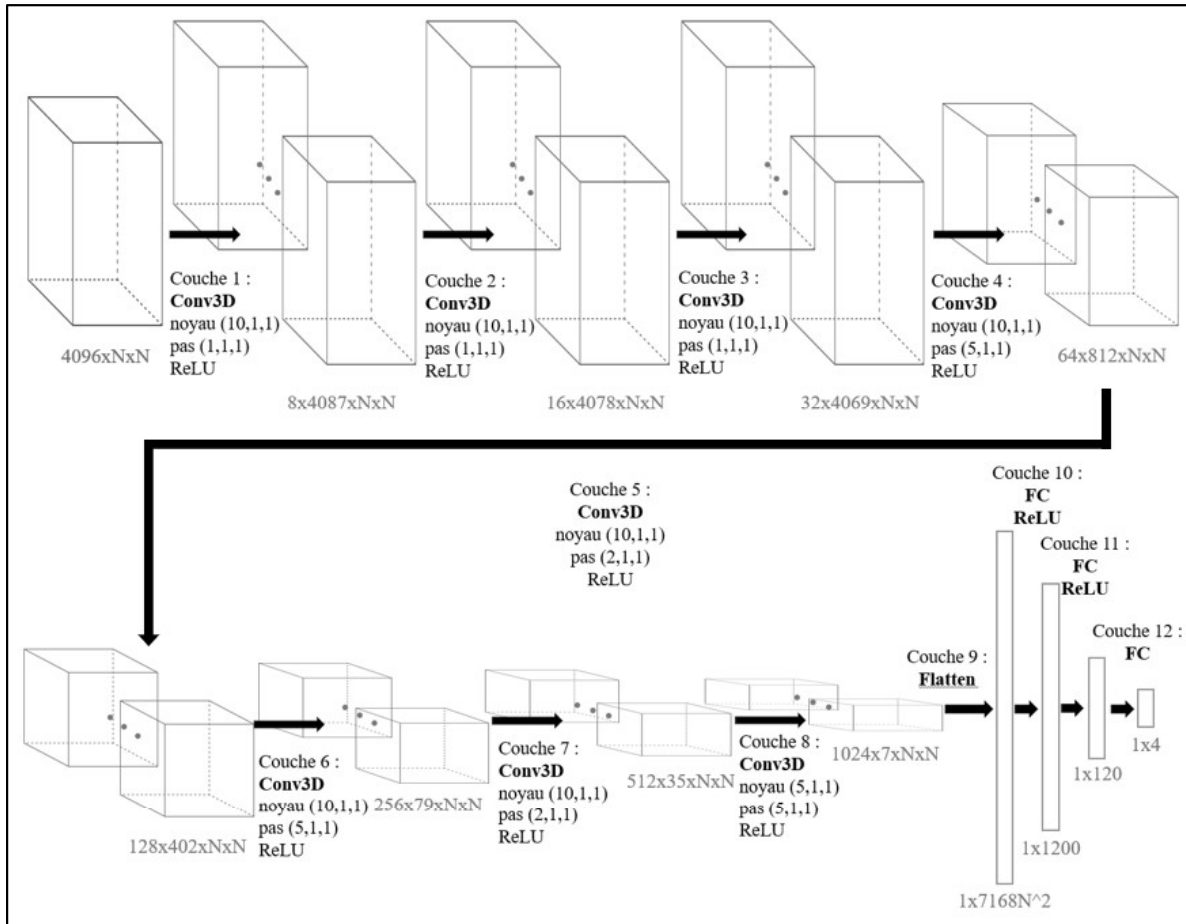


Figure 3.1 Schéma de l'architecture du réseau de neurones convolutifs

Les huit premières couches sont des couches convolutives 3D avec des différentes spécifications. Chaque couche convolutives contient plusieurs filtres. Chaque filtre est une matrice de poids qu'on superpose à l'entrée et dont la taille est spécifiée par le noyau (« kernel » en anglais). Les valeurs du filtre et de l'image sont multipliées entre elles puis sommées sur tous les éléments du noyau. Après chaque opération de convolution, le filtre se déplace sur l'entrée avec un certain décalage (« stride » en anglais) qui dépend de la dimension selon laquelle le déplacement a lieu. Ce décalage affecte directement la dimension de la sortie de la couche. La fonction d'activation ReLU (« Rectified Linear Unit » en anglais) est appliquée à chaque valeurs de sortie : elle remplace les valeurs négatives par zéro permettant d'introduire une non-linéarité dans le modèle. Cette non-linéarité permet au réseau de modéliser des relations complexes entre les variables. À la sortie, on obtient une

carte de caractéristiques 2D pour chaque filtre utilisé. Ces cartes sont ensuite empilées pour obtenir une représentation 3D qui sera l'entrée de la prochaine couche.

La neuvième couche est une couche d'aplatissement (« Flatten » en anglais) qui transforme l'entrée 3D en un vecteur unidimensionnel.

Finalement, les trois dernières couches sont des couches entièrement connectées (FC pour « fully connected » en anglais). Chaque valeur de sortie est une somme pondérée de toutes les valeurs d'entrée auquel s'ajoute un biais. À la fin, il ne reste qu'un vecteur contenant 4 éléments qui sont les 4 paramètres d'inspection.

L'architecture globale de ce réseau est relativement profonde avec des couches convolutives 3D qui extraient des caractéristiques spatiales, suivies de couches entièrement connectées qui lient les informations locales entre elles pour en extraire des caractéristiques globales. Dans la partie suivante, la base de données qui a permis d'entraîner ce réseau est présentée.

3.2 Base de données

L'entraînement d'un réseau de neurones nécessite une grande base de données. Le choix des données est très important, car il influe directement sur les performances du réseau. Dans ce projet, la base de données a principalement été obtenue par simulation, car le nombre de spécimen à disposition dans le laboratoire était limité. Huit acquisitions expérimentales ont été réalisées sur des spécimens d'épaisseur et matériaux différents. Pour labelliser ces données, l'épaisseur a été mesurée à l'aide d'un pied à coulisse et les autres paramètres ont été déterminé grâce à l'optimisation partielle présentée dans le chapitre précédent.

3.2.1 Logiciel de simulation

Les données simulées ont été obtenues à l'aide du solveur éléments finis Pogo. Pogo est un outil utilisant la carte graphique pour simuler rapidement des acquisitions ultrasonores. L'utilisation des éléments finis permet d'obtenir des données fidèles à la réalité. Cependant,

la simulation d'une base de données complète grâce à Pogo reste très longue. C'est pourquoi une simulation hybride a été utilisée : la propagation des ondes est calculée à l'aide de Pogo dans la pièce et à l'aide de calculs analytique dans le sabot. Cette simulation hybride diminue donc le temps de calcul : un gain non négligeable lors de la simulation d'un grand nombre de données. La labellisation des données simulées est simple, car les valeurs des paramètres sont celles utilisées lors de la simulation. Pour créer une base de données diversifiées, une plage de valeurs a été attribuée pour chaque paramètre (voir Tableau 3.1). Lors de chaque simulation, une valeur est prise aléatoirement dans chaque intervalle. Ces valeurs sont ensuite utilisées comme paramètres pour simuler la donnée. Cette étape est répétée jusqu'à atteindre le nombre souhaité de données qui est précisé dans la prochaine partie.

Tableau 3.1 Plages de variation utilisées pour la simulation de données

Paramètres	Limite inférieure	Limite supérieure
Vitesse dans le sabot (m/s)	2200	2400
Épaisseur (mm)	10	50
Vitesse longitudinale (m/s)	5500	6100
Vitesse transversale (m/s)	3000	3400

3.2.2 Taille de la base de données

Le choix du nombre de données simulées a été étudié dans le but de trouver le meilleur compromis entre performance et temps d'entraînement. Il a été préliminairement choisi de consacrer 70% à l'entraînement du réseau et les 30% restant à sa validation. Ce choix a été fait grâce à une revue de littérature sur le sujet. Le nombre total de données dépend du cas d'étude : il a donc été nécessaire d'entraîner notre réseau de neurones sur des jeux de taille variables afin de trouver la taille idéale (voir Figure 3.2). Une base de données de 500 FMC a été simulée : 350 données pour l'entraînement et 150 pour la validation, car à partir de là les performances du modèle restent globalement constantes. On se restreint à 500 données pour diminuer le temps de simulation ainsi que le temps d'entraînement du réseau.

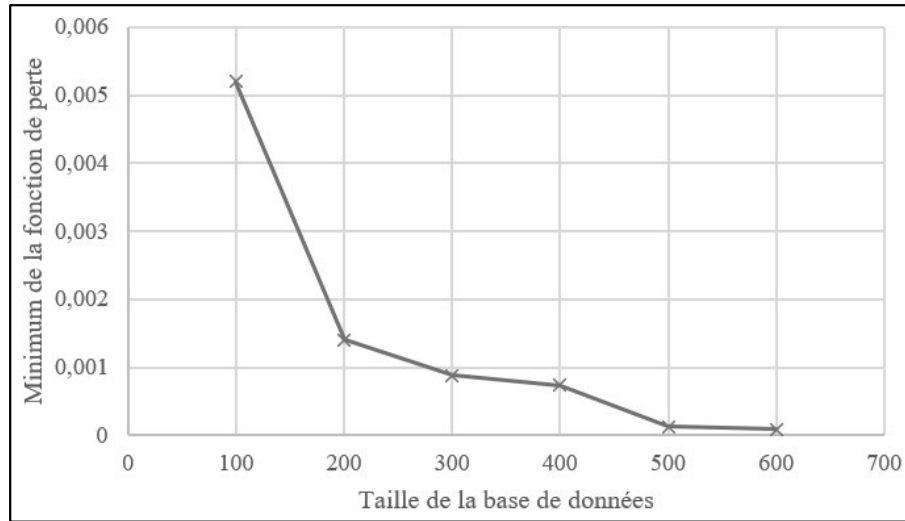


Figure 3.2 Évolution de la valeur de la fonction de perte après l'entraînement du modèle en fonction du nombre total de données

3.2.3 Normalisation des labels

La normalisation des labels influe sur les calculs de la fonction de perte. Les performances de notre méthode ont été étudiées pour quatre normalisations de labels :

- Sans normalisation : les valeurs des labels sont exprimées en mètre par seconde pour les vitesses et en millimètre pour l'épaisseur
- Normalisation par la valeur maximale : chaque label est divisé par la valeur maximale de son ensemble.

$$x_{norm} = \frac{x}{\max(x, x \in E)} \quad (3.1)$$

- Normalisation min-max : l'intervalle initiale est ramené à un intervalle compris entre 0 et 1.

$$x_{norm} = \frac{x - \min(x, x \in E)}{\max(x, x \in E) - \min(x, x \in E)} \quad (3.2)$$

- Normalisation Z-score : les données sont standardisées pour que la distribution des labels ait une moyenne nulle et un écart-type égal à 1.

$$x_{norm} = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (3.3)$$

Où μ est la valeur moyenne et σ est l'écart-type.

Les normalisations min-max et Z-score n'ont pas été retenues, car les performances étaient très mauvaises. Ces résultats peuvent être expliqués par la nature des normalisations : les opérations utilisées ne préservent pas l'origine et les rapports des labels. Dans notre cas, les valeurs ont un sens physique et les rapports entre nos différents paramètres doivent rester constantes.

La normalisation par la valeur maximale donne des résultats similaires à ceux obtenus sans normalisation. De plus, comme les labels normalisés ont le même ordre de grandeur, le poids de chaque variable est le même dans l'optimisation. En d'autres termes, l'optimisation ne concentre pas uniquement sur l'amélioration des valeurs élevées. La normalisation par la valeur maximale est donc la plus adéquate et c'est cette normalisation qui sera utilisée par la suite.

3.3 Paramètres d'entraînement

Après avoir défini le réseau de neurones et rempli la base de données, il faut procéder à l'entraînement. Il y a de nombreux choix à faire pour optimiser les performances de l'entraînement.

3.3.1 Optimisateur

Pour entraîner un réseau de neurones, il faut choisir un optimisateur. Son rôle est de minimiser une fonction de coût qui mesure la différence entre les prédictions du modèle et

les valeurs cibles. Pour ce faire, il met à jour les poids des connexions entre les différents neurones.

Dans ce projet, l'optimisateur choisi est Adam, car il possède de nombreux avantages et est déjà largement utilisés par de nombreux utilisateurs. L'adaptabilité du taux d'apprentissage est son avantage clé. En effet, le taux d'apprentissage est automatiquement ajusté pour chaque paramètre du modèle comme la taille de lot : de cette manière il n'est pas nécessaire de procéder à une nouvelle optimisation du taux d'apprentissage lorsqu'on modifie un autre paramètre. Cette adaptabilité est aussi présente pendant l'entraînement. Plus l'optimisateur Adam s'approche de la solution optimale, plus il diminue le taux d'apprentissage afin de gagner en précision.

Adam est simple d'utilisation et est moins sensible aux paramètres initiaux que d'autres optimisateurs comme le SGD (« Stochastic Gradient Descent » en anglais). Nos données possèdent de nombreuses valeurs nulles : ce qui peut être un inconvénient pour la descente de gradient, mais Adam est efficace pour ce type de problème. Finalement, il utilise des méthodes de régularisation pour lutter contre le surapprentissage. Le surapprentissage est un problème courant en apprentissage automatique dans lequel un réseau de neurones s'adapte tellement précisément aux données d'entraînement que ses performances sur de nouvelles données se dégradent. Le modèle apprend par cœur les données au lieu d'en extraire les caractéristiques et de généraliser. Les causes du surapprentissage sont diverses et variées : il peut aussi bien s'agir d'un manque de données d'entraînement que d'une complexité excessive du modèle.

Maintenant que le choix de l'optimisateur est fait, il faut sélectionner la fonction de perte qui va permettre à Adam de procéder à la rétropropagation (calcul des gradients) et d'ajuster les poids en conséquence. Pour notre problème de régression, la fonction de perte choisie est la MSE (« Mean Squared Error » en anglais) qui est plus sensible aux grandes erreurs de prédiction.

Le dernier paramètre de l'optimisateur à déterminer est le taux d'apprentissage initial. Ce choix est crucial, car un taux d'apprentissage trop élevé aboutira à une divergence de la fonction de perte tandis qu'un taux trop faible entrainera une convergence très lente et dans certains cas une convergence vers un minimum local et non global. Le modèle a été entraîné pour différentes valeurs de taux d'apprentissage afin de visualiser son effet sur l'erreur après convergence. Les résultats obtenus sont présentés dans la Figure 3.3. Au-delà d'un taux d'apprentissage de 10^{-3} , il y a divergence des fonctions de pertes : le réseau de neurones ne parvient pas à converger vers une solution initiale. En regardant les résultats, on peut facilement déterminer le taux d'apprentissage initial qui permet d'avoir les meilleurs résultats. Le taux d'apprentissage optimal est de 2×10^{-5} , car il permet de minimiser la fonction de perte d'entraînement et surtout celle de validation. Ces observations se reflètent sur le second graphe qui représentent l'erreurs des différents paramètres pour toutes les données de validation. Les quatre courbes possèdent un minimum qui est atteint pour un taux d'apprentissage initial de 2×10^{-5} .

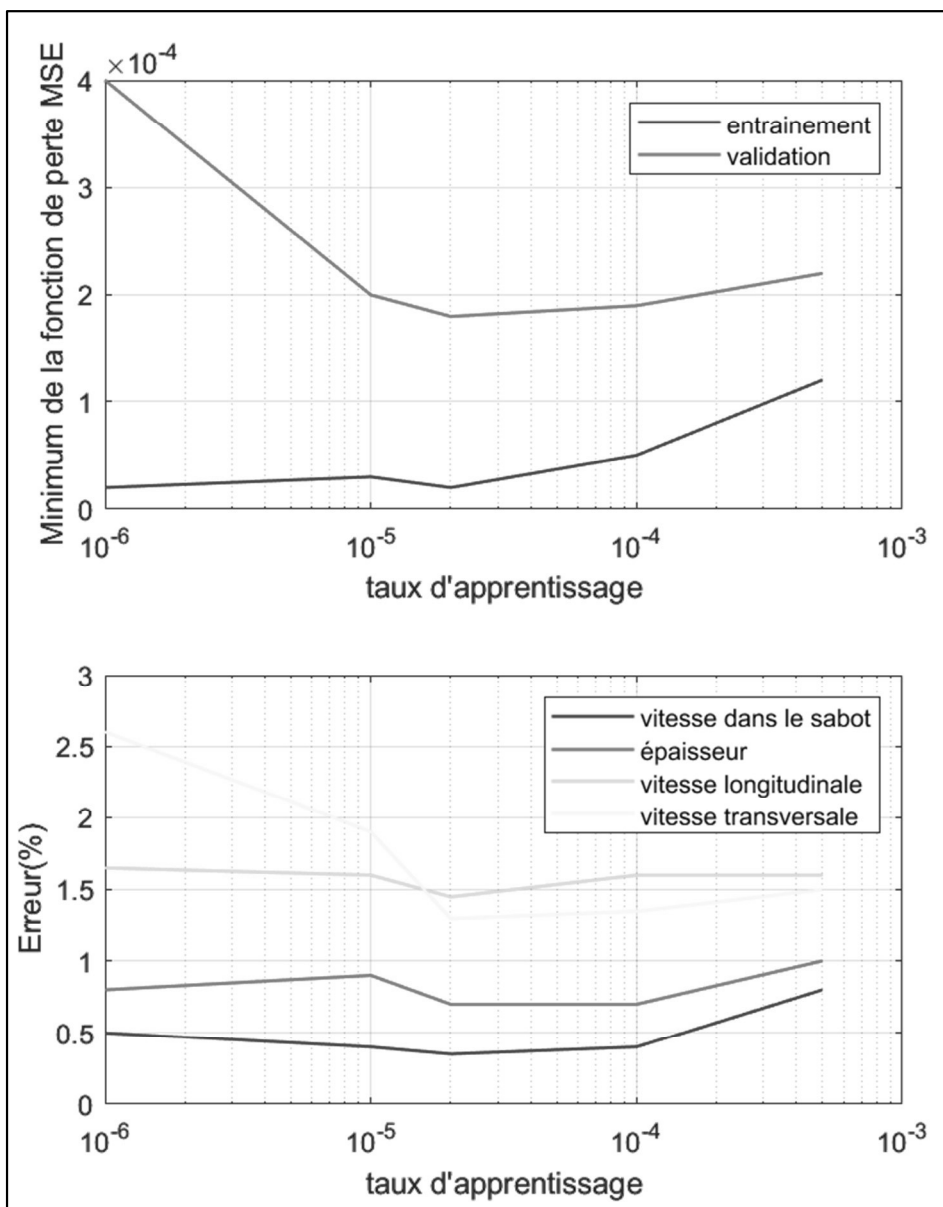


Figure 3.3 Évolution des fonctions de pertes et des performances du réseau de neurones en fonction du taux d'apprentissage initial

Le choix de l'optimisateur et de ses paramètres a donc été fait dans le but d'améliorer au maximum les performances du modèle entraîné. L'étape suivante est la gestion des données pour définir les dimensions optimales des entrées du modèle.

3.3.2 Gestion des données d'entraînement

Au début de l'entraînement du modèle, les données sont chargées et stockées sur le processeur avant d'être transférées vers le processeur graphique lors de leur utilisation. Avant de les charger, il est crucial de définir la taille des données et la taille de lot optimal.

Notre base de données est composée de 500 FMC simulées de taille $64 \times 64 \times 4794$ qui sont déjà filtrées et normalisées. La taille des données à traiter est très importante par comparaison au nombre de paramètres d'inspection que l'on veut extraire. La durée des A-scans a été réduite à 4096 incréments qui est celle utilisée pour acquérir les données expérimentales avec le Verasonics. Une sous-ouverture a été utilisée dans l'objectif de diminuer le temps d'entraînement et la quantité de données à stocker. Il n'a pas été possible d'utiliser plus de 8 éléments, car la mémoire de la carte graphique était saturée. Comme le montre la Figure 3.4, les performances du modèle varient en fonction du nombre d'éléments sélectionnés. Les sous-ouvertures étudiées sont des puissances de 2 pour augmenter l'efficacité du traitement et des opérations de convolution par le GPU. Les éléments situés aux extrémités de la sonde ne sont pas utilisés et les éléments choisis sont répartis de manière équidistante. Plus le nombre d'éléments est grand, plus l'erreur est faible. Cependant, il est important de noter que la durée d'entraînement est multipliée par 4 lorsque le nombre d'éléments utilisés double. Il a été choisi d'utiliser une sous-ouverture de 4 éléments pour avoir le meilleur compromis entre précision et temps d'entraînement. En effet, la diminution de l'erreur entre 4 et 8 éléments reste négligeable.

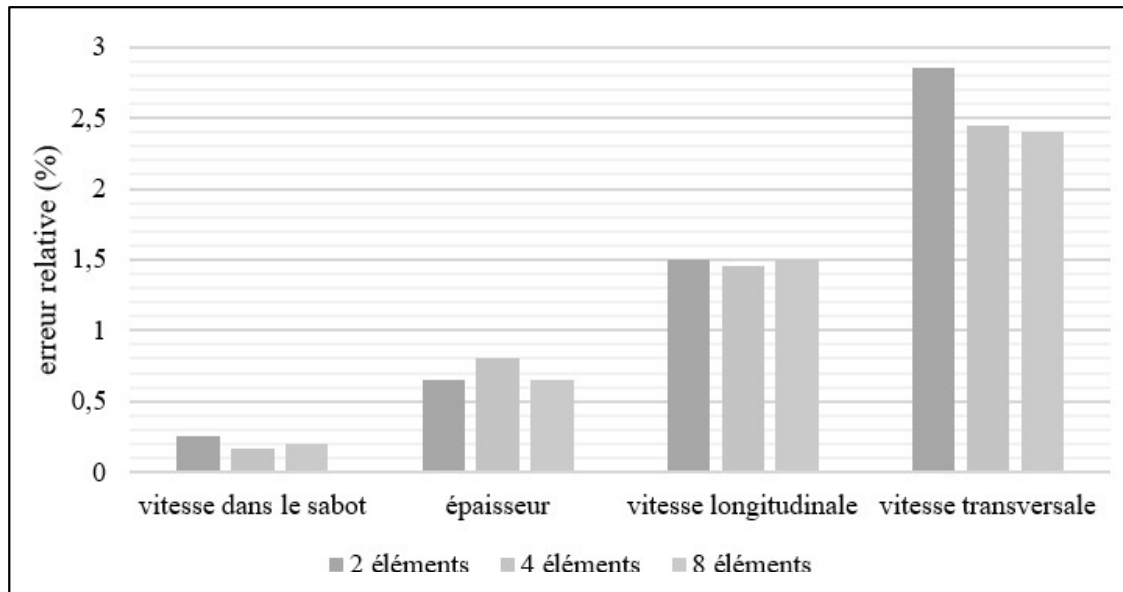


Figure 3.4 Évolution de l'erreur sur les différents paramètres d'inspection en fonction du nombre de la taille des données FMC

Un autre facteur de performance est la taille de lot. Il désigne le nombre de données visualisées par le modèle lors d'une itération, c'est-à-dire le nombre de données utilisées lors d'une mise à jour des poids. Une grande taille de lot permet d'augmenter la stabilité et de diminuer la durée d'entraînement, car il y a donc moins de mises à jour et les calculs peuvent être parallélisés. En plus de diminuer la durée d'une époque, le modèle converge en moins d'époques. À l'inverse, une petite taille de lot permet d'introduire du bruit dans le processus d'apprentissage : ce bruit agit comme une forme de régularisation qui aide à la généralisation de l'apprentissage en prévenant contre le surapprentissage. La Figure 3.5 montre les performances du réseau de neurones pour une taille de lot de 1, 5 et 10 données. Même si une taille de lot supérieure offre de nombreux avantages, le choix final a été de prendre une taille de lot unitaire, car elle offre de meilleurs résultats par rapport aux autres petites tailles de lot.

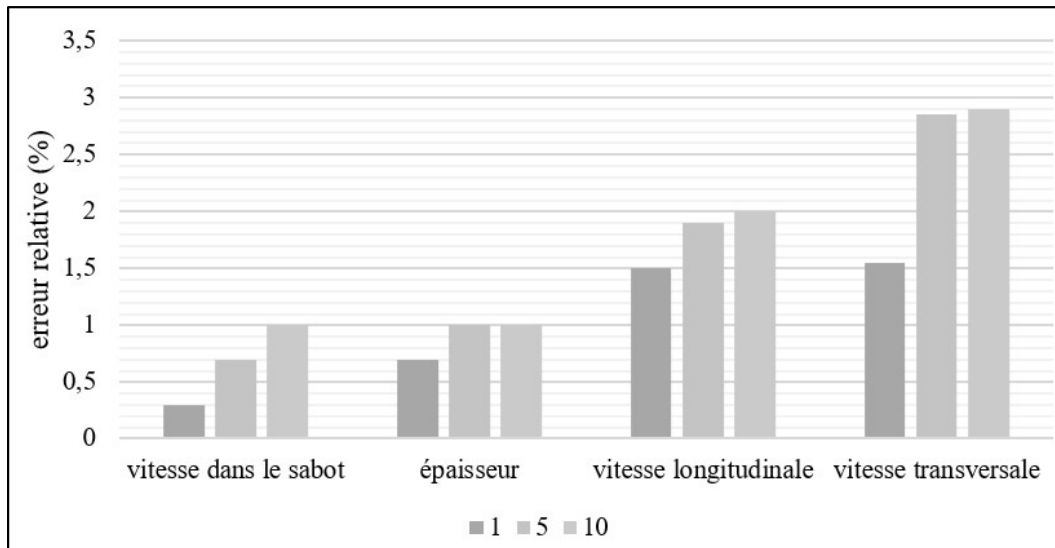


Figure 3.5 Évolution de l'erreur sur les différents paramètres d'inspection pour différentes tailles de lot

3.3.3 Apprentissage par transfert

Tous les paramètres nécessaires à notre entraînement ont été judicieusement choisis afin de maximiser les performances de notre modèle. Cependant, seules des données simulées ont été traitées. Or, l'objectif est d'utiliser le modèle pré-entraîné sur des données expérimentales. Comme les données simulées et réelles ne sont pas identiques, les résultats obtenus ne sont satisfaisants.

C'est pourquoi un apprentissage par transfert a été réalisé en utilisant les huit données acquises expérimentalement. L'apprentissage par transfert est une méthode dans laquelle un modèle pré-entraîné sur une tâche est utilisé pour exécuter une tâche similaire. Le pré-entraînement permet de faire ressortir les caractéristiques générales du problème et le transfert permet de s'adapter au nouveau cadre d'étude. C'est pourquoi les premières couches du modèle sont gelées (les poids restent constants) lors du transfert et seules les dernières couches sont mises à jour.

Dans notre cas, le modèle a été entraîné une première fois sur les données simulées. Les premières couches du modèle obtenu ont été figées avant que le modèle soit entraîné de nouveau sur les données expérimentales. La validation du deuxième entraînement a été réalisée sur une donnée expérimentales supplémentaires.

Pour procéder de la sorte, il a fallu choisir le nombre couches à geler. De manière analogue à l'optimisation des paramètres d'entraînement, un apprentissage par transfert a été effectué pour plusieurs nombres de couches gelées. Il en est ressorti que la fonction de pertes diverge lorsque l'on gèle les six premières couches ou plus. De plus, la Figure 3.6 indique que le nombre optimal de couches à geler est de 5.

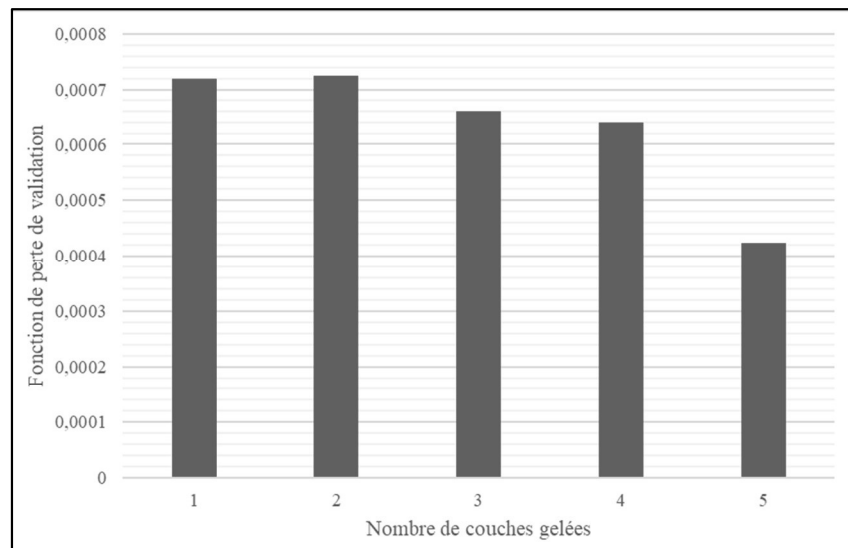


Figure 3.6 Évolution de la fonction de perte de validation du modèle en fonction du nombre de couches gelées lors de l'apprentissage par transfert sur des données expérimentales

Ainsi, l'apprentissage par transfert a été réalisé en fixant les poids des cinq premières couches de notre modèle avant de l'entraîner sur les données expérimentales. Cette technique a permis d'améliorer de façon importante les performances de notre modèle. La prochaine partie présente en détail les résultats obtenus à l'aide du réseau de neurones et la précision de notre modèle pour la prédiction des paramètres d'inspection.

3.4 Résultats

Les nombreux choix qui ont été fait pour améliorer les performances de la méthode sont résumés dans le Tableau 3.2. Le réseau de neurones présenté dans la partie 3.1 a donc été entraîné sur 350 données simulés avec les paramètres choisis. À chaque époque, ces données passent une par une à travers le modèle et la fonction de perte est calculée entre les valeurs de sorties et les labels. L'optimisateur détermine le gradient correspond et met à jour les poids du réseau de neurones. Lorsque toutes les données d'entraînement ont été visualisés, c'est au tour des données de validation. La fonction de perte et l'erreur de détermination de chaque paramètre sont calculées. Les résultats de l'entraînement sont affichés sur la Figure 3.7.

Tableau 3.2 Tableau récapitulatif des paramètres d'entraînement du réseau de neurones

Nombre de données d'entraînement	350
Nombre de données de validation	150
Nombre de données expérimentales	8
Type de normalisation des FMC	Par la valeur maximale
Taille des FMC	4096 x 4 x 4
Algorithme d'optimisation	Adam
Taux d'apprentissage	2^{-5}
Fonction de perte	MSE
Taille de lot	1
Couche gelée pour l'apprentissage par transfert	5 première couches

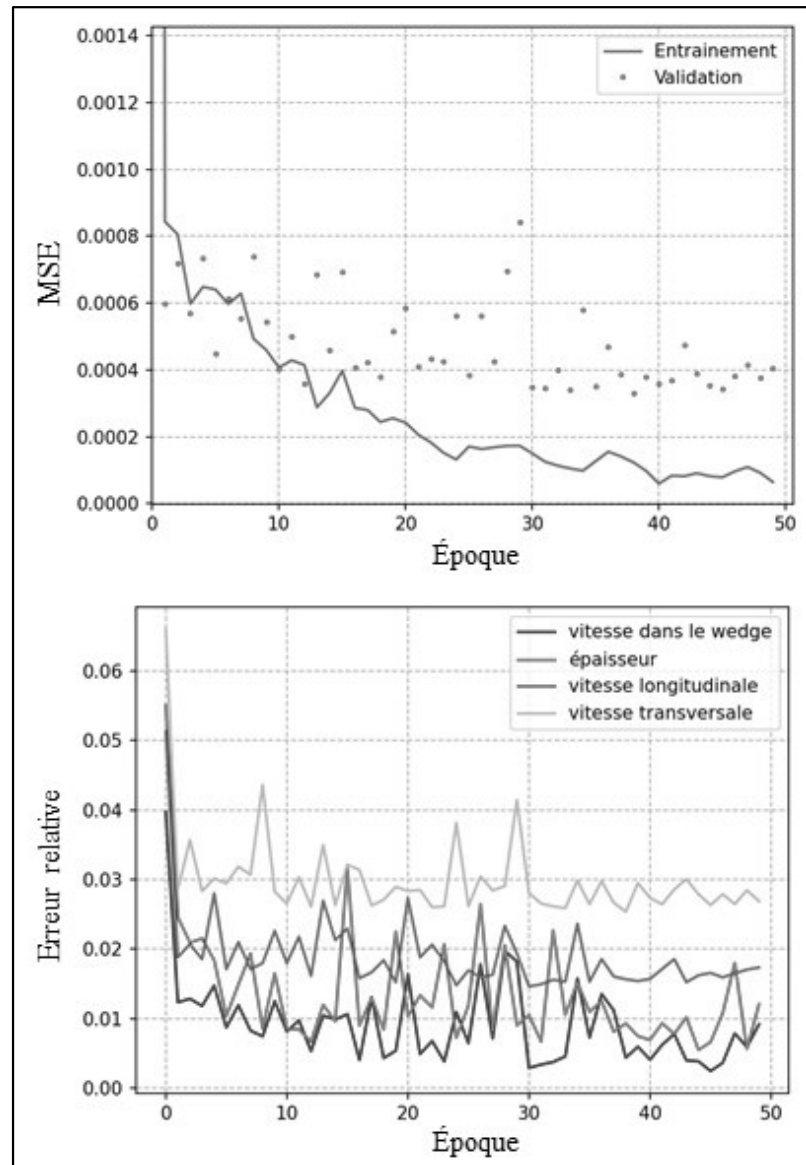


Figure 3.7 Évolution des fonctions de perte et erreurs relatives lors de l'entraînement sur les données simulées

Les fonctions de perte du modèle diminuent au fil des époques jusqu'à se stabiliser autour d'une asymptote horizontale à partir de la 40^e époque. La valeur minimale de la MSE est d'environ 0.0001 pour les données d'entraînement et de 0.0004 pour les données de validation. La fonction de perte est plus faible pour les données d'entraînement, car ce sont ces données qui permettent d'optimiser le réseau de neurones. Les données de validation n'influent pas dans la mise à jour des poids : elles ne sont donc pas connues par le réseau.

Elles permettent de juger des performances du modèle et d'observer l'erreur de détermination de chaque paramètre. Le réseau de neurones s'avère être efficace pour déterminer les paramètres des données simulées de validation. L'erreur moyenne est de 0.4% pour la vitesse de propagation de l'onde dans le sabot, de 0.7% pour l'épaisseur, de 1.6% pour la vitesse longitudinale et de 2.7% pour la vitesse transversale.

Le réseau de neurones a ensuite été entraîné sur les 8 données expérimentales en gelant les coefficients des cinq premières couches convolutives. Cet apprentissage par transfert permet d'améliorer les performances de la méthode pour le traitement de FMC expérimentales. La Figure 3.8 représente les résultats de ce second entraînement.

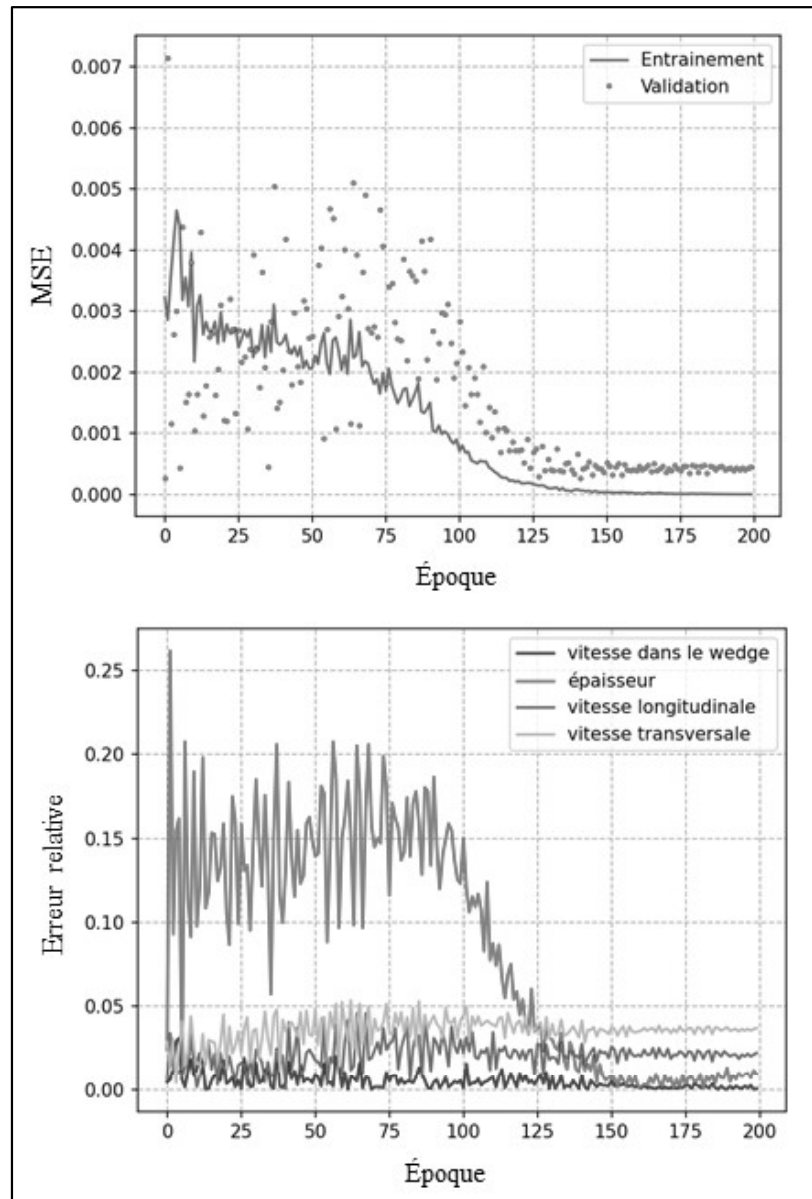


Figure 3.8 Évolution des fonctions de perte et erreurs relatives lors de l'apprentissage par transfert sur les données réelles

Les performances du modèle sur les données réelles sont mauvaises lors des premières époques, car il a été principalement sur des données simulées. Cependant, le modèle converge finalement vers une MSE de 0.0004 pour la validation. Le deuxième graphe montre que l'erreur sur l'épaisseur est au début très élevée. Ceci est lié à la disposition expérimentale de la sonde et du wedge qui crée un retard non négligeable sur les temps de vol à cause de la

présence du couplant. À partir de la 150^e époque, les erreurs se stabilisent : 1% pour l'épaisseur, 2% pour la vitesse longitudinale et 3.5% pour la vitesse transversale. Comme les 8 données expérimentales ont été acquises dans les mêmes conditions, la vitesse de propagation dans le sabot est toujours la même. C'est pourquoi son erreur est très proche de 0% : cela ne justifie pas les performances de la méthode, mais le manque de diversité des données. Les performances pour la détermination des autres paramètres sont très bonnes : l'écart est toujours inférieur à 3.5% par rapport aux valeurs calculées grâce à méthode analytique. La différence est que le réseau de neurones n'a pas besoin de connaître la valeur de l'épaisseur.

Pour conclure, l'apprentissage automatique a permis d'entraîner un réseau de neurones capable de déterminer avec précision les paramètres d'une inspection réelle à partir de sa donnée FMC. Dans le CHAPITRE 4, les deux approches proposées sont discutées et comparées sur différents aspects pour déterminer les avantages et inconvénients de chacune d'elles.

CHAPITRE 4

Discussions et comparaisons des méthodes

Les deux méthodes pour détermination ont été abordées précédemment : une approche analytique et une stratégie d'apprentissage automatique. Dans cette partie, seront discutées les performances de chacune des méthodes à la vue des résultats obtenues et leurs avantages et inconvénients seront comparés.

4.1 Rapidité

Dans un premier temps, le critère de rapidité est étudié. L'objectif est d'avoir une méthode rapide qui ne ralentisse pas l'inspection des défauts de la structure. La méthode analytique est très longue, car elle nécessite la réalisation de plusieurs recuits simulés consécutifs : un pour les paramètres du sabot, un autre pour l'épaisseur et la vitesse de l'onde longitudinale et un dernier pour la vitesse de l'onde transversale. Cet algorithme d'optimisation contient des boucles fixes qui ne peuvent être supprimées. Il est possible d'optimiser certains paramètres comme les températures initiales et finales et le taux de décroissance de la température pour réduire le temps d'une optimisation. Cependant, ces paramètres doivent permettre l'adaptabilité à tous les cas d'études : il n'est donc pas possible d'optimiser au maximum les paramètres du recuit simulé au risque de perdre la polyvalence de la méthode. L'approche analytique a pour inconvénient d'être lente à cause de la recherche de l'extremum global d'une fonction qui n'est pas définie explicitement. La détermination des inconnues d'une inspection par cette méthode dure presque une heure. Aucun autre algorithme que le recuit simulé ne peut pas permettre de procéder à une optimisation en temps réel.

A contrario, la stratégie d'apprentissage automatique est très rapide. Bien qu'il faille environ 50 heures pour entraîner le réseau de neurones, le traitement d'une donnée est instantané et permet donc de connaître les paramètres d'une inspection en moins de deux secondes. Le temps d'entraînement élevé ne pose pas de problème, car il est réalisé en avance pour un dispositif spécifique (sonde et sabot). Il ne reste plus qu'à sauvegarder le modèle avec les

poids optimaux et à l'implémenter dans l'appareil d'inspection pour obtenir les images TFM souhaitées en temps réel. L'IA permet de respecter au mieux le critère de rapidité souhaité.

4.2 Efficacité

L'efficacité est un des critères de validation les plus importants, car cela impacte directement le résultat obtenu. À ce sujet, l'approche analytique n'est pas la meilleure bien qu'elle soit très performante pour l'analyse de données expérimentales. Comme vu dans la partie 2.6, la méthode est très sensible à la configuration expérimentale à cause de la présence de couplant entre les différentes pièces. La position relative de la sonde par rapport à la pièce est différente entre deux acquisitions. L'angle du sabot et la vitesse de propagation de l'onde dans le sabot sont donc légèrement erronés et non fidèles à la réalité. Ceci induit de grands écarts dans la détermination des paramètres de la pièce inspectée, à cause de la dualité vitesse et épaisseur. La détermination simultanée de ces deux paramètres est un enjeu majeur de la recherche. La présence d'un sabot rajoute des inconnues expérimentales supplémentaires au problème qui affectent directement la robustesse de la méthode. Dans un contexte industriel, la mise de la place de la sonde et du sabot peut être réalisée par un robot. Cette automatisation peut permettre de contrôler la sensibilité de la méthode. Comme la configuration sera toujours la même, il est possible de renseigner la position exacte de la sonde par rapport à la pièce et d'inclure l'influence du couplant sur les temps de vol des modes. Cette influence peut être déterminer en effectuant un test sur une pièce dont les paramètres sont connus.

D'un autre côté, la stratégie d'apprentissage automatique a montré de résultats très convaincants. Néanmoins, les écarts obtenus sont calculés par rapport aux valeurs supposés des paramètres expérimentaux. Il n'est pas possible de connaître préalablement les valeurs exactes des paramètres d'inspection, car les vitesses de propagation dans un matériau dépendent notamment de l'alliage utilisé et de la température. Il faut donc utiliser une méthode complémentaire comme la méthode analytique pour trouver les vitesses de propagation.

Tableau 4.1 Comparaison des différentes méthodes de détermination des paramètres du setup

Paramètres	Méthode		Réseau de neurones		
	analytique partielle	analytique totale			
Vitesse dans le sabot (m/s)	2338	2338	0%	2338	0%
Épaisseur (mm)	18.82	20.29	7.8%	18.98	0.9%
Vitesse longitudinale (m/s)	5903	6320	7.1%	6027	2.1%
Vitesse transversale (m/s)	3231	3439	6.4	3344	3.5%

Le Tableau 4.1 résume les valeurs des paramètres de l'inspection du bloc d'étude obtenue par les différentes méthodes. Les paramètres réels sont supposés être ceux de la méthode analytique partielle, car l'épaisseur est préalablement fixée et les images TFM reconstruites à partir de ces valeurs sont très réalistes. On peut déduire de ce postulat que le réseau de neurones est plus performant que la méthode analytique. En effet, la méthode analytique permet de déterminer avec précision la vitesse de propagation dans le wedge, mais les autres paramètres sont estimés avec une erreur de 7% en moyenne. Le réseau de neurones quant à lui donne une estimation avec une précision inférieure à 3.5%. Contrairement à la méthode analytique, la stratégie utilisant l'IA est peu sensible aux conditions expérimentales, car l'apprentissage est en partie réalisé sur des données réelles qui prennent en compte la présence de gel entre les différentes interfaces du système. Les figures suivantes mettent en évidence les performances de chacune des méthodes pour la reconstruction des images TFM des fentes du spécimen.

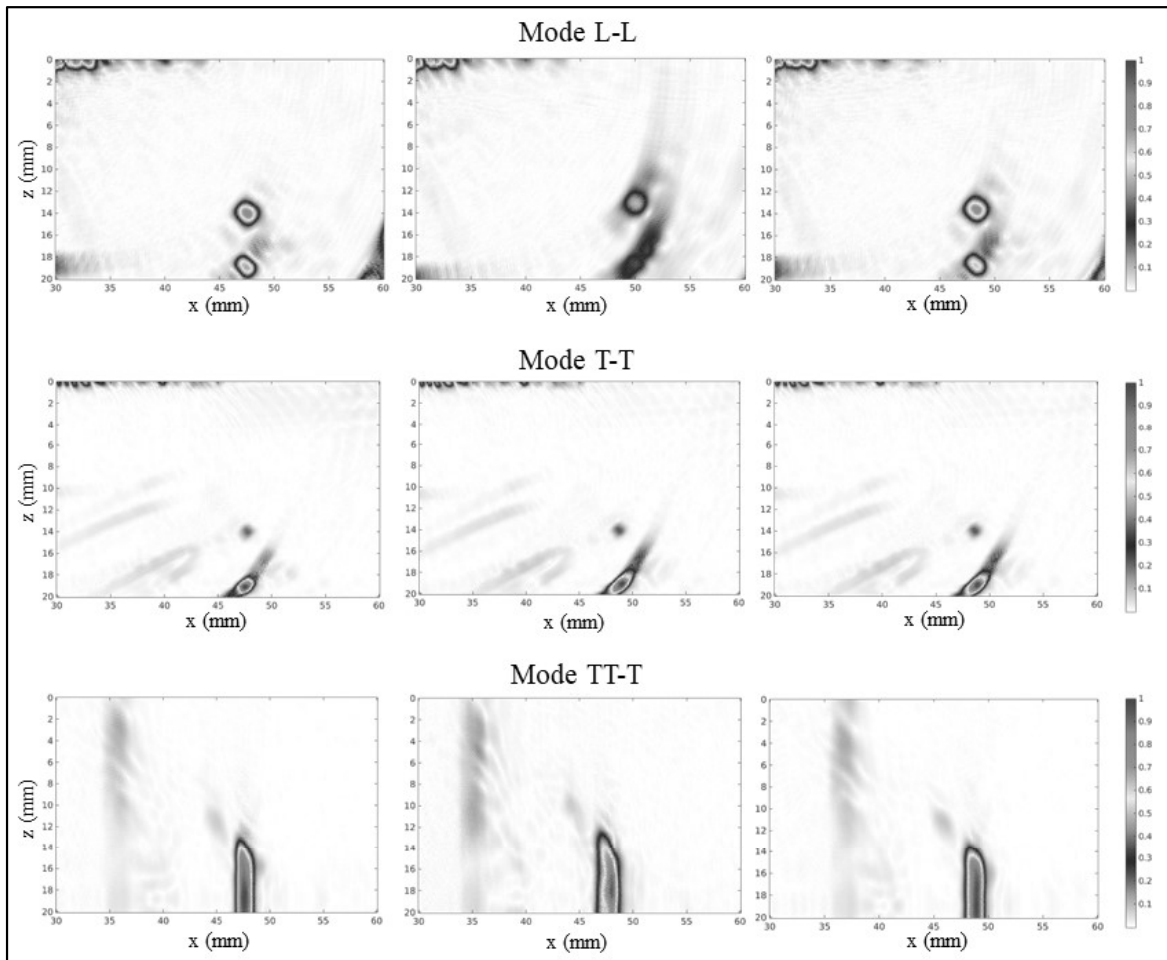


Figure 4.1 Images TFM de la fente à 90° reconstruites à partir des paramètres réels (à gauche), de la méthode analytique (au milieu) et du réseau de neurones (à droite) pour les modes L-L, T-T et TT-T

Comme observés dans le CHAPITRE 2, les images TFM reconstruites grâce à la méthode analytique sont dégradées par rapport aux images « réelles ». Bien que les fentes ou leurs extrémités soient toujours visibles, la taille et l'intensité des artefacts sont augmentées. Les tâches représentatives des fentes sont étalées et voient leurs intensités relatives diminuer. Ainsi, les erreurs de détermination de la méthode analytique ont des effets importants sur la qualité des images TFM des fentes.

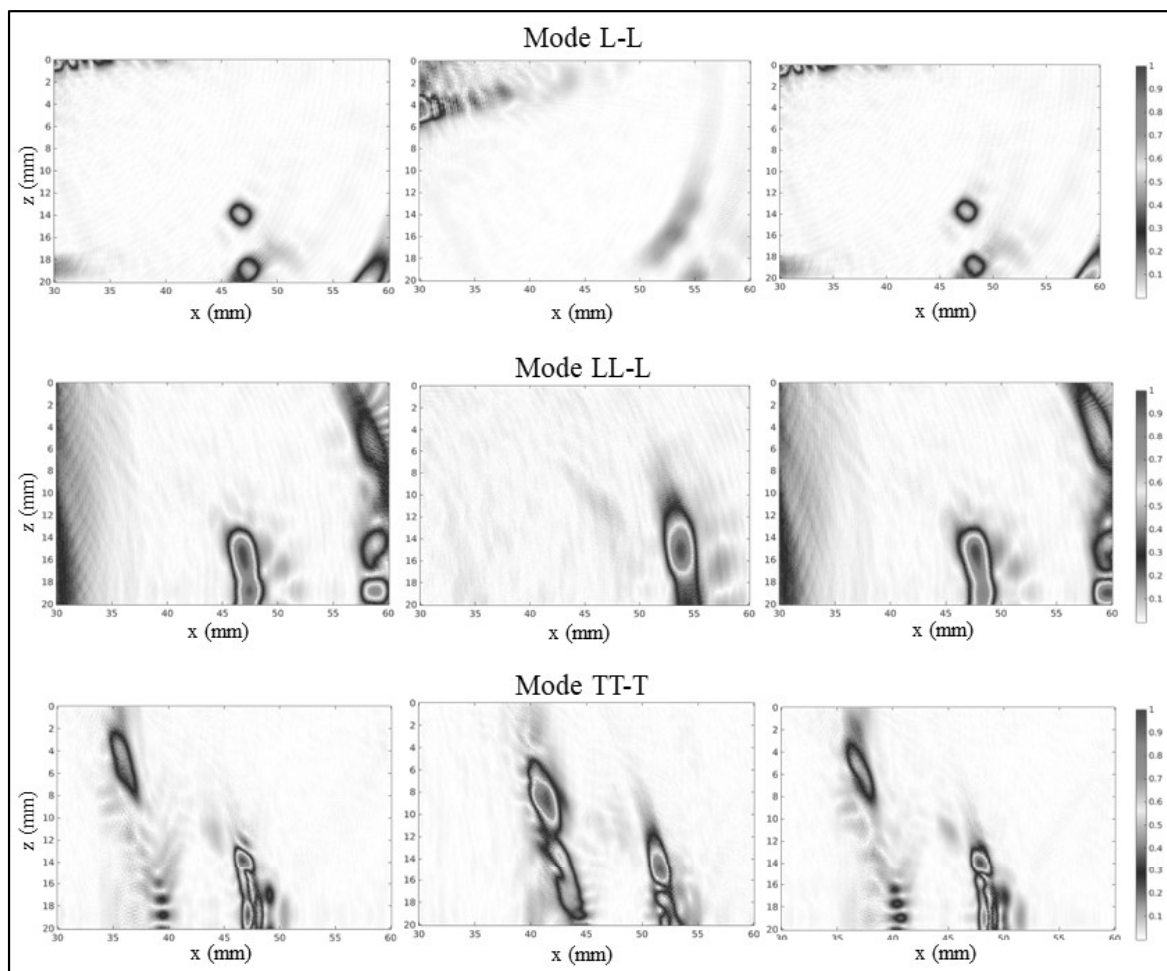


Figure 4.2 Images TFM de la fente à 80° reconstruites à partir des paramètres réels (à gauche), de la méthode analytique (au milieu) et du réseau de neurones (à droite) pour les modes L-L, LL-L et TT-T

D'autre part, les images reconstruites à partir des valeurs données par le réseau de neurones sont très fidèles aux images réelles. La différence entre les images est minimale : la visualisation de la fente est identique, mais l'intensité relative de certains artefacts est légèrement augmentée. L'apprentissage automatique se révèle être très performant pour la visualisation des fentes et la reconstruction d'images TFM réelles. L'incertitude des paramètres a un effet mineur sur la qualité de l'inspection.

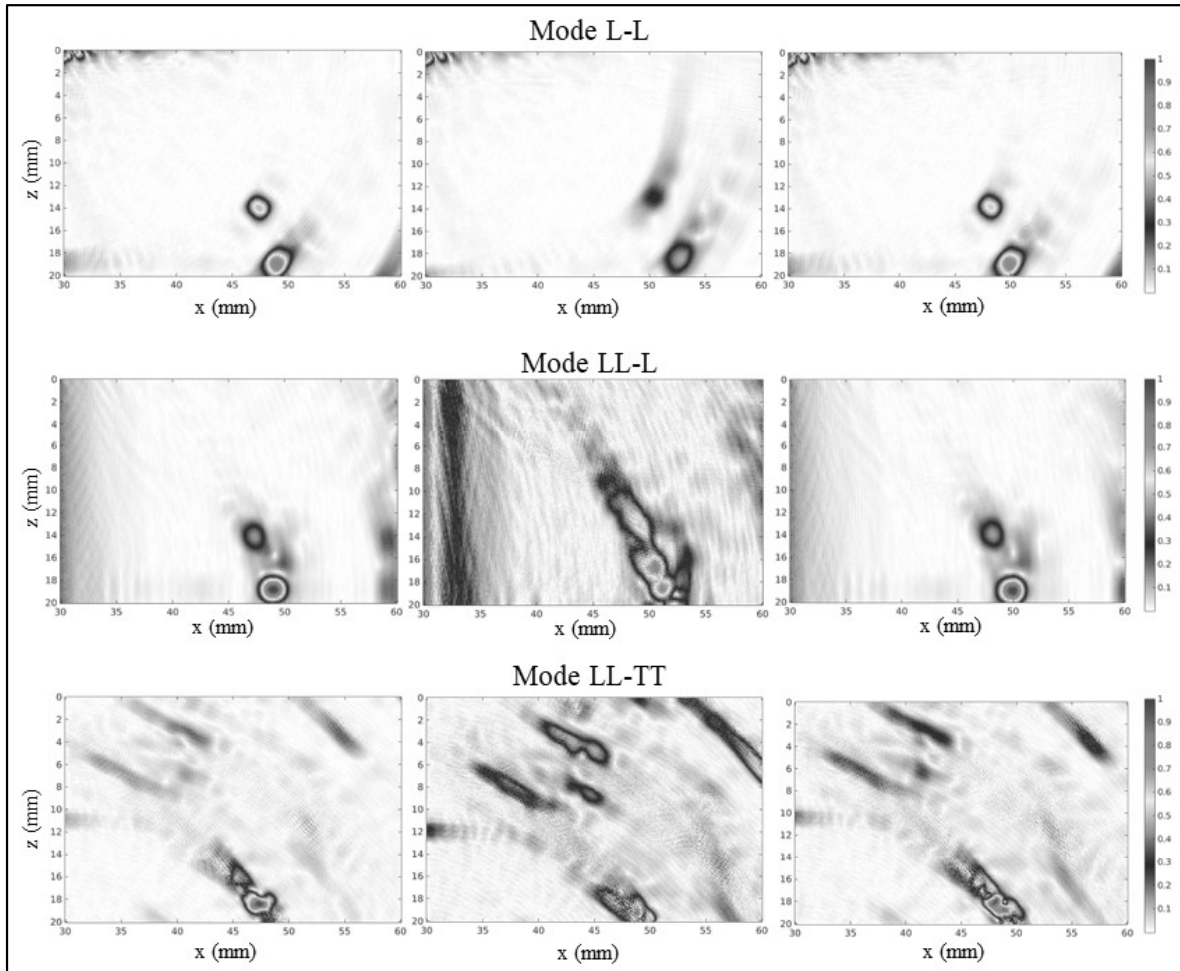


Figure 4.3 Images TFM de la fente à 70° reconstruites à partir des paramètres réels (à gauche), de la méthode analytique (au milieu) et du réseau de neurones (à droite) pour les modes L-L, LL-L et LL-TT

4.3 Faisabilité

Le dernier point abordé est la faisabilité de la méthode, c'est-à-dire sa simplicité de mise en place. La faisabilité est l'un des principaux avantages de la première approche. En effet, celle-ci ne nécessite aucune donnée ultrasonore autre que celle à analyser. Cette méthode nécessite uniquement de pouvoir calculer le temps d'arrivée des échos en fonction des paramètres d'inspection. D'un point de vue pratique, il suffit d'exécuter un script Matlab prenant comme entrée l'acquisition FMC et les données de la sonde (bande passante, nombre d'éléments, leurs espacements), du sabot (hauteur du premier élément) et du dispositif

d'acquisition ultrasonore (fréquence d'acquisition et fréquence d'échantillonnage). Ainsi, la méthode analytique peut être très facilement mise en place.

Concernant la deuxième méthode, les outils nécessaires à la détermination des paramètres sont nombreux. Premièrement, il faut disposer d'une base de données importante. La simulation de données permet de simplifier cette tâche, car il est possible d'avoir un grand nombre de données dont les paramètres sont connus avec précision. Le problème concerne les données expérimentales utilisées pour l'apprentissage par transfert. Il est nécessaire de disposer de plusieurs spécimens possédant des épaisseurs et des matériaux différents. De surcroît, l'épaisseur doit être connue avec précision : elle doit être fournie par le fabricant ou directement mesurée. En outre, les plages de variations de paramètres doivent inclure les valeurs des paramètres qu'on cherche à déterminer. Par exemple, on ne peut pas inspecter une pièce en acier si les données expérimentales utilisées pour le transfert par apprentissage ont été faites sur de l'aluminium, car les vitesses de propagation sont différentes. Pour conclure, la faisabilité de la méthode d'apprentissage automatique repose sur la disponibilité d'un set de données expérimentales adéquat.

4.4 Adaptabilité

Finalement, le dernier critère étudié est l'adaptabilité de la méthode. C'est une propriété secondaire, mais qui peut s'avérer être importante lorsque plusieurs sondes et sabots sont utilisés pour inspecter des pièces différentes. L'avantage de la méthode analytique est qu'elle est indépendante de la sonde, du sabot, du matériau inspecté et de l'épaisseur du spécimen. Le point de vigilance est de penser à modifier les bornes des intervalles de variation des paramètres. Pour trouver l'extremum de la fonction de coût, il faut que ce dernier soit atteint par une valeur contenue dans l'ensemble de définition. Cet ensemble de définition est définie au début grâce à une connaissance partielle des différents paramètres. Si l'ordre de grandeur d'un des paramètres reste inconnu, il suffit d'élargir la plage de variation correspondante : ce qui induira une augmentation du temps d'optimisation. L'angle et la vitesse de propagation associé au sabot sont connus grâce au fabricant. Les vitesses de propagation dans le spécimen

dépendent du matériau : la plupart des pièces industriels sont en aluminium ou en acier. L'ordre de grandeur de l'épaisseur est généralement connu par l'inspecteur. La versatilité de la méthode analytique permet d'optimiser tous les setups imaginables sans augmenter le temps de calcul à la condition que les paramètres soient grossièrement connus.

En revanche, la méthode par apprentissage automatisée n'est pas universelle, car elle dépend de la sonde et du sabot. Toutes les données simulées et expérimentales utilisées pour entraîner le modèle sont acquises par une même sonde et un même sabot. Ainsi, l'apprentissage est efficace seulement pour les inspections utilisant les mêmes instruments. Dans le cas où plusieurs sondes et sabots sont utilisés, il faut réaliser un entraînement par configuration d'inspection. En outre, les valeurs des paramètres à déterminer doivent être du même ordre de grandeur que celles de la base de données. Similairement à la première méthode, il est souhaitable de connaître l'ordre de grandeur des paramètres ou créer une grande base de données qui couvrent toutes les valeurs possibles des différents paramètres. En conclusion, cette seconde méthode peut être adaptée à toutes les configurations d'inspection, mais chaque configuration nécessite un entraînement différent.

4.5 Limite des méthodes

Les deux méthodes présentées dans ce mémoire exploitent les modes structuraux de la pièce à inspecter. Pour qu'elles puissent fonctionner, il est donc nécessaire que les échos provenant de la surface et du fond du spécimen soient observés. Lors d'une inspection à 0° , ces échos sont réceptionnés à condition qu'ils ne soient pas totalement atténués (épaisseur trop grande ou coefficient d'atténuation élevé). Dans notre cas, la direction principale de propagation n'est pas verticale à cause de la présence du sabot à angle : seulement une petite partie de l'intensité est réfléchi par le fond avant de revenir à la pièce. Les éléments piézoélectriques sont des émetteurs ponctuels qui ont une certaine directivité. Les éléments sont disposés de façon à ce que la direction principale soit la normale à la surface de la sonde. Si l'angle du sabot est plus important que l'angle de divergence du faisceau ultrasonore, il est impossible de réceptionner les modes structuraux.

Le même spécimen a été inspecté avec la même sonde, mais en remplaçant le sabot à 20° avec un sabot à 36.1° . La Figure 4.4 montre que les différents échos du fond de la pièce n'apparaissent pas : seuls les échos de surface sont visibles. La simulation sur le logiciel CIVA permet de visualiser le faisceau ultrasonore. On observe que la majorité de l'onde ultrasonore est réfléchié loin de la sonde. Les méthodes présentées sont exploitables lorsque l'angles du sabot n'est pas élevé et que les éléments piézoélectriques ne sont pas trop directifs.

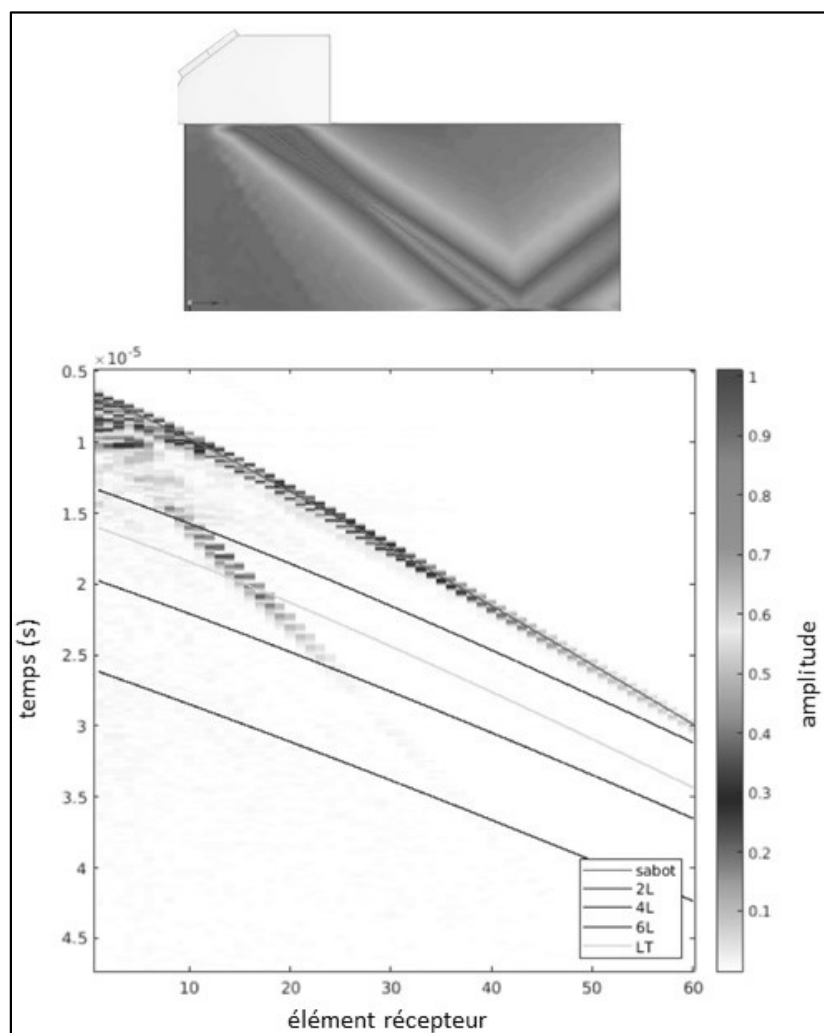


Figure 4.4 B-scan et simulation CIVA de l'inspection avec un sabot de 36.1°

Maintenant que les deux méthodes ont été discutées et comparées sur les différents critères d'évaluation, ce mémoire va se clore en tirant des conclusions sur les résultats et la contribution du travail de recherche et en discutant des implications et des perspectives pour de futures recherches.

CONCLUSION

Tout au long de ce travail de recherche, il a été question de développer un outil complémentaire à la reconstruction TFM. La méthode TFM est l'un des algorithmes d'imagerie le plus utilisé de nos jours que ce soit dans le domaine de la recherche ou le domaine industriel, car il permet d'obtenir des images à haute résolution des défauts présents dans une pièce. Cependant, cette méthode possède un gros inconvénient qui est sa sensibilité aux incertitudes des paramètres d'inspection. En effet, la reconstruction de l'image nécessite une connaissance très précise des vitesses de propagation et des paramètres géométriques du système.

Lors de l'inspection d'un cordon de soudure d'un tuyau, l'utilisation d'un sabot et la méconnaissance de l'épaisseur complexifient la détermination des paramètres d'inspection. En supposant que les dimensions du sabot et de la sonde sont connues avec précision, les inconnues à déterminer sont la vitesse de propagation de l'onde longitudinale dans le sabot, l'épaisseur du spécimen et les vitesses de propagation des ondes longitudinales et transversales dans ce dernier. L'objectif de ce projet a donc été de créer une méthode rapide, efficace et automatique capable de déterminer ces paramètres à partir de la donnée FMC utilisée pour reconstruire l'image. Ainsi, le temps d'inspection n'est pas augmenté et il n'y a pas de matériel ou d'étapes supplémentaires à effectuer. Dans ce mémoire, deux approches différentes ont été proposées pour répondre à cette problématique.

La première est une méthode analytique qui consiste à déterminer successivement les différents paramètres. À cet effet, les modes structuraux de la donnée FMC sont comparés à aux modes calculés analytiquement en utilisant différentes fonctions de coût. Les paramètres optimaux sont ceux qui permettent de maximiser les fonctions de coûts et sont déterminés grâce à un algorithme de recuit simulé. Cette méthode se révèle être très efficace lorsque l'épaisseur du spécimen est préalablement connue. Néanmoins, la détermination simultanée des vitesses de propagation et de l'épaisseur est très sensible aux conditions expérimentales. L'erreur d'estimation peut atteindre 8% entraînant une dégradation notable des images TFM.

L'inconvénient principal de cette méthode reste le temps d'optimisation qui avoisine l'heure et qui ne permet donc pas une inspection en temps réel.

La seconde méthode est basée sur l'apprentissage automatique par un réseau de neurones convolutif. Un premier entraînement du modèle est réalisé sur un grand nombre de données expérimentales. À la suite, les cinq premières couches sont gelées avant d'entraîner le modèle une seconde fois sur des données expérimentales. Cette stratégie permet de maximiser les performances sur les FMC réelles : elle est donc moins sensible que l'approche analytique. L'incertitude d'évaluation des paramètres est inférieure à 3.5% et les images reconstruites sont très proches des images réelles. De plus, le calcul des paramètres est instantané une fois que le modèle est entraîné.

Pour conclure, les deux méthodes présentées peuvent être utilisées de manière complémentaire. Connaissant l'épaisseur d'une pièce, on peut déterminer avec précision les différentes vitesses de propagation grâce à l'approche analytique : il est alors possible de labelliser les données réelles. Ces données peuvent ensuite être utilisées pour entraîner un réseau de neurones qui sera capable de déterminer les paramètres d'une pièce dont on ne connaît même pas l'épaisseur. Les solutions proposées peuvent être appliquées à l'inspection de toutes pièces dont l'épaisseur est constante avec ou sans sabot si les échos provenant des défauts ne se superposent pas avec les modes structuraux. Dans le cas contraire, il suffit de réaliser une autre acquisition FMC dans une zone sans défaut pour déterminer les différents paramètres. Les résultats ont été utilisés pour reconstruire des images TFM classique, mais ce travail est applicable à tous les algorithmes d'imagerie qui nécessitent de connaître les paramètres d'inspection, comme la TFM à cohérence de phase.

En définitive, des perspectives d'amélioration de la méthode proposée sont à prendre en compte et peuvent faire l'objet de recherches futures. Premièrement, les performances du réseau de neurones peuvent être augmentées par la création d'une base de données expérimentales plus grande et plus diversifiée. Des acquisitions à différentes températures ambiantes peuvent être effectuées de manière à modifier les vitesses de propagation dans le

sabot et dans les spécimens. Finalement, il est envisageable de complexifier le modèle pour que ce dernier puisse traiter des données acquises par plusieurs sondes et plusieurs sabots. Pour cela, les données devront être retravailler pour fournir au modèle des informations supplémentaires comme les dimensions du sabot, la fréquence d'échantillonnage et le pitch de la sonde.

ANNEXE I

Modes de propagation utilisés pour la méthode analytique

a) Mode de propagation dans le sabot : premier écho de surface

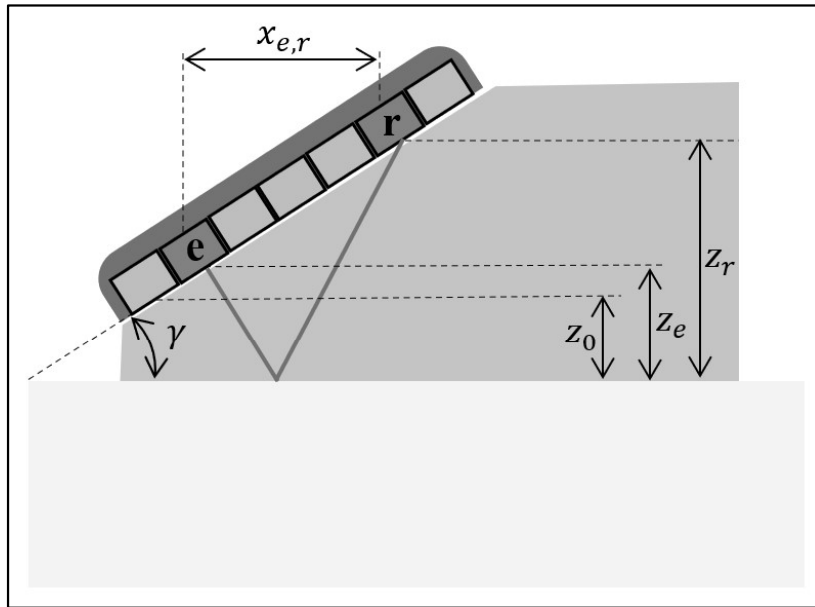


Figure-A I-1 Schéma représentant le chemin suivi par l'onde ultrasonore émise par e et reçue par r qui est réfléchi par la paroi frontale

Le premier mode d'intérêt correspond au rebond de l'onde sur la paroi frontale du spécimen. L'onde se propage en mode longitudinal dans le sabot et ne pénètre pas dans le matériau. Comme il n'y a pas de conversion, l'angle d'incidence et de réflexion sont identiques et on peut appliquer le théorème de Pythagore et obtenir le temps d'arrivée du mode. Le temps d'arrivée t_w d'une onde émise par l'élément e, réfléchi sur la paroi frontale avant d'être reçue par l'élément r est décrit par :

$$t_w = \frac{\sqrt{x_{e,r}^2 + (2z_0 + z_e + z_r)^2}}{C_0} \quad (\text{A I-1})$$

Où $x_{e,r} = |e - r| \cos \gamma$ est la distance horizontale qui sépare l'élément e de l'élément r

Les modes comprenant des trajets sous forme d'ondes transversales dans le sabot ne sont pas exploités, car la sonde utilisée permet d'émettre et recevoir uniquement des ondes longitudinales.

b) Modes de propagation longitudinaux dans la pièce

Les modes qui se propagent dans la pièce sont nombreux. Comme la propagation a lieu sous la sonde, il y a toujours peu de conversion : les modes principaux sont donc les modes de propagation pour lesquels l'onde se propage uniquement sous forme longitudinale. Il existe une infinité de ces modes. Chaque mode correspondant à un nombre d'aller-retour dans la pièce. On note par la suite m le nombre d'aller-retour ou la multiplicité du mode. Par exemple, $m=1$ correspond au mode 2L (ou LL) alors que $m=2$ correspond au mode 4L (ou LLLL) comme le montre la Figure. Plus la multiplicité du mode longitudinal est élevée, plus son temps de vol est élevé et plus son intensité diminue due à l'atténuation. Les modes étudiés sont les modes 2L, 4L et 6L.

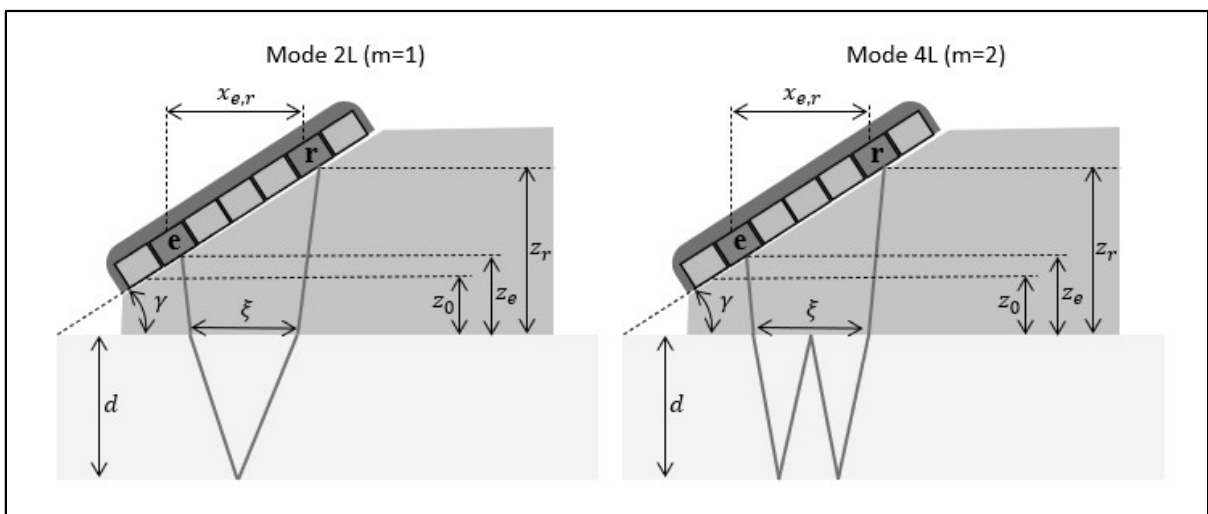


Figure-A I-2 Schéma représentant le chemin suivie par l'onde longitudinale émise par e et reçue par r pour le mode 2L (à gauche) et 4L (à droite)

En notant ξ la distance horizontale parcourue par l'onde dans la pièce, il est possible d'obtenir le temps de vol de l'onde, grâce à deux théorèmes de Pythagore (un dans le sabot et dans la pièce).

$$t_{mL} = \frac{\sqrt{(x_{e,r} - \xi)^2 + (2z_0 + z_e + z_r)^2}}{C_0} + \frac{\sqrt{\xi^2 + (2md)^2}}{C_L} \quad (\text{A I-2})$$

Il est alors possible de calculer la dérivée du temps de vol par rapport à ξ :

$$\frac{dt_{mL}}{d\xi} = \frac{\xi}{C_L \sqrt{\xi^2 + (2md)^2}} - \frac{(x_{e,r} - \xi)}{C_0 \sqrt{(x_{e,r} - \xi)^2 + (2z_0 + z_r)^2}} \quad (\text{A I-3})$$

D'après le principe de Fermat, l'onde prend toujours le chemin le plus court. L'inconnue ξ est donc la racine du polynôme :

$$\begin{aligned} P(\xi) = & (C_0^2 - C_L^2)\xi^4 + 2x_{e,r}(C_L^2 - C_0^2)\xi^3 \\ & + \left((x_{e,r}^2 + (2z_0 + z_e + z_r)^2)C_0^2 \right. \\ & - \left. (x_{e,r}^2 + (2md)^2)C_L^2 \right)\xi^2 + 8x_{e,r}(C_L md)^2\xi \\ & - (2C_L x_{e,r} md)^2 \end{aligned} \quad (\text{A I-4})$$

Finalement, il suffit d'insérer la valeur de ξ dans l'équation (A I-2) pour obtenir le temps d'arrivée de l'écho.

c) Mode de propagation dans la pièce avec conversion sur la paroi de fond

En supplément des modes longitudinaux, il est possible d'observer à partir d'un certain angle un mode de conversion sur la paroi de fond. Cette conversion a lieu lorsque l'élément récepteur est assez éloigné de l'élément émetteur. Ce mode est nommé LT, car il est constitué d'un trajet longitudinal et d'un trajet transversal dans la pièce (voir Figure).

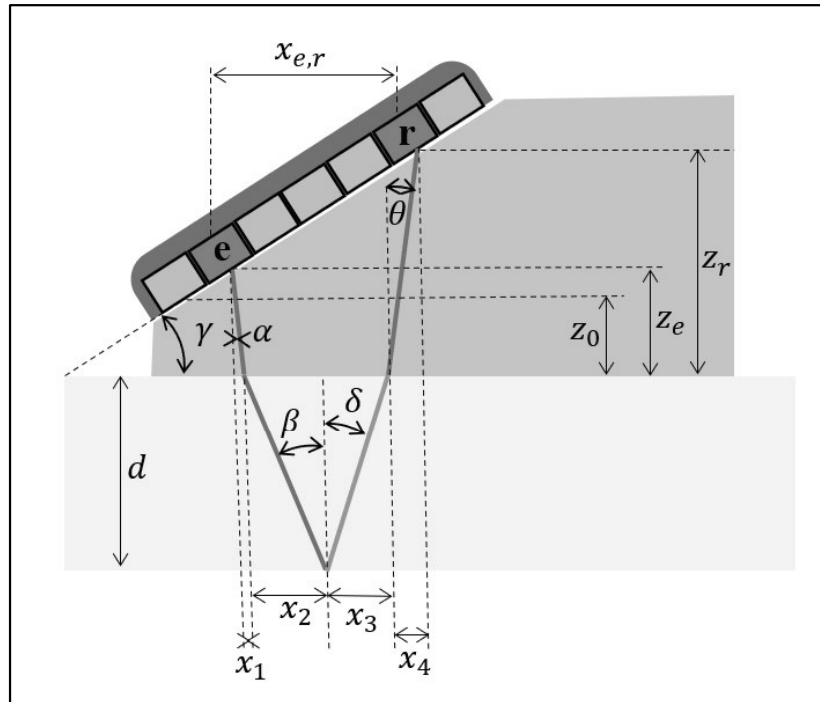


Figure-A I-3 Schéma représentant le chemin suivie par l'onde émise par e et reçue par r pour le mode LT

Par théorèmes de Pythagore successifs, le temps d'arrivée du mode LT est :

$$t_{LT} = \frac{\sqrt{x_1^2 + z_0^2} + \sqrt{x_4^2 + (z_0 + z_r)^2}}{C_0} + \frac{\sqrt{x_2^2 + d^2}}{C_L} + \frac{\sqrt{x_3^2 + d^2}}{C_S} \quad (\text{A I-5})$$

Les variables x_1 , x_2 , x_3 et x_4 correspondent aux différentes composantes horizontales des différents et peuvent être exprimer en fonctions des angles des trajets :

$$\begin{cases} x_1 = z_0 \tan \alpha \\ x_2 = d \tan \beta \\ x_3 = d \tan \delta \\ x_4 = (z_0 + z_r) \tan \theta \end{cases} \quad (\text{A I-6})$$

À l'aide des lois de Snell-Descartes, il est également possible relier les angles entre eux pour n'avoir plus qu'une seule inconnue :

$$\begin{cases} \beta = \sin^{-1} \left(\frac{C_L}{C_0} \sin \alpha \right) \\ \gamma = \sin^{-1} \left(\frac{C_S}{C_L} \sin \beta \right) \\ \theta = \sin^{-1} \left(\frac{C_0}{C_S} \sin \delta \right) \end{cases} \quad (\text{A I-7})$$

β a été choisie comme l'inconnue du système. En posant $x_{tot} = x_1 + x_2 + x_3 + x_4$, la valeur de β vérifie : $x_{tot}(\beta) = x_{e,r}$. Pour ce faire, on étudie la fonction $f(\beta) = x_{tot}(\beta) - x_{e,r}$ et on détermine son unique racine.

BIBLIOGRAPHIE

- Badrinarayanan, Vijay, Alex Kendall et Roberto Cipolla. 2017. « SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 39, n° 12, p. 2481-2495. <<https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2644615>>.
- Bertsimas, Dimitris et John Tsitsiklis. 1993. « Simulated annealing ». *Statistical science*, vol. 8, n° 1, p. 10-15.
- Bevan, Rhodri L T, Nicolas Budyn, Anthony J Croxford et Paul D Wilcox. [s d]. « ULTRASONIC-BASED DETERMINATION OF IMMersed PHASED ARRAY SETUP VARIABLES ».
- Bray, Don E. 2014. *Nondestructive Evaluation: A Tool in Design, Manufacturing and Service*, 1^{re} éd. CRC Press. <<https://doi.org/10.1201/9781315272993>>. Consulté le 22 décembre 2023.
- Cantero-Chinchilla, Sergio, Paul D. Wilcox et Anthony J. Croxford. 2022. « A deep learning based methodology for artefact identification and suppression with application to ultrasonic images ». *NDT & E International*, vol. 126, p. 102575. <<https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2021.102575>>.
- Chapon, Arthur, Daniel Pereira, Matthew Toews et Pierre Belanger. 2021. « Deconvolution of ultrasonic signals using a convolutional neural network ». *Ultrasonics*, vol. 111, p. 106312. <<https://doi.org/10.1016/j.ultras.2020.106312>>.
- Cheeke, J. David N. 2017. *Fundamentals and Applications of Ultrasonic Waves*, 2^e éd. CRC Press. <<https://doi.org/10.1201/b12260>>. Consulté le 22 décembre 2023.
- Dayal, Vinay. 1992. « An automated simultaneous measurement of thickness and wave velocity by ultrasound ». *Experimental Mechanics*, vol. 32, n° 3, p. 197-202. <<https://doi.org/10.1007/BF02319355>>.
- Drinkwater, Bruce W. et Paul D. Wilcox. 2006. « Ultrasonic arrays for non-destructive evaluation: A review ». *NDT & E International*, vol. 39, n° 7, p. 525-541. <<https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2006.03.006>>.
- Granados, G.E., R. Miorelli, F. Gatti, S. Robert et D. Clouteau. 2023. « Towards a multi-fidelity deep learning framework for a fast and realistic generation of ultrasonic multi-modal Total Focusing Method images in complex geometries ». *NDT & E International*, vol. 139, p. 102906. <<https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2023.102906>>.
- Han, Xiao-li, Wen-tao Wu, Ping Li et Jing Lin. 2014. « Application of ultrasonic phased array total focusing method in weld inspection using an inclined wedge ». In

Proceedings of the 2014 Symposium on Piezoelectricity, Acoustic Waves, and Device Applications. (2014), p. 114-117. IEEE.

He, Ping. 2001. « Simultaneous measurement of sound velocity and wall thickness of a tube ». *Ultrasonics*, vol. 39, n° 6, p. 407-411. <[https://doi.org/10.1016/S0041-624X\(01\)00079-8](https://doi.org/10.1016/S0041-624X(01)00079-8)>.

He, Ping. 2003. *Method for determining the wall thickness and the speed of sound in a tube from reflected and transmitted ultrasound pulses*. Google Patents.

Holmes, Caroline, Bruce W. Drinkwater et Paul D. Wilcox. 2005. « Post-processing of the full matrix of ultrasonic transmit–receive array data for non-destructive evaluation ». *NDT & E International*, vol. 38, n° 8, p. 701-711. <<https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2005.04.002>>.

Holmes, Caroline, Bruce Drinkwater et Paul Wilcox. 2004. « The post-processing of ultrasonic array data using the total focusing method ». *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, vol. 46, n° 11, p. 677-680.

Huang, Chengyang et Francesco Lanza Di Scalea. 2023. « Application of Sparse Synthetic Aperture Focusing Techniques to Ultrasound Imaging in Solids Using a Transducer Wedge ». *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*.

Kim, Young H, Sung-Jin Song et Jeong-Ki Lee. 2003. « Simultaneous measurements of the ultrasonic wave velocity and thickness of a solid plate made from one side of the plate ». *Measurement Science and Technology*, vol. 14, n° 5, p. N13-N16. <<https://doi.org/10.1088/0957-0233/14/5/401>>.

Krautkrämer, Josef et Herbert Krautkrämer. 2013. *Ultrasonic testing of materials*. Springer Science & Business Media.

Kumar, Anish. 2020. « Phased array ultrasonic imaging using angle beam virtual source full matrix capture-total focusing method ». *NDT & E International*, vol. 116, p. 102324.

Kuo, I. Y., B. Hete et K. K. Shung. 1990. « A novel method for the measurement of acoustic speed ». *The Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 88, n° 4, p. 1679-1682. <<https://doi.org/10.1121/1.400242>>.

Munir, Nauman, Jinhyun Park, Hak-Joon Kim, Sung-Jin Song et Sung-Sik Kang. 2020. « Performance enhancement of convolutional neural network for ultrasonic flaw classification by adopting autoencoder ». *NDT & E International*, vol. 111, p. 102218. <<https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2020.102218>>.

Painchaud-April, Guillaume, Nicolas Badeau et Benoit Lepage. 2018. « Total focusing method (TFM) robustness to material deviations ». In *44TH ANNUAL REVIEW OF PROGRESS IN QUANTITATIVE NONDESTRUCTIVE EVALUATION, VOLUME 37*.

(Provo, Utah, USA, 2018), p. 200007. <<https://doi.org/10.1063/1.5031643>>. Consulté le 22 décembre 2023.

- Pyle, Richard J., Rhodri L. T. Bevan, Robert R. Hughes, Rosen K. Rachev, Amine Ait Si Ali et Paul D. Wilcox. 2021. « Deep Learning for Ultrasonic Crack Characterization in NDE ». *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 68, n° 5, p. 1854-1865. <<https://doi.org/10.1109/TUFFC.2020.3045847>>.
- Shull, Peter J. 2002. *Nondestructive Evaluation*, 0 éd. CRC Press. <<https://doi.org/10.1201/9780203911068>>. Consulté le 22 décembre 2023.
- Titov, S. A., R. G. Maev et A. N. Bogachenkov. 2009. « Measuring the acoustic wave velocity and sample thickness using an ultrasonic transducer array ». *Technical Physics Letters*, vol. 35, n° 11, p. 1029-1031. <<https://doi.org/10.1134/S1063785009110170>>.
- Wilcox, Paul D., Anthony J. Croxford, Nicolas Budyn, Rhodri L. T. Bevan, Jie Zhang, Artem Kashubin et Peter Cawley. 2020. « Fusion of multi-view ultrasonic data for increased detection performance in non-destructive evaluation ». *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 476, n° 2243, p. 20200086. <<https://doi.org/10.1098/rspa.2020.0086>>.
- Zhang, Jie, Bruce W. Drinkwater, Paul D. Wilcox et Alan J. Hunter. 2010. « Defect detection using ultrasonic arrays: The multi-mode total focusing method ». *NDT & E International*, vol. 43, n° 2, p. 123-133. <<https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2009.10.001>>.