

UNIVERSITE DE BLIDA 1
Faculté de Technologie
Département d'électronique
THESE DE DOCTORAT EN SCIENCES
Spécialité : Electronique

Développement d'algorithmes de traitement des signaux pour la détection
et la localisation des défauts. Application au contrôle des matériaux par
ultrasons multiéléments.

Par
BENYAHIA AHMED

Devant le jury composé de :

Nadjia BENBLIDIA	Professeur, U. de Blida 1	Présidente
Abderrezak GUESSOUM	Professeur, U. de Blida 1	Directeur de thèse
Abdessalem BENAMMAR	Directeur de recherche, CRTI Alger	Co-directeur de thèse
Mohamed OULD ZMIRLI	Professeur, U. de Médéa	Examineur
Farid YKHLEF	Professeur, U. de Blida 1	Examineur
Mohamed SOLTANE	MCA, U. de Médéa	Examineur

BLIDA, Janvier 2024

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je rends grâce à Allah, le Tout-Puissant, de m'avoir accordé le courage, la patience et la volonté nécessaires pour atteindre cet objectif.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Monsieur **Abdessalem BENAMMAR**, Directeur de recherche au CRTI et co-directeur de cette thèse, pour m'avoir encadré au cours de ces années. Mes remerciements vont à lui pour ses conseils précieux, son intérêt soutenu pour mon travail, sa disponibilité, sa patience, et surtout sa confiance en moi, ainsi que pour ses encouragements constants.

Je remercie chaleureusement Monsieur **Abderezak GUESSOUM**, professeur à l'université de Blida 1, d'avoir accepté la direction de cette thèse. Mes remerciements s'étendent à lui pour son suivi attentif et ses conseils précieux tout au long de ces années d'études doctorales.

Je suis reconnaissant envers Madame **Nadjia BENBLIDIA**, professeur à l'université de Blida 1, pour avoir accepté l'honneur de présider le jury. Son expertise et ses commentaires enrichissants ont grandement contribué à l'évaluation de cette thèse.

J'exprime également ma sincère gratitude envers Monsieur **Mohamed OULD ZMIRLI**, Professeur à l'université de Médéa, à Monsieur **Farid YKHLEF**, professeur à l'université de Blida 1, et à Monsieur **Mohamed SOLTANE**, Maître de conférences à l'université de Médéa, pour leur engagement à examiner mes travaux en participant au jury et leurs précieux commentaires qui ont enrichi la qualité de cette thèse. Leurs observations et recommandations ont considérablement contribué à la qualité de ce travail.

Je tiens à remercier tous mes collègues du CRTI pour leurs encouragements et leurs contributions à ce travail.

Enfin, il m'est extrêmement agréable de remercier particulièrement tous ma famille pour leur présence, leur soutien, et leurs encouragements permanents.

ملخص

الكشف والتحديد الدقيق للعيوب الهيكلية له أهمية بالغة في الصناعة، سواءً في عمليات التصنيع أو استغلال الأجزاء المصنعة. في هذه الأطروحة، ركزنا على تحسين الدقة والكشف عن عيوب التصفيح في هياكل المواد المركبة باستخدام بيانات فحص فوق الصوتي: الفحص النقطي (A-scan) والفحص الشريطي (B-scan).

لقد طورنا نهجًا يعتمد على جهاز محول فوق صوتي متعدد العناصر وخوارزمية تستند إلى تحويل ستوكويل المعدل والمحسن، وعتبة تكرارية في مستوى الزمن والتردد، وظل طاقة شانون. أظهرت النتائج المتحصل عليها فعالية طريقتنا في تحسين دقة بيانات فحص الـ A-scan والـ B-scan وكشف وتحديد موقع عيوب التصفيح في العينة المفحوصة. سمحت الخوارزمية المقترحة بفصل الإشارة المفيدة عن الضوضاء، وعزل الصدى المتداخل وإبراز جميع الصدى الموجود في الإشارة فوق الصوتية.

بالتوازي مع ذلك، قدمنا أيضًا نموذجًا لشبكة عصبية تلافيفية لتصنيف عيوب التصفيح في بيانات الفحص بالموجات فوق الصوتية -B-scan-.

تم تقييم هذا النموذج على بيانات محاكاة وبيانات تجريبية، وأظهر نتائج مشجعة مع قدرة عالية على تصنيف الفئات المختلفة لعيوب التصفيح بدقة. يشكل عملنا تقدمًا مهمًا في مجال الكشف التلقائي لعيوب الانفصال في الصور الفوق صوتية. إنه يسلط الضوء على أهمية استخدام التعلم العميق وتقنيات تحسين البيانات للفحص بالموجات فوق الصوتية. تلك التقديمات توفر فرصًا واعدة لتحسين الدقة والموثوقية بشكل مستمر في أنظمة الفحص التي تعتمد على الموجات فوق الصوتية. يمكن أن يكون هذا البحث له تأثير إيجابي في مختلف القطاعات الصناعية التي تحتاج إلى تقييم دقيق وغير تدميري للمواد المركبة.

Résumé

La détection et la localisation précises des défauts structurels sont d'une importance capitale dans l'industrie, tant pour la fabrication que pour l'exploitation des pièces. Dans cette thèse, nous nous sommes concentrés sur l'amélioration de la résolution et la détection des défauts de délamination dans les structures en matériaux composites en utilisant des données A-scan et B-scan ultrasonores.

Nous avons développé une approche basée sur un transducteur ultrasonore multiéléments et un algorithme basé sur la transformée de Stockwell modifiée optimisée, le seuillage itératif du plan temps-fréquence et l'enveloppe d'énergie de Shannon. Les résultats obtenus ont démontré l'efficacité de notre méthode pour améliorer la résolution des données A-scan et B-scan, ainsi que pour détecter et localiser les défauts de délamination. L'algorithme proposé a permis de séparer le signal utile du bruit, d'isoler les échos chevauchés et de mettre en évidence tous les échos existants dans le signal ultrasonore.

En parallèle, nous avons également proposé un modèle basé sur les réseaux de neurones convolutifs pour la classification des défauts de délamination dans les données B-scan ultrasonores. Ce modèle a été évalué sur des données simulées et expérimentales, montrant des résultats prometteurs avec une capacité élevée à classifier les différentes classes de défauts de délamination.

Notre travail constitue une avancée significative dans le domaine de la détection automatique des défauts de délamination dans les images ultrasonores. Il souligne l'importance de l'utilisation de l'apprentissage profond (Deep Learning) et des techniques d'amélioration des données pour l'inspection par ultrasons. Ces avancées offrent des opportunités prometteuses pour améliorer continuellement la précision et la fiabilité des systèmes d'inspection basés sur les ultrasons.

Abstract

The precise detection and localization of structural defects is of paramount importance in the industry, both for manufacturing and for the exploitation of parts. In this thesis, we focused on improving the resolution and detection of delamination defects in composite material structures using ultrasonic A-scan and B-scan data.

We have developed an approach based on a phased array transducer and an algorithm based on the optimized modified Stockwell transform, iterative thresholding of the time-frequency plane and the Shannon energy envelope. The results obtained demonstrated the effectiveness of our method in improving the resolution of A-scan and B-scan data and in detecting and locating delamination defects. The proposed algorithm made it possible to separate the useful signal from the noise, to isolate the overlapped echoes and to highlight all the existing echoes in the ultrasonic signal.

In parallel, we also proposed a model based on convolutional neural networks for the classification of delamination defects in ultrasound B-scan data. This model has been evaluated on simulated and experimental data, showing promising results with a high ability to accurately classify the different classes of delamination defects.

Our work constitutes a significant advance in the field of automatic detection of delamination defects in ultrasound images. It highlights the importance of using deep learning and data enhancement techniques for ultrasonic inspection. These advances offer promising opportunities to continually improve the accuracy and reliability of ultrasonic-based inspection systems.

Table des matières

Remerciements.....	II
Résumé.....	III
Table des matières	VI
Liste des figures	X
Liste des tableaux.....	XVI
Liste des abréviations.....	XVII

Introduction générale	1
Contexte et problématique de la thèse	1
Organisation du manuscrit	4

Chapitre I : Résolution des signaux ultrasonores	6
I.1 Introduction	6
I.2 Résolution ultrasonore	6
I.2.1 Résolution temporelle	6
I.2.2 Résolution de contraste	7
I.2.3 Résolution spatiale	7
I.2.3.1 Résolution axiale.....	7
I.2.3.2 Résolution latérale	8
I.3 Artefacts des données ultrasonores.....	8
I.4 Contraintes à l'amélioration de la résolution des données ultrasonores	9
I.4.1 Bruit de speckle.....	9
I.4.2 Variation de la vitesse du son	9
I.4.3 Atténuation.....	9
I.4.4 Réverbération.....	10
I.5 Résolution ultrasonore et : fréquence, emplacement des défauts et matériaux	11
I.5.1 Résolution et fréquence de transducteur	11
I.5.2 Résolution et emplacement des défauts	12
I.5.3 Résolution et type de matériaux.....	13

I.5.3.1 Cas des structures homogènes.....	13
I.5.3.2 Cas des structures hétérogènes.....	14
I.6 Modélisation des données ultrasonores A-scan et B-scan.....	15
I.6.1 A-scan et B-scan	15
I.6.2 Modélisation du signal A-scan.....	17
I.6.3 Modélisation de l'image B-scan	18
I.7 Amélioration de la résolution des données ultrasonores	19
I.7.1 Analyse temps-fréquence du signal ultrasonore	20
I.7.2 Revue sur les travaux basés sur l'analyse temps-fréquence	20
I.7.2.1 Décomposition en mode empirique et ces variantes	21
I.7.2.2 La transformée en ondelettes continue, discrète et paquets d'ondelettes.....	23
I.7.2.3 La transformée de Stockwell.....	26
I.7.3 Synthèse des travaux cités	26
I.8 Conclusion	27
 Chapitre II : Outils de traitement de signal utilisés	29
II.1 Introduction	29
II.2 Intérêt de la représentation temps-fréquence pour les signaux ultrasonores.....	30
II.3 Transformée de Fourier fenêtrée	31
II.3.1 Application de STFT pour l'analyse du signal ultrasonore A-scan.....	33
II.4 Transformée en ondelettes	35
II.4.1 Application de CWT pour l'analyse du signal ultrasonore A-scan	36
II.4.2 Application de DWT pour l'analyse du signal ultrasonore A-scan.....	37
II.5 Transformée de Stockwell.....	39
II.5.1 Transformée en S standard	39
II.5.2 Relation ST-STFT	40
II.5.3 Relation ST-WT	40
II.5.4 Limitations de ST standard.....	41
II.5.5 Versions améliorées de ST standard.....	42
II.5.6 Amélioration proposée	43
II.5.6.1 Optimisation des paramètres a, p et b	44

II.6 Seuillage de la matrice temps-fréquence.....	47
II.6.1 Seuillage itératif.....	48
II.6.2 Seuillage global par la méthode d'Otsu	49
II.7 Détection d'enveloppe.....	51
II.7.1 Enveloppe basée sur le calcul d'énergie de la matrice temps-fréquence	51
II.5 Evaluation des algorithmes d'amélioration.....	53
II.6 Conclusion.....	54

Chapitre III : Algorithmes de détection et localisation des défauts dans les matériaux ..55

III.1 Introduction.....	55
III.2 Les principales étapes proposées pour l'analyse du signal ultrasonore	55
III.2.1 Représentation temps-fréquence	56
III.2.2 Seuillage	57
III.2.3 L'enveloppement ou la détection d'enveloppe	57
III.3 Algorithmes basés sur la transformée en S	57
III.3.1 Energie de Shannon de la transformée en S	57
III.3.2 Energie de Shannon de la transformée en S modifiée et seuillée.....	58
III.3.3 Algorithme proposé.....	59
III.3.4 Contribution de l'algorithme proposé	60
III.4 Comparaison entre les différentes méthodes	61
III.5 Résultats de simulation	62
III.5.1 Résultats pour des A-scans simulés	62
III.5.1.1 Test de robustesse en fonction de la position des défauts	62
III.5.1.2 Test de robustesse en fonction du niveau de bruit	74
III.5.2 Résultats pour des B-scans simulés.....	76
III.6 Résultats expérimentaux	80
III.6.1 Description des échantillons.....	80
III.6.1.1 Echantillon de CFRP	80
III.6.1.2 Echantillon d'Acier.....	80
III.6.1.3 Echantillon d'Aluminium	80
III.6.2 Acquisition de données	81

III.6.3 Résultats et discussions (CFRP).....	81
III.6.4 Résultats et discussions (Acier).....	83
III.6.5 Résultats et discussions (Aluminium).....	86
III.7 Conclusion	88
 Chapitre IV : Localisation de défauts via Deep Learning sur images ultrasonores	89
IV.1 Introduction.....	89
IV.2 Quelques travaux existants	89
IV.3 Descriptions des ensembles de données	92
IV.3.1 Base de donnée simulée	92
IV.3.2 Base de données expérimentale	93
IV.4 Architecture CNN proposée	95
IV.5 Résultats et discussions.....	100
IV.5.1 Base de donnée simulées.....	100
IV.5.2 Base de données expérimentales.....	103
IV.5.3 Résultats et Analyse des performances du modèle	107
IV.6 Conclusion	110
 Conclusion générale	111
Perspectives.....	112
 Références	113

Liste des figures

Chapitre I

Figure I.1 Diagramme schématique illustrant une bonne résolution axiale (a) et une mauvaise résolution axiale (b)	7
Figure I.2 Diagramme schématique illustrant une bonne résolution latérale (a) et une mauvaise résolution latérale (b)	8
Figure I.3 Schéma représentatif montre le bruit de speckle	9
Figure I.4 Effet de l'atténuation dans un matériau composite CFRP	10
Figure I.5 Relation entre la fréquence, la pénétration et la longueur d'onde des ondes ultrasonores (résolution des données).	12
Figure I.6 Signaux d'inspection par ultrasons d'une structure en matériau composite, (a) zone avec défaut très proche et (b) zone avec défaut proche.	13
Figure I.7 Représentation du A-scan et B-scan	16
Figure I.8 Modèle d'un A-scan composé de 4 réflecteurs, (a) sans bruit et (b) avec un bruit blanc de SNR=5dB.	18
Figure I.9 Modèle d'un B-scan composé de 16 A-scans empilés avec un SNR=5dB.	19

Chapitre II

Figure II.10 Etapes proposées pour l'amélioration des signaux de contrôle par ultrasons.	30
Figure II.2 Transformée de Fourier d'un signal sinusoïdale stationnaire, (a) pour une seule fréquence, (b) pour 3 fréquences.	32
Figure II.3 Deux signaux non stationnaires différents ont la même transformée de Fourier.	32
Figure II.4 Analyse à fenêtre glissante dans la STFT.	33
Figure II.5 Analyse par la STFT (b) avec une fenêtre étroite et (c) avec une fenêtre large du signal (a) du modèle de l'équation II.10.	34
Figure II.6 Analyse par la STFT (b) avec une fenêtre étroite et (c) avec une fenêtre large du signal (a) du modèle de l'équation II.10 contenant des échos proches.	34
Figure II.7 Représentation temps-échelle de la transformée en ondelette et la STFT	36

Figure II.8 Analyse par la CWT avec l'ondelette mère (b) de Morlet (c) de Morse du signal (a) du modèle de l'équation I.6.	36
Figure II.9 Analyse par la CWT avec l'ondelette mère (b) de Morlet (c) de Morse du signal (a) du modèle de l'équation I.6 contenant des échos proches.	37
Figure II.10 Analyse par la DWT avec l'ondelette mère db5 et le niveau de décomposition 5 du modèle de l'équation I.6, (a) les coefficients de détail et (b) les coefficients d'approximation.	38
Figure II.11 Analyse par la DWT avec l'ondelette mère db5 et le niveau de décomposition 5 du modèle de l'équation I.6 contenant des échos proches, (a) les coefficients de détail et (b) les coefficients d'approximation.	38
Figure II.12 Analyse par ST standard (b) de signal du modèle de l'équation I.6 (a).	41
Figure II.13 Comparaison ST, MST et OMST proposé : (a) signal temporel avec trois composantes fréquentielles, (b) ST, (c) MST [29], (d) OMST proposé.	46
Figure II.14 Comparaison ST, MST et OMST proposé : (a) signal temporel avec quatre échos, (b) ST, (c) MST [29], (d) OMST proposé.	46
Figure II.15 Comparaison ST, MST et OMST proposé : (a) signal temporel avec quatre échos proches, (b) ST, (c) MST et (d) OMST proposé.	47
Figure II.16 (a) Signal temporel avec quatre échos proches, seuillage itératif de (b) ST, (c) MST et (d) OMST proposé de la figure II.15 (b), (c) et (d) respectivement.	49
Figure II.17 (a) Signal temporel avec quatre échos proches, seuillage par la technique d'Otsu de (b) ST, (c) MST et (d) OMST proposé de la figure II.15 (b), (c) et (d) respectivement.	50
Figure II.18 Comparaison des valeurs d'énergie normalisées obtenues avec différentes méthodes, valeur absolue (bleu), énergie « carré » (rouge) et énergie de Shannon (noir)	52
La figure II.19 Enveloppe de la matrice temps-fréquence de la figure II.15 (d) en utilisant la (a) valeur absolue, (b) l'énergie carrée, (c) l'entropie de Shannon et (d) l'énergie de Shannon.	52

Chapitre III

Figure III.1 Techniques de traitement des signaux ultrasonores utilisées.	56
Figure III.2 Schéma de l'expérience simulée pour atteindre les A-scans.	62
Figure III.4 (a) A-scan1 simulé (SNR = 5 dB), décomposition temps-fréquence en utilisant : (b) ST standard, (c) ST modifié (Assous), (d) OMST proposé.	64
Figure III.5 (a) Zoom de la zone de l'écho proche de la face avant de la Figure III.4 (a), zoom de décomposition temps-fréquence utilisant: (b) ST standard, (c) ST modifié (Assous), (d) OMST proposé.	64
Figure III.6 (a) Zoom de la zone de l'écho proche de la face arrière de la figure III.4 (a), zoom de décomposition temps-fréquence utilisant: (b) ST standard, (c) ST modifiée (Assous), (d) OMST proposée.	65
Figure III.7 (a) A-scan1 simulé (SNR = 5 dB), résultats d'application : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) Algorithme proposé.	66
Figure III.8 Localisation temporelle des différents échos du signal AScan1 (a) en utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) Algorithme proposé.	66
Figure III.9 (a) A-scan2 simulé (SNR = 5 dB), décomposition temps-fréquence utilisant : (b) ST standard, (c) ST modifié (Assous), (d) OMST proposé.	67
Figure III.10 (a) Zoom de la zone de l'écho proche de la face avant de la Figure III.9 (a), zoom de décomposition temps-fréquence utilisant: (b) ST standard, (c) ST modifié (Assous), (d) OMST proposé.	67
Figure III.11 (a) Zoom de la zone de l'écho proche de la face arrière de la (a), zoom de décomposition temps-fréquence utilisant: (b) ST standard, (c) ST modifiée (Assous), (d) OMST proposée.	68
Figure III.12 (a) A-scan2 simulé (SNR = 5 dB), résultats d'application : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE, (d) Algorithme proposé.	69
Figure III.13 Localisation temporelle des différents échos du signal AScan2 (a) en utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) Algorithme proposé.	69
Figure III.14 (a) A-scan3 simulé (SNR = 5 dB), décomposition temps-fréquence utilisant : (b) ST standard, (c) ST modifié (Assous), (d) OMST proposé.	70

Figure III.15 (a) Zoom de la zone de l'écho proche de la face avant de la figure III.14 (a), zoom de décomposition temps-fréquence utilisant: (b) ST standard, (c) ST modifié (Assous), (d) OMST proposé.	70
Figure III.16 (a) Zoom de la zone de l'écho proche de la face arrière de la figure III.14 (a), zoom de décomposition temps-fréquence utilisant: (b) ST standard, (c) ST modifiée (Assous), (d) OMST proposée.	71
Figure III.17 (a) A-scan3 simulé (SNR = 5 dB), résultats d'application : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE, (d) Algorithme proposé.	72
Figure III.18 Localisation temporelle des différents échos du signal AScan3 (a) en utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) Algorithme proposé.	72
Figure III.19 Localisation temporelle des différents échos du signal AScan2 (SNR=15) (a) en utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) Algorithme proposé.	74
Figure III.20 Localisation temporelle des différents échos du signal AScan2 (SNR=7.5) (a) en utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) Algorithme proposé.	74
Figure III.21 Localisation temporelle des différents échos du signal AScan2 (SNR=0) (a) en utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) Algorithme proposé.	75
Figure III.22 (a) Échantillon utilisé pour la simulation du B-scan avec délaminage près de la surface avant, (b) B-scan simulée de l'échantillon (a), (c) Échantillon utilisé pour la simulation du B-scan avec délaminage près de la surface arrière, (d) B-scan simulée de l'échantillon (c).	77
Figure III.23 Amélioration des images B-scan dans les figures III.22 (b) et III.22 (d) respectivement en utilisant : (a) et (b) SSE, (c) et (d) MST-OTSU-SE, et (e) et (f) la méthode OMST proposée.	78
Figure III.24 (a) A-scan de la position 15 dans les images B-scan de la figure III.22 (b), Amélioration en utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) l'algorithme proposé.	79
Figure III.25 (a) A-scan de la position 12 dans l'image B-scan de la figure III.22 (d), Amélioration en utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) l'algorithme proposé.	79
Figure III.26 Détails de la pièce d'acier examinée.	80
Figure III.27 Détails de la pièce d'Aluminium examinée.	81

Figure III.28 Échantillon de matériau composite CFRP, (a) Avec un défaut de délaminage près de la surface avant, (b) B-scan expérimental obtenu à partir de (a), (c) Avec un défaut de délaminage près de la surface arrière, (d) B-scan expérimental obtenu à partir de (c).	81
Figure III.29 Amélioration du B-scan expérimental dans les figures III.28 (b) et (d) utilisant respectivement : (a) et (b) SSE, (c) et (d) MST-OTSU-SE et (e) et (f) l'algorithme proposé.	82
Figure III.30 (a) A-scan de la position 14 de B-scan expérimental de la figure III.28 (b), amélioration utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) Algorithme proposé.	83
Figure III.31 (a) A-scan de la position 12 de B-scan expérimental de la figure III.28 (d), amélioration utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) Algorithme proposé.	83
Figure III.32 B-scan expérimentale obtenue à partir de l'échantillon d'Acier de la figure III.26.	84
Figure III.33 Amélioration du B-scan expérimentale de la figure III.32 en utilisant la méthode SSE.	84
Figure III.34 Amélioration du B-scan expérimentale de la figure III.32 en utilisant la méthode MST-OTSU-SE.	85
Figure III.35 Amélioration du B-scan expérimentale de la figure III.32 en utilisant la méthode proposée.	85
Figure III.36 B-scan expérimentale obtenue à partir de l'échantillon d'Aluminium de la figure III.27.	86
Figure III.37 Amélioration du B-scan expérimentale de la figure III.36 en utilisant la méthode SSE.	86
Figure III.38 Amélioration du B-scan expérimentale de la figure III.36 en utilisant la méthode MST-OTSU-SE.	87
Figure III.39 Amélioration du B-scan expérimentale de la figure III.36 en utilisant la méthode proposée.	87

Chapitre VI

Figure IV.1 Répartition de la base de données simulée.	93
Figure IV.2 Répartition de la base de données expérimentale.	95
Figure IV.3 Architecture du modèle CNN proposée.	99
Figure IV.4 Accuracy d'entraînement et de validation en fonction des époques.	101
Figure IV.5 Perte d'entraînement et de validation en fonction des époques.	101
Figure IV.6 Matrice de confusion pour la base de données simulées.	102
Figure IV.7 Accuracy d'entraînement et de validation en fonction des époques (Base de données brutes).	104
Figure IV.8 Accuracy d'entraînement et de validation en fonction des époques (Base de données traitées).	105
Figure IV.9 Perte d'entraînement et de validation en fonction des époques (Base de données brutes).	106
Figure IV.10 Perte d'entraînement et de validation en fonction des époques (Base de données traitées).	107
Figure IV.11 Matrice de confusion pour la base de données expérimentales brutes.	108
Figure IV.12 Matrice de confusion pour la base de données expérimentales traitées.	109

Liste des tableaux

Chapitre I

Tableau I.1 Comparaison entre A-scan et B-scan.	16
--	----

Chapitre III

Tableau III.1 Étapes d'implémentation de SSE, MST-Otsu-SE et de l'algorithme proposé	61
Tableau III.2 Concentration d'énergie du signal A-scan1 dans le plan temps-fréquence en utilisant ST standard, MST (Assous) et OMST proposé	65
Tableau III.3 Concentration d'énergie du signal A-scan1 dans le plan temps-fréquence en utilisant ST standard, MST (Assous) et OMST proposé	68
Tableau III.4 Concentration d'énergie du signal A-scan1 dans le plan temps-fréquence en utilisant ST standard, MST (Assous) et OMST proposé	71
Tableau III.5 Comparaison de la précision de la localisation des défauts des trois algorithmes pour les signaux simulés A-Scan1, A-Scan2 et A-Scan3.	73
Tableau III.6 Comparaison de la précision de la localisation des défauts des trois algorithmes pour le signal simulé A-Scan2 avec les niveaux de bruit 15, 7.5 et 0dB.	75
Tableau III.7 Amélioration du SNR à l'aide de SSE, MST-OTSU-SE et de l'algorithme proposé.	78
Tableau III.8 Sensibilité (Se) et valeur prédictive (PPV) des méthodes SSE, MST-OTSU-SE et proposées des images B-scan des figures III.2 (b) et (d).	79

Chapitre VI

Tableau IV.1 Rapport de classification (base de données simulées).	103
Tableau IV.2 Rapports de classification (base de données expérimentales).	109

Liste des abréviations

CFRP : Carbon fiber reinforced polymer.

CND : Contrôle non destructive.

CNN : Convolutional neural network.

CWT : Continuous wavelet transform.

DL : Deep learning.

DT : Destructive Testing.

DWT : Discret wavelet transform.

EEMD : Ensemble emperical mode decomposition.

EMD : Emperical mode decomposition.

FT : Fourier transform.

IMF : Intrinsic mode functions

NDT : Non-Destructive Testing.

OMST : Optimized modified Stockwell transform.

PAUT : Phased Array Ultrasonic Testing

PPV : Positive predictive value.

PWT : Packets wavelet transform.

RMS : Root mean square.

SE : Shannon energy.

SNR : Signal to noise ratio.

ST : Stockwell transform.

STFT : Short time frequency transform.

TFA : time-frequency analysis.

VMD : Variational mode decomposition.

WT : Wavelet transform.

Introduction générale

Contexte et problématique de la thèse

Toutes les structures d'engineering ont une durée de vie prévue. Néanmoins, en raison de leurs conditions de fonctionnement et les conditions environnementales, cette durée de vie prévue peut être raccourcie. Par conséquent, afin de prévenir la défaillance des structures, elles doivent être inspectées et entretenues régulièrement ; en particulier dans le cas de structures proches de la fin de leur durée de vie.

Il existe deux types d'inspection : le contrôle destructif (Destructive Testing (DT)) et le contrôle non destructif (CND), (En anglais : Non-Destructive Testing (NDT)). Un avantage du CND est que, contrairement au contrôle destructif, il permet l'inspection des structures sans affecter leur intégrité structurelle. Un autre avantage du CND est que dans certains cas, les inspections peuvent être effectués sans avoir à mettre la structure hors service. Les méthodes CND les plus courantes sont: le contrôle visuel, par courants de Foucault, par particules magnétiques, radiographiques, par ressuage et par ultrasons [1-2]. L'interprétation des données à l'aide de ces techniques demeure un processus manuel effectué par des inspecteurs hautement qualifiés et expérimentés. Le développement de compétences avancées pour les inspecteurs requiert un investissement considérable en termes de temps et d'argent [3]. Cela entraîne une augmentation des coûts totaux des inspections. Parmi les recherches dans le domaine CND, un axe important se concentre sur l'amélioration et l'optimisation des données d'inspection. L'objectif est de développer des solutions qui améliorent la collecte et la facilité d'interprétation de ces données, permettant ainsi à un opérateur ordinaire de les manipuler aisément. Cela peut contribuer à réduire le temps et les coûts associés à la formation des opérateurs, ce qui à son tour contribue à diminuer les coûts de surveillance. Le développement dans cette direction favorise également l'exploration de méthodes d'automatisation du processus de surveillance. Cette évolution s'inscrit également dans le contexte actuel où le monde se dirige de plus en plus vers l'automatisation et l'utilisation de robots.

Le contrôle par ultrasons est l'une des méthodes CND les plus utilisées dans diverses applications. Les propriétés des signaux ultrasonores, telles que la réflexion et la diffusion des ondes ultrasonores, sont utilisées pour évaluer les propriétés des matériaux et détecter les défauts [4-7]. Dans le contrôle par ultrasons, un transducteur piézoélectrique est couramment utilisé pour générer des ondes de compression ou de cisaillement qui se propagent à travers le matériau à inspecter. Lorsque ces ondes interagissent avec les frontières ou des changements

de structure (surfaces, défauts, modifications de la structure de l'échantillon), elles subissent de la réflexion, de la transmission et de la diffusion à partir de ces frontières ou changements [4]. Ces propriétés de diffusion, associées à la vitesse et au temps de propagation des ondes sonores, fournissent des informations précieuses sur les propriétés et l'intégrité des matériaux. Cependant, l'utilisation des méthodes ultrasonores conventionnelles pour l'inspection des matériaux anisotropes peut être difficile en raison de la nature de ces matériaux [8-9]. La propagation des ondes dans les structures anisotropes est complexe, et la diffusion aléatoire ainsi que l'atténuation importante des ondes ultrasonores réduisent la probabilité de détection des défauts [10-11].

Le contrôle par ultrasons multiéléments (Phased Array Ultrasonic Testing (PAUT)) peut surmonter les limites des méthodes ultrasonores conventionnelles en offrant la capacité de focaliser et de diriger le signal aux angles et emplacements souhaités [12-13]. Dans PAUT, une série d'éléments ultrasonores dans un transducteur multiélément peut offrir la possibilité d'activer chaque élément individuel dans une séquence programmée [14-15]. Le transducteur ultrasonore multiélément capable de piloter des éléments multiples, ainsi que de recevoir et de numériser les échos de retour sur la base de la loi de retard appropriée pour déclencher les éléments. Cela se fait en modifiant le temps entre les impulsions ultrasonores sortantes de chaque élément de sorte que le front d'onde superposé oriente et façonne efficacement le faisceau sonore final résultant. Cette capacité aide à générer le type de données ultrasonique souhaité et à améliorer les caractéristiques d'onde par rapport au transducteur ultrasonique à élément unique conventionnel [14]. Les données résultantes peuvent être présentées sous la forme d'une image B-scan obtenue en empilant les A-scans générés par chaque élément du transducteur multiélément. Les principaux avantages du B-scan sont qu'il affiche une vue en coupe transversale de l'échantillon, peut maintenir la cohérence géométrique des défauts existants et même conduit à minimiser le bruit. Cependant, dans le cas de matériaux non homogènes et avec l'existence de défauts proches des faces avant et surtout arrière de l'échantillon, les échos de faible amplitude peuvent être masqués par des échos plus importants, ce qui limite cette technique d'affichage [16]. Afin de surmonter ces limitations, des algorithmes de traitement du signal efficaces sont nécessaires pour améliorer la résolution temporelle des données ultrasonores. Le développement des logiciels basés sur des algorithmes de traitement du signal, pour traiter les données mesurées, permet une amélioration majeure dans l'interprétation des caractéristiques et la détection des défauts dans les matériaux anisotropes. Les algorithmes basés sur l'analyse temps-fréquence (time-frequency analysis (TFA)) sont

largement utilisés dans le débruitage des données ultrasonores [17-18]. La transformée de Stockwell (ST), En tant que technique récente connue dans TFA [19], présente une technique temps-fréquence de localisation spectrale inversible qui combine des éléments de la transformée de Fourier à court terme (short time Fourier transform (STFT)) et de la transformées en ondelettes (Wavelet transform (WT)). Elle fournit une analyse multi-résolution tout en conservant la phase absolue de chaque fréquence. Elle est équivalente à la transformation continue en ondelettes avec correction de phase [20]. Cette transformation utilise une fenêtre gaussienne analytique, dans laquelle la largeur diminue lorsque la fréquence augmente, fournissant ainsi une résolution dépendante de la fréquence. Cela se traduit par une bonne résolution fréquentielle avec les basses fréquences du signal et une bonne résolution temporelle avec les hautes fréquences. Donc conduit à une dégradation de la résolution temporelle à basse fréquence, ainsi qu'à celle de la résolution fréquentielle à haute fréquence, entraînant une mauvaise concentration d'énergie dans le domaine temps-fréquence [21-22].

Plusieurs modifications ont été introduites dans la transformée de Stockwell standard afin de résoudre le problème de résolution en ajoutant des paramètres supplémentaires pour contrôler la largeur et la forme de la fenêtre d'analyse dont le but est de maximiser la concentration d'énergie dans le domaine temps-fréquence de Stockwell [20, 22-24]. Dans ce travail, nous proposons une modification dans la fenêtre gaussienne analytique de ST, afin de l'utiliser dans l'amélioration de la résolution des données ultrasonores. Cette transformation proposée, appelée "Transformée de Stockwell modifiée optimisée", joue un rôle essentiel dans l'algorithme présenté dans cette étude utilisée pour améliorer la résolution des données ultrasonores provenant de différents échantillons de matériaux, y compris des matériaux présentant des caractéristiques inhomogènes tels que les matériaux composites. En général, les données brutes des mesures ultrasonores des matériaux composites fournissent des données de qualité médiocre des structures internes en raison de l'atténuation des échos ultrasonores. Cette atténuation est causée par l'inhomogénéité des constituants internes, la séquence d'empilement et l'orientation des fibres [25-26].

Les performances de la méthode proposée seront confirmées en utilisant tout d'abord des signaux simulés, puis des données expérimentales provenant d'un échantillon composite en polymère renforcé de fibres de carbone (CFRP) contenant des défauts de délamination près des surfaces avant et arrière de l'échantillon, ainsi que des données expérimentales provenant d'échantillons en acier et en aluminium contenant des défauts.

L'algorithme proposé est également utilisé dans le traitement d'un jeu de données à ultrasons multiéléments pour les matériaux composites, afin de classifier l'emplacement des défauts à l'aide de l'apprentissage profond. Cette approche permet d'exploiter les avantages de la technologie des ultrasons multiéléments pour l'inspection des matériaux composites, en améliorant la précision et la fiabilité de la classification des défauts et délaminations en fonction de leur emplacement.

Cette étude apporte une contribution significative à la recherche sur l'amélioration des méthodes d'inspection des matériaux composites, en combinant les avantages de la simulation numérique, des expérimentations pratiques et de l'intelligence artificielle. Les résultats obtenus permettront de valider l'efficacité de l'algorithme proposé et d'ouvrir de nouvelles perspectives pour l'application de l'apprentissage profond dans le domaine de l'inspection non destructive des matériaux composites.

Organisation du manuscrit

Ce manuscrit de thèse est structuré en quatre chapitres.

Le premier chapitre se concentre sur la résolution des données ultrasonores et présente un état de l'art des algorithmes de traitement du signal visant à l'améliorer. Une revue des techniques de traitement du signal est abordée, mettant en évidence les avancées récentes et les approches prometteuses pour améliorer la résolution des données ultrasonores.

Le deuxième chapitre approfondit les techniques de traitement du signal exploitées aux différentes étapes des algorithmes étudiés dans ce manuscrit. En analysant les différentes étapes du traitement du signal, nous mettons en évidence les choix méthodologiques et les techniques spécifiques utilisées pour améliorer la qualité et la précision des données ultrasonores traitées.

Le troisième chapitre est dédié à la présentation des algorithmes étudiés, accompagnée de tests approfondis sur des données simulées et expérimentales provenant de différents échantillons de matériaux. Les résultats obtenus à partir de ces tests permettent de valider l'efficacité et la performance des algorithmes proposés dans des situations réelles.

Dans le quatrième chapitre, nous procédons à une classification des jeux de données simulées et expérimentales en utilisant l'apprentissage profond, afin d'évaluer l'impact du traitement avec l'algorithme proposé sur les performances de classification. Cette analyse approfondie des résultats permet de mettre en évidence les avantages de l'approche proposée et son potentiel dans le domaine de la classification des données ultrasonores.

Enfin, cette thèse se termine par des conclusions qui rassemblent les résultats de notre étude, en mettant en évidence les principales contributions scientifiques de ce travail de recherche. De plus, nous offrons des perspectives pour des travaux futurs, en identifiant des domaines de recherche non explorés et en suggérant des pistes d'amélioration et d'approfondissement des techniques de traitement des données ultrasonores.

Chapitre I : Résolution des signaux ultrasonores.

I.1 Introduction

La qualité des données issues d'un contrôle par la technique des ultrasons s'est relativement améliorée ces derniers temps avec le développement des transducteurs utilisés. Mais il n'a pas atteint la clarté requise en raison des nombreux artefacts rencontrés. Il existe un intérêt croissant à la fois pour des applications médicales et industrielles pour parvenir à une amélioration supplémentaire de ces données. Cela se fait en utilisant des algorithmes performants capables d'augmenter de plus en plus la visibilité de ces données. Cependant, ces données sont toujours considérées comme difficiles à améliorer. Des algorithmes basés sur des techniques avancées de traitement du signal sont proposés pour surmonter les défis associés à l'inspection par ultrasons et donner la possibilité d'acquérir des informations pour détecter et localiser les défauts. Dans ce chapitre, nous abordons d'abord différentes notions essentielles pour la résolution des données ultrasonores. Ensuite, nous mettons l'accent sur la modélisation des données A-scan et B-scan. Enfin, nous présentons un état de l'art de quelques techniques utilisant la décomposition temps-fréquence pour améliorer la résolution des données ultrasonores, en soulignant leur rôle essentiel dans la détection et la localisation des défauts dans les matériaux.

I.2 Résolution ultrasonore

La résolution fait référence à la capacité de faire la distinction entre différents objets dans les données. Deux principaux éléments justifient le besoin d'une meilleure résolution: d'une part, le confort de visualisation, d'interprétation et la précision du diagnostic pour le manipulateur et, d'autre part, l'aide au traitement automatique des données [27]. En imagerie ultrasonore, la résolution est classée en trois catégories : résolution temporelle, de contraste et spatiale.

I.2.1 Résolution temporelle

La résolution temporelle représente la capacité d'un système à ultrasons à suivre avec précision des cibles en mouvement dans le temps. Les fréquences d'images typiques dans les systèmes d'imagerie par écho sont de 30 à 100 Hz. La résolution temporelle ou fréquence d'images = $1/(\text{temps pour balayer une image})$. Le temps de balayage d'une trame est égal à la

période de répétition des impulsions multipliée par le nombre de lignes de balayage par trame. La profondeur de champ affecte la résolution temporelle [28].

I.2.2 Résolution de contraste

La résolution de contraste est la capacité de différencier les différentes intensités (luminosité) des points représentant des échos d'amplitudes différentes sur l'écran. La détection de petits changements dans l'objet peut dépendre du niveau de résolution de contraste [29].

I.2.3 Résolution spatiale

La résolution spatiale décrit la capacité d'un système à ultrasons à distinguer deux réflecteurs dans l'objet [30]. Il montre la capacité d'un système d'imagerie par ultrasons à détecter les détails fins de la structure. La résolution spatiale est classée en deux composantes : résolution axiale et latérale.

I.2.3.1 Résolution axiale

La résolution axiale fait référence à la capacité d'un appareil à ultrasons à séparer deux échos provenant de deux réflecteurs situés à des profondeurs différentes parallèlement à la direction du faisceau d'ultrasons, comme illustré à la figure I.1. La résolution en tout point le long du faisceau est la même et, par conséquent, la profondeur n'affecte pas la résolution axiale. La résolution axiale est dépendante de la durée de l'impulsion ultrasonore, qui doit être le plus possible brève [31]. Par conséquent, plus l'impulsion transmise est brève, plus la bande passante est importante et donc la résolution axiale élevée. La résolution axiale est affectée par la fréquence et la longueur d'onde. En revanche,

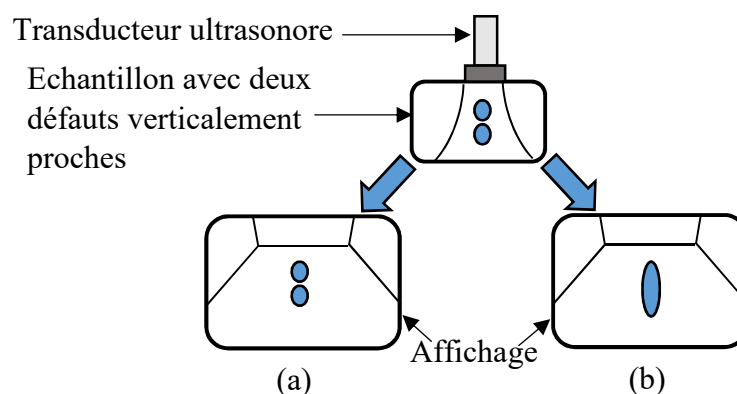


Figure I.1 Diagramme schématisant une bonne résolution axiale (a) et une mauvaise résolution axiale (b)

I.2.3.2 Résolution latérale

La résolution latérale, fonction de la largeur du faisceau, est définie par la capacité du système ultrasonore à différencier ou séparer deux échos situés sur un même plan situés l'un à côté de l'autre, perpendiculaire à l'axe de ce même faisceau, comme illustré à la figure I.2. La résolution latérale se dégrade en fonction de l'éloignement par rapport à la zone focale du faisceau [31]. Généralement, la résolution axiale est meilleure que la résolution latérale [32-34].

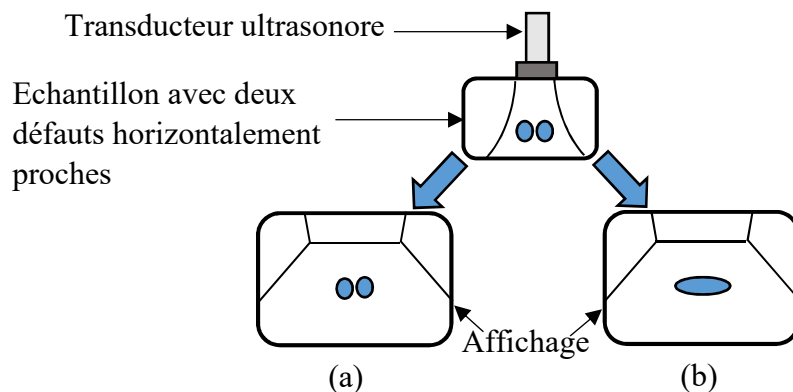


Figure I.2 Diagramme schématisant une bonne résolution latérale (a) et une mauvaise résolution latérale (b)

I.3 Artefacts des données ultrasonores

Divers phénomènes provoquent l'apparition d'artefacts dans les données ultrasonores, ce qui influence négativement la qualité de résolution de ces données [35-39]. Les artefacts générés peuvent être dus à :

- L'interaction physique entre les ondes sonores et le milieu de propagation (matériaux),
- La propagation du son dans la matière,
- La formation de l'impulsion ultrasonore (c'est-à-dire les caractéristiques du faisceau ultrasonore),
- Les techniques d'acquisition (balayage incorrecte, réglage de l'appareil, manque d'expérience requise pour l'opérateur, le couplant...) et
- Les techniques de traitement et de reconstruction des échos réfléchis.

Beaucoup de ces artefacts peuvent être interprétés à tort comme de véritables discontinuités dans les données reconstruites, il est donc important de les réduire soit pendant le stage d'acquisition (techniques d'amélioration de prétraitement) ou après acquisition au moyen de méthodes de traitement du signal et de l'image (techniques d'amélioration du post-traitement). Ces techniques d'amélioration visent à réduire le maximum de bruit et à rendre claire les contours et à améliorer les contrastes dans des données reconstruites.

I.4 Contraintes à l'amélioration de la résolution des données ultrasonores

Plusieurs contraintes et limitations peuvent rendre difficile l'amélioration de la résolution des données ultrasonores [41-42]:

I.4.1 Bruit de speckle

Une première difficulté majeure rencontrée en imagerie et signal ultrasonore est le bruit de speckle. La notion 'speckle' se réfère aux interférences des ondes ultrasonores provenant des différents diffuseurs dans la pièce et qui donnent à l'image ultrasonore son aspect si particulier [42]. Le speckle dégrade considérablement la qualité des données ultrasonores, il brouille en particulier les détails des données (figure I.3). De plus, cela provoque une sorte de texture granuleuse apparaissant dans ces données [43-44].

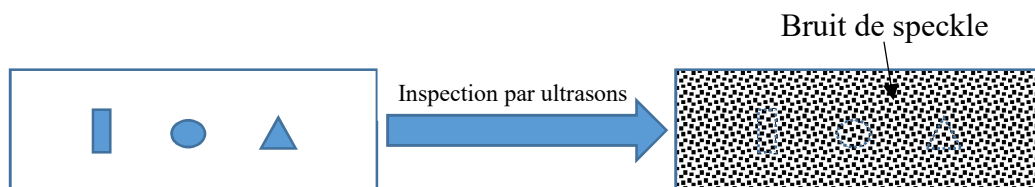


Figure I.3 Schéma représentatif montre le bruit de speckle

I.4.2 Variation de la vitesse du son

Une deuxième difficulté, la vitesse du son est considérée comme constante à l'intérieur du milieu. Néanmoins, des variations de la vitesse du son peuvent se produire en fonction des caractéristiques du support. Le changement de la vitesse du son provoquera une distorsion de l'apparence, de la forme et de la taille des structures inspectées [45-46].

I.4.3 Atténuation

En Troisième position, des artefacts d'atténuation se produisent lorsqu'un absorbeur puissant (réflecteur élevé) est rencontré, comme le vide, car il reflète la majorité des ondes

entrantes. Ainsi, les ondes traversant le fort absorbeur sont affaiblies. Cela a pour effet de faire apparaître des ombres après le fort absorbant.

De même, lorsqu'un absorbeur faible est rencontré, l'amplitude du faisceau le traversant sera supérieure à l'amplitude du faisceau voisin traversant le milieu. Ainsi, l'écho renvoyé par les structures sous l'absorbeur faible sera plus élevé. Cet effet provoque une augmentation de l'intensité du signal reçu et est identifié comme une bande lumineuse s'étendant à partir d'un objet de faible atténuation [47-48]. La figure I.4 montre l'effet de l'atténuation dans un échantillon de matériau composite de polymère renforcé de fibres de carbone (Carbon fiber reinforced polymer (CFRP)) contenant un défaut de délaminage.

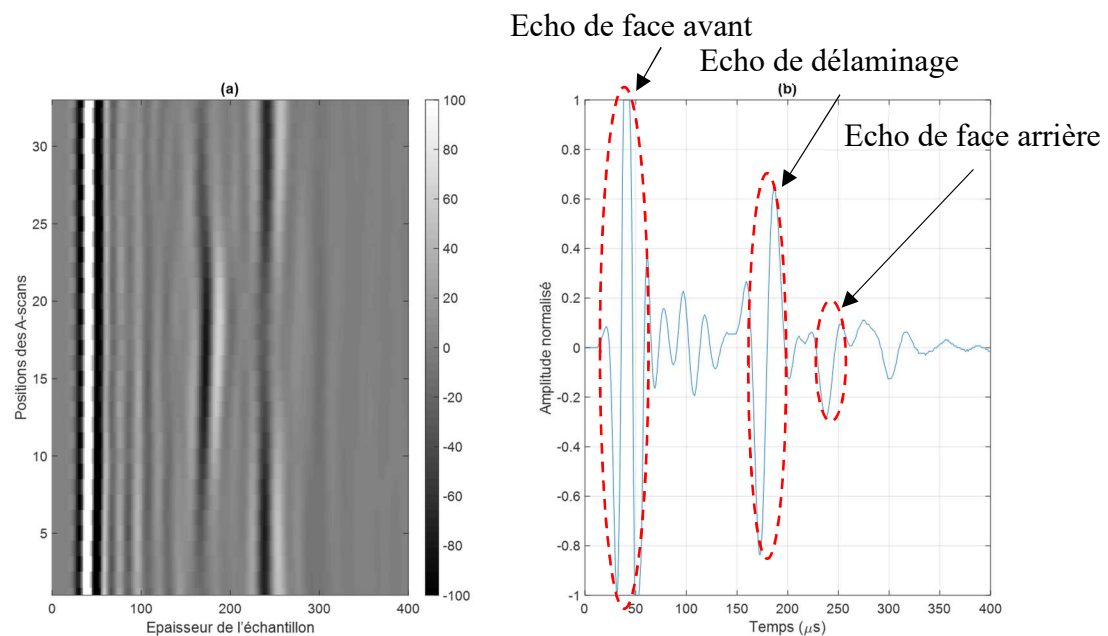


Figure I.4 Effet de l'atténuation dans un matériau composite CFRP

I.4.4 Réverbération

On peut citer aussi en quatrième position, des artefacts de réverbération peuvent apparaître dans les données reconstruites lorsqu'une ou plusieurs structures hautement réfléchissantes sont rencontrées sur le trajet du faisceau sonore, y compris le transducteur ultrasonore il-même (dans le cas d'une onde réfléchi). Les réflecteurs élevés produisent une série de réflexions rapprochées [46]. La première réflexion a l'amplitude la plus élevée apparaissant comme la plus grande largeur, tandis que les réflexions reçues plus tard diminuent uniformément en amplitude [47]. En cas de réflexions multiples entre la structure réfléchissante et la sonde, des images fantômes de la structure apparaissent à une distance multiple de la

distance réelle entre la structure et la sonde. Ce type d'artefacts apparaît lorsque la profondeur du milieu inspecté est un multiple de 2 de la profondeur de la structure réfléchissante [49].

Tous ces contraintes et autres [46-49] (contrainte de diffraction [50], de réfraction, ...) font de l'amélioration des données ultrasonores une tâche compliquée. En effet, la qualité des informations issues des appareils à ultrasons s'est considérablement améliorée au cours des dernières années. Cependant, l'impact des contraintes susmentionnées sur ces données demeure, et elles doivent encore être améliorées. Il existe actuellement un intérêt croissant pour l'utilisation du traitement du signal et de l'image pour aider à améliorer ces données.

I.5 Résolution ultrasonore et : fréquence, emplacement des défauts et matériaux

I.5.1 Résolution et fréquence de transducteur

Les fréquences utilisées en CND par ultrasons vont de 500 KHz à plus de 100 MHz [51-52]. La fréquence (f) est inversement proportionnelle à la longueur d'onde (λ) et varie en fonction de la vitesse spécifique du son dans le matériau de la pièce à examiner (c) selon la formule :

$$\lambda = \frac{c}{f} \quad (I.1)$$

Deux considérations importantes dans l'inspection par la technique des ultrasons sont : la profondeur de pénétration et la résolution, ou netteté des données résultantes; la résolution est généralement mesurée par la longueur d'onde utilisée. Les ondes ultrasonores avec des longueurs d'onde plus courtes ont une fréquence plus élevée et produisent des données à plus haute résolution, mais pénètrent à des profondeurs moins profondes. À l'inverse, les ondes ultrasonores avec des longueurs d'onde plus longues ont une fréquence plus faible et produisent des données de résolution inférieure, mais pénètrent plus profondément. La relation entre la fréquence, la résolution et la pénétration est illustrée à la figure I.5. Maximiser la résolution axiale tout en maintenant une pénétration adéquate est une considération clé lors du choix d'une fréquence de transducteur appropriée. Des fréquences plus élevées sont utilisées pour des matériaux homogènes comme les métaux (Acier, Aluminium, ...). Les basses fréquences sont utilisées dans les transducteurs pour inspecter des matériaux hétérogènes atténués tels que les composites et également pour le contrôle des structures à de grandes profondeurs [53-54].

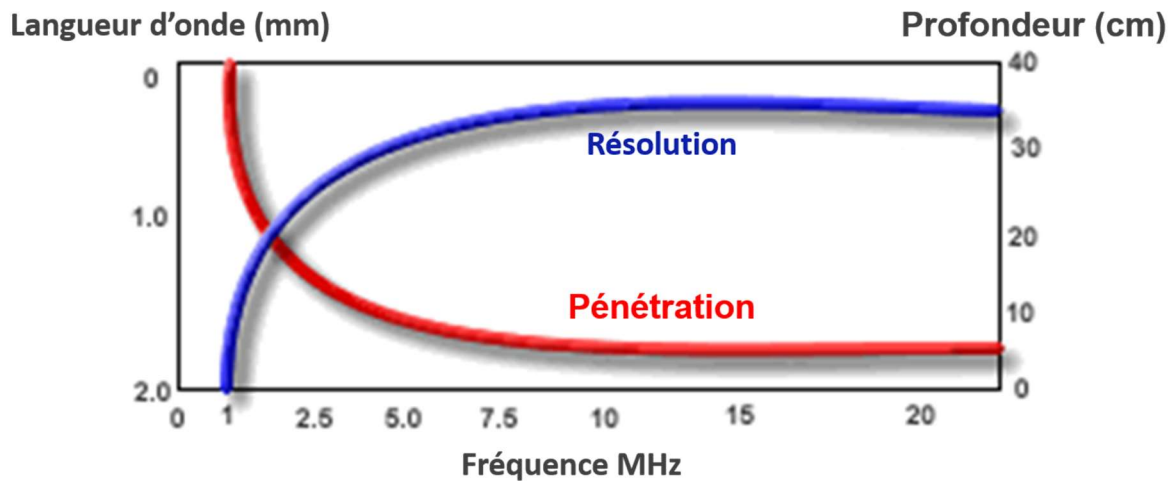


Figure I.5 Relation entre la fréquence, la pénétration et la longueur d'onde des ondes ultrasonores (résolution des données).

Les transducteurs à haute fréquence produisent des données à plus haute résolution mais pénètrent moins profondément. Les transducteurs basse fréquence produisent des données de résolution inférieure mais pénètrent plus profondément [54-56].

I.5.2 Résolution et emplacement des défauts

Pour le diagnostic des pièces, l'emplacement du défaut est estimé en fonction de la différence des temps d'arrivée des échos provenant des surfaces avant ou arrière de la pièce et le défaut. Une résolution inadéquate des impulsions d'écho entraîne une incertitude sur les temps d'arrivée et l'emplacement du défaut [57] ; de plus, pour les défauts très proches aux surfaces avant et arrière de la pièce, les échos peuvent se superposer partiellement et devenir indiscernables (figure I.6). C'est là que les méthodes de traitement du signal pourraient intervenir pour augmenter la résolution des signaux des échos reçus et résoudre le problème des échos qui se chevauchent, c'est-à-dire convertir les larges impulsions d'ondes d'écho en courtes impulsions aiguës qui ne se chevauchent pas et ont des temps d'arrivée bien définis.

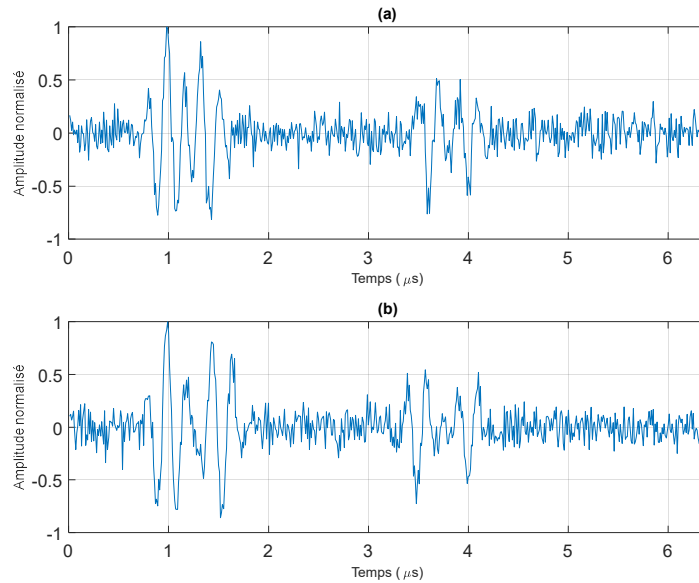


Figure I.6 Signaux d'inspection par ultrasons d'une structure en matériau composite, (a) zone avec défaut très proche et (b) zone avec défaut proche.

I.5.3 Résolution et type de matériaux

L'inspection par la méthode des ultrasons repose sur la détection des échos réfléchis par les réflecteurs existant dans la pièce inspectée. Le CND par ultrasons a pour objectif est l'obtention des informations sur l'intégrité de la structure inspectée. Cela revient à détecter dans un signal reçu par le transducteur les réflexions éventuellement induites par les parois (les surfaces avant et arrière de la pièce) et les défauts existants. Or ce signal à analyser est influencé par les artéfacts cités au-dessus (section I.3 et I.4).

I.5.3.1 Cas des structures homogènes

Les matériaux homogènes comme les métaux ont les mêmes propriétés (densité, ...) physiques dans tous les directions de la structure. Cette propriété conduit à une vitesse constante des ondes ultrasonores dans ce type de matériaux [58]. L'énergie des ultrasons à basse fréquence pénètre plus profond dans les structures que les ultrasons à haute fréquence; cependant, les ultrasons à haute fréquence permettent une plus grande résolution spatiale des diffuseurs fines. Ce principe est dicté par la loi qui définit la relation entre la fréquence des ultrasons et la longueur d'onde (équation (I.1)).

Une distance de longueur d'onde ultrasonore est la limite physique au-delà de laquelle deux diffuseurs ne peuvent être distingués [59-60]. Par conséquent, plus la longueur d'onde est petite (c'est-à-dire plus la fréquence est élevée), plus la capacité de distinguer deux points

dans l'espace qui sont très proches l'un de l'autre est grande. Si deux défauts existent dans une pièce d'Aluminium et distants de 0,5 mm l'un de l'autre. La vitesse de propagation des ondes ultrasonore longitudinales dans l'aluminium est à environ 6320 mètres/seconde [61]. L'application d'une fréquence centrale du transducteur de 8 MHz se traduira par une longueur d'onde de 0,79 mm, tandis que l'application d'une fréquence de 20 MHz d'énergie ultrasonore se traduira par une longueur d'onde de 0,31 mm. Donc, pour l'opérateur utilisant le transducteur 8 MHz, les deux défauts ne seront pas distinguables l'un de l'autre et apparaîtront comme un seul défaut (en ce que la distance entre eux est inférieure à la longueur d'onde des ultrasons), tandis que l'opérateur utilisant le 20 MHz transducteur sera en mesure de différencier facilement les deux défauts. En conséquence, des fréquences plus élevées, plus généralement de 10 à 20 MHz, donnent une pénétration moins importante à cause de l'absorption et de maximum résolution des diffuseurs fines dans les matériaux homogènes, en revanche, les fréquences plus basses donnent une pénétration importante avec une basse résolution.

I.5.3.2 Cas des structures hétérogènes

Dans le cas d'une structure hétérogène (par exemple : les matériaux composites), un bruit a pour origine la nature elle-même de cette structure. Les différentes composantes (couches, fibres, résine, ...) du matériau agissent chacune comme un réflecteur, produisant un niveau considérable de bruit de structure. Cette problématique peut être traduite mathématiquement comme suit : soit $r(t)$ le signal reçu par le transducteur d'inspection une pièce avec un défaut, ce signal est la somme de quatre composantes [62]: l'écho de la surface avant $e_s(t)$, l'écho de défaut $e_d(t)$, l'écho de la surface arrière (le fond) $e_f(t)$ et la composante de bruit $n(t)$, soit:

$$r(t) = e_s(t) + e_d(t) + e_f(t) + n(t) \quad (I.2)$$

L'objectif est d'extraire les différents échos du signal $r(t)$. Les informations obtenues permettent de déterminer les positions des défauts détectés entre l'écho de surface et l'écho de fond de la pièce. Dans le cas de l'inspection de matériau composite, la difficulté d'extraction des informations cohérentes de ce signal est due d'une part aux réflexions des ondes ultrasonores sur les différentes composantes la structure hétérogène (les couches, les fibres, ...) et, d'autre part, à l'atténuation de l'onde causée par la diffraction induite par ces composantes. Par conséquent, l'utilisation des fréquences basses, plus généralement de 2 à moins de 10 MHz, augmente la distance de pénétration et minimise l'effet de l'atténuation due au types de structures, mais influe sur la qualité de résolution [55-56].

On peut résumer la relation entre la résolution et le type de matériaux comme ceci :

La vitesse de propagation des ondes ultrasonores dans divers matériaux dépend des propriétés mécaniques du matériau (l'élasticité, la densité, la taille de grains, ...) et du mode de propagation. En pratique, la fréquence du transducteur utilisé dans la procédure d'inspection ultrasonore dépend du type de matériau et de la pénétration sonore requise. En général, les hautes fréquences ne sont généralement pas utilisées avec des matériaux à gros grains et des matériaux hétérogènes car ils présentent des matériaux à tendance à disperser l'énergie. Les basses fréquences conviennent à ce type de matériaux et offrent une plus grande profondeur de pénétration.

Les hautes fréquences fonctionnent bien avec des matériaux homogènes à grains fins et ils sont les plus sensibles aux discontinuités fines et proches.

I.6 Modélisation des données ultrasonores A-scan et B-scan

Dans le contrôle par la technique des ultrasons, l'affichage permet à l'utilisateur de comprendre, localiser et identifier les défauts. Il existe un certain nombre de types d'affichage utilisés par le fabricant de la machine en fonction des besoins des utilisateurs. On s'intéresse dans notre travail par deux modes d'affichage, l'A-scan et le B-scan.

I.6.1 A-scan et B-scan

L'A-scan est une présentation unidimensionnelle d'amplitude des échos en fonction du temps sur l'écran d'affichage des données d'acquisition. L'A-scan affiche la réponse le long du trajet du faisceau sonore pour une position donnée de la sonde. Le temps de vol (position) est indiqué sur l'axe des 'x' et l'axe 'y' indique l'amplitude des signaux réfléchis (échos) (figure I.7). L'A-scan affiche également les amplitudes des signaux des échos provenant des discontinuités et des défauts existants dans la pièce en fonction du temps. L'axe 'y' peut être utilisé pour estimer la taille d'une discontinuité par rapport à un réflecteur de référence connu.

Le B-scan, comme illustré dans la figure I.7, montre la réflexion (vue en coupe) du haut et du bas de la pièce à contrôler et des défauts lorsque la sonde se déplace le long d'une ligne (un axe). L'axe horizontal sur le balayage se connecte à la position de la sonde lorsqu'elle se déplace le long de la surface de la pièce et donne des informations sur les défauts. Sur l'écran de l'affichage, une intensité de couleur ou d'échelle de gris est utilisée pour afficher l'amplitude de l'écho. Les principales applications du B-scan sont dans le domaine médical.

Le tableau I.1 montre une comparaison entre ces deux types d’affichage des données ultrasonores.

Tableau I.1 Comparaison entre A-scan et B-scan.

A-scan	B-scan
* Montre l'existence de défauts. * Montre la position exacte de défaut (Le temps par rapport à l'amplitude est le moyen le plus efficace pour détecter les discontinuités). * Présente un moyen efficace pour mesurer les profondeurs des pièces. * Sensible au bruits.	* Montre l'existence de défauts. * Montre la position de défaut. * Montre la taille (la longueur) de défaut. * Donne une vue sur la géométrie interne de la pièce. * Très sensible aux bruits.

Si le concept A-scan est combiné avec le mouvement de la sonde le long de la surface de la pièce à inspecter, un B-scan est le résultat [63]. Il représente la projection latérale acoustique de l'objet (figure I.7). Donc l’A-Scan est l'information principale dans l'affichage des données ultrasonores, B-Scan est l’image composée d'A-Scans capturées lors du balayage linéaire.

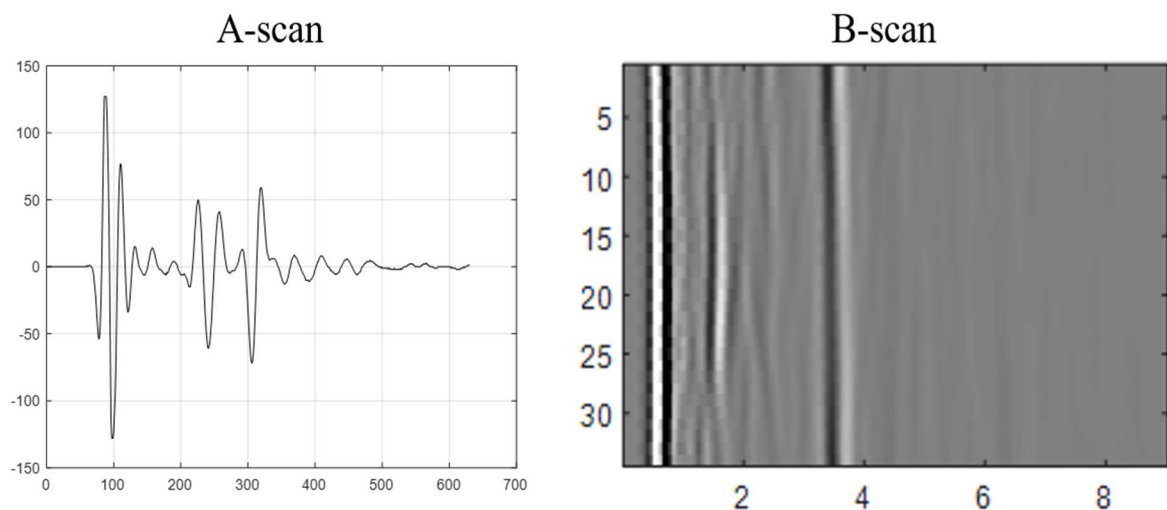


Figure I.7 Représentation du A-scan et B-scan.

I.6.2 Modélisation du signal ‘A-scan’

Demirli et Sanie [64-65] propose que le signal ultrasonore sans bruit A-scan $s(t)$ composé d'un seul écho réfléchi par un réflecteur peut être modélisé comme:

$$s(\theta, t) = \beta e^{-\alpha(t-\tau)^2} * \cos(2\pi f_c(t - \tau) + \Phi) \quad (I.4)$$

$$\theta = [\beta \quad \tau \quad f_c \quad \alpha \quad \Phi]$$

où

β est l'amplitude,

τ est le temps d'arrivée,

f_c est la fréquence centrale,

α est la bande passante,

Φ est la phase.

Pour tenir compte les effets du bruit dans la méthode proposée, un processus de bruit peut être inclus dans le modèle. Le bruit provient de la mesure et peut être considéré comme un bruit gaussien blanc additif (White Gaussian noise (WGN)). Ensuite, l'écho ultrasonore d'un réflecteur à surface plane peut être modélisé comme suit :

$$x(t) = s(\theta, t) + n(t) \quad (I.5)$$

où $s(\theta, t)$ désigne le modèle d'écho gaussien de l'équation (I.5) et $n(t)$ désigne le processus de bruit gaussien blanc WGN additif.

Pour un A-scan avec plusieurs réflecteurs l'équation (I.5) sera écrite comme suit :

$$s(t) = \sum_{m=1}^M \beta_m e^{-\alpha_m(t-\tau_m)^2} * \cos(2\pi f_{c_m}(t - \tau_m) + \Phi_m) \quad (I.6)$$

où M présente le nombre des réflecteurs.

La figure I.8 présente un modèle d'un A-scan composé de 4 réflecteurs. Le signal de la figure I.8 (a) est sans bruit et de la figure I.8 (b) est avec un bruit blanc de SNR=5dB.

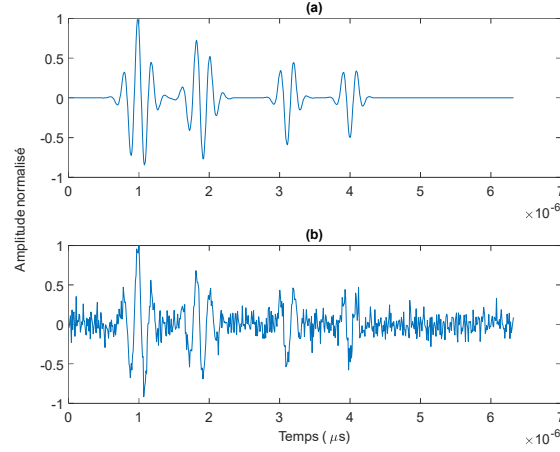


Figure I.8 Modèle d'un A-scan composé de 4 réflecteurs, (a) sans bruit et (b) avec un bruit blanc de SNR=5dB.

I.6.3 Modélisation de l'image 'B-scan'

Le modèle de 'A-scan' de l'équation (I.6) peut être étendu à un modèle de B-scan de plusieurs A-scans contenant plusieurs échos pour représenter les échos d'un nombre connu de réflecteurs [66]. Ce modèle de B-scan peut être exprimé comme :

$$B = \begin{bmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \\ \vdots \\ s_P(t) \end{bmatrix} \quad (I.7)$$

où P est le nombre des A-scans.

Le modèle de données ultrasonores B-scan avec bruit gaussien blanc ajouté peut être modélisé comme suit :

$$B_{br} = \begin{bmatrix} s_1(t) + n(t) \\ s_2(t) + n(t) \\ \vdots \\ s_P(t) + n(t) \end{bmatrix} \quad (I.8)$$

$s_1(t)$ présente un A-scan contenant M échos réfléchis par M réflecteurs.

B présente une B-scan ultrasonore de P A-scans empilés et B_{br} est la B-scan bruitée.

$n(t)$ est le bruit gaussien blanc ajouté.

La figure I.9 présente un modèle d'un B-scan composé de 16 A-scans avec un SNR=5dB.

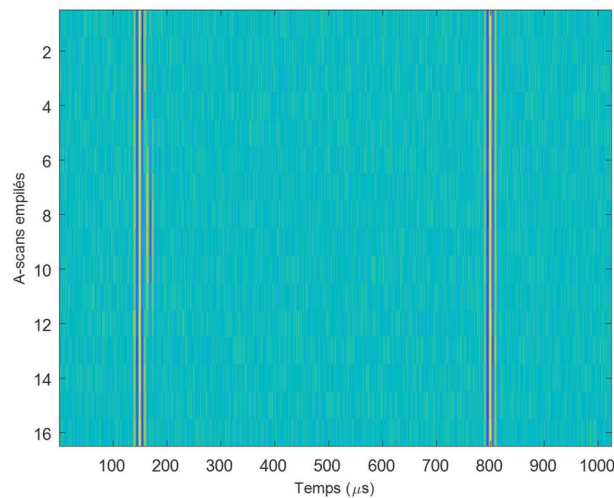


Figure I.9 Modèle d'un B-scan composé de 16 A-scans empilés avec un SNR=5dB.

I.7 Amélioration de la résolution des données ultrasonores

Il est peu probable qu'un ajustement des paramètres du système d'inspection ultrasonore puisse résoudre les problèmes de résolution et de rapport signal/bruit lors de l'inspection, à moins de détecter et localiser le défaut. Ce qui bien sûr est peu réaliste. L'amélioration devra donc venir du développement et de l'application de méthodes avancées de traitement de signal. Le signal reçu par un système d'acquisition ultrasonore peut s'afficher dans plusieurs modes d'affichage où la présentation la plus élémentaire des données de forme d'onde ultrasonore se présente sous la forme d'un A-scan. Le signal reçu est une information très utile pour la détection et l'analyse des échos réfléchis par des discontinuités et des défauts du matériau. Cependant, le signal de sortie peut présenter des bruits pendant l'inspection. Les techniques de traitement du signal sont introduites afin de réduire le bruit, séparer les échos chevauchés et par conséquent rendre la détection des défauts facile pour l'inspecteur.

Aujourd'hui deux grande familles de méthodes sont émergées, à savoir : les techniques basées sur la déconvolution [41, 67-71] et les techniques de basées sur les temps fréquences [72-77]. La représentation temps-fréquence des signaux permet non seulement de connaître les fréquences de propagation, mais aussi à quel instant est détectée une fréquence particulière.

I.7.1 Analyse temps-fréquence du signal ultrasonore

Le signal obtenu à partir d'un système de mesure à ultrasons soit conventionnel ou multiéléments est généralement non stationnaire et difficile à analyser en raison de l'atténuation et de divers facteurs influençant la qualité et la résolution des données. L'analyse de ces signaux ultrasonores par les techniques de traitement de signal temps-fréquences est motivée par la capacité d'extraire des informations simultanément dans le temps et en fréquence et elle nous permet de différencier entre les composantes en fréquence fortement indésirables car perturbatrices telles que le bruit et les interférences, et les composantes primordiales car sources d'information, telles que celles induites par une altération du milieu de propagation. Donc, une méthode d'analyse temps-fréquence permet de réaliser une cartographie de l'arrivée des différentes composantes du signal en localisant ces composantes simultanément dans l'espace (temps) et le domaine des fréquences.

De nombreux résultats sur l'application de l'analyse temps-fréquence aux contrôles non destructifs par ultrasons ont été rapportés. Ces études ont révélé qu'il est possible d'obtenir des propriétés internes d'une structure en décomposant le signal ultrasonore dans un plan temps-fréquence plutôt que seulement dans un domaine temporel ou fréquentiel, et ces propriétés peuvent être appliquées pour identifier l'état interne de la structure comme, l'existence des défauts, leurs emplacements, leurs dimensionnements, l'évaluation du niveau de risque des défauts, etc. Dans la section suivante, une revue des algorithmes basés sur les techniques temps-fréquence existantes dans la littérature sera résumée et regroupées selon techniques temps-fréquence de base. Pour chaque technique, une petite définition de la principale méthode temps-fréquence utilisée est d'abord fournie, puis un certain nombre de recherches basées sur la méthode mentionnée sont présentées et discutées.

I.7.2 Revue sur les travaux basés sur l'analyse temps-fréquence

Dans le CND par ultrasons, les informations les plus utiles dans le signal de réception sont l'amplitude et le temps de vol. À partir du signal ultrasonore, on peut identifier les informations de défaut (position, ...). La difficulté d'extraire ces informations tient au fait que ce signal de réception est infecté par bruit provenant de différents types de sources comme décrit dans les sections I.3 et I.4. Plusieurs algorithmes d'amélioration de la résolution du signal ultrasonore sont proposés par les chercheurs dans différents domaines d'application. Les algorithmes basés sur les techniques de traitement du signal temps-fréquence sont largement utilisés compte tenu de la nature du signal ultrasonore, non stationnaire.

I.7.2.1 Décomposition en mode empirique et ces variantes

La décomposition en mode empirique (Emperical mode decomposition (EMD)) est une méthode adaptative d'analyse temps-fréquence inventée par Huang [78]. Cette méthode extraira le signal multi-composant dans plusieurs fonctions mode intrinsèque (Intrinsic mode function (IMF)) en utilisant un processus de tamisage. Le tamisage opère une séparation entre les basses fréquences et les hautes fréquences [79]. Le signal d'intérêt sera construit par la somme des IMFs sélectionnées. Avec l'analyse spectrale de Hilbert, les IMF permettent de calculer la fréquence et l'amplitude instantanées. La méthode EMD classique doit préciser que des IMFs spécifiques continent des informations utiles ou principalement du bruit. L'EMD s'applique aux signaux non stationnaires, tels qu'un signal d'ultrasons. La méthode EMD est basée sur l'échelle de temps caractéristique locale au lieu de l'échelle de temps moyenne, de sorte que la fréquence instantanée a une signification physique. De plus, il s'agit d'une méthode entièrement basée sur les données. La méthode EMD est utilisée pour la détection et la localisation des défauts dans les signaux de CND par ultrasons. La transformée connue sous le nom de « Hilbert–Huang » est une combinaison de la méthode EMD avec la transformée d'Hilbert [80].

Dans [81], une méthode de traitement du signal ultrasonore est proposée pour améliorer l'évaluation en profondeur de CND par ultrasons multiéléments dans les structures composites. Le signal ultrasonore est décomposé en fonctions de mode intrinsèque (IMF) à l'aide d'une décomposition de mode empirique d'ensemble complète améliorée avec des bruits adaptatifs (improved complementary ensemble EMD with adaptive noise (ICEEMDAN)). Les IMFs optimales sont sélectionnées à l'aide du coefficient de corrélation et de l'entropie floue, puis utilisées pour reconstruire le signal. Ensuite, la transformée de Hilbert est appliquée pour obtenir l'enveloppe du signal reconstruit. Le temps d'arrivée de l'écho ultrasonore est estimé à travers l'enveloppe du signal, puis utilisé pour calculer la profondeur du défaut. Pour les signaux simulés avec différents rapports signal sur bruit, l'erreur d'estimation maximale du temps d'arrivée est de 0,06 μ s. Par rapport à la méthode d'EMD traditionnelle, le résultat de l'évaluation de la profondeur du défaut est considérablement amélioré.

Dans [82] quelques signaux bruts sélectionnés décomposés en un certain niveau d'IMF. L'énergie est calculée à chaque niveau d'IMF et résidu, et le signal est reconstruit par la somme des IMF du 3ème jusqu'au dernier IMF. Le 3ème IMF fonctionne comme un seuil et améliore le SNR jusqu'à 6dB-8dB.

Kazys et al. [83] ont amélioré la détection des défauts en présence de forte atténuation du signal ultrasonore, notamment dans des structures telles que des tuyaux en plastique, en utilisant des transducteurs de 5 MHz. Ils ont proposé l'application d'une combinaison de déconvolution non linéaire et de transformée de Hilbert-Huang. Les deux premières fonctions de mode intrinsèque (IMF) ont révélé des informations sur les défauts présents dans le tuyau en plastique homogène à une couche. Un tracé tridimensionnel, affichant l'amplitude et la fréquence instantanée, a été utilisé pour une meilleure visualisation des défauts. Cette méthode s'avère efficace pour l'étude des défauts dans les matériaux polymères.

Dans [84], la méthode EMD est combinée avec l'analyse spectrale singulière (Singular spectrum Analysis (SSA)). EMD est utilisé pour obtenir des IMFs, la SSA est appliquée pour sélectionner les IMF de seuil pour reconstruire le signal débruité. La méthode proposée a montré l'efficacité en terme de débruitage du signal ultrasonore.

Dans [85], une série d'expériences a été menée en utilisant trois transducteurs ultrasonores avec des bandes passantes différentes pour étudier un défaut sphérique rigide de 3 mm de diamètre. Les meilleures et hypo-meilleures fonctions de mode intrinsèque (IMF) ont été sélectionnées pour reconstruire le signal ultrasonore. Les résultats obtenus ont confirmé l'efficacité du processus de débruitage et de l'identification des défauts.

Li et al. [86] ont également proposé une méthode de sélection pour reconstruire le signal. Le signal ultrasonore brut est décomposé en jusqu'à 6 IMF par EMD, puis le spectre marginal des différents modes est reconstruit par la transformée de Hilbert. Cette approche permet de supprimer le bruit du signal ultrasonore, améliorant ainsi le rapport signal sur bruit (SNR).

L'EMD présente certaines limitations lors de la décomposition d'un signal ultrasonore, notamment lorsque les variations d'amplitude et de fréquence sont trop proches les unes des autres. Pour remédier à ce problème, l'Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD) propose d'éliminer ce mélange de modes. L'EEMD est une méthode qui décompose l'EMD en utilisant du bruit blanc [87].

Le calcul de l'IMF et de la valeur moyenne est utilisé dans [88] pour optimiser la répartition de l'énergie du signal étudié. La comparaison de l'énergie entre EMD et EEMD montre une nette amélioration avec l'approche EEMD. En effet, EEMD démontre des performances quantitatives pour réduire le mélange de modes dans EMD.

Sharma et al. [89] ont proposé une méthode efficace de reconstruction du signal ultrasonore dans une structure à gros grains. Ils ont utilisé l'EEMD et l'algorithme de minimisation du signal pour améliorer le SNR du signal ultrasonore contenant des défauts artificiels à différentes profondeurs. Cette méthode décompose le signal en jusqu'à 7 IMFs, et identifie clairement, dans les IMF 3-5, des informations sur l'écho de surface arrière. Les IMFs sélectionnées offrant le meilleur rapport signal/bruit sont choisies. Cette approche a permis d'améliorer ce rapport d'environ 15,9 dB, avec un gain supplémentaire d'au moins 7 dB par rapport à l'approche de somme IMF conventionnelle.

La décomposition en mode variationnel (variational mode decomposition (VMD)) a été développé pour décomposer un signal en un ensemble de modes à bande limitée. Ces modes sont capables de reconstruire le signal d'entrée après décomposition [90]. De plus, VMD est capable de réaliser un traitement du signal de manière adaptative et non récursive dans lequel chaque mode est considéré comme presque compact autour d'une fréquence centrale associée [91].

Dans [92], les auteurs ont utilisé la décomposition VMD pour la détection des défauts dans des signaux ultrasonores multiéléments. Cette méthode vise à réaliser une analyse automatique d'une acquisition ultrasonore (ou d'une partie de celle-ci) pour améliorer la résolution des données ultrasonores et faciliter la détection et la localisation des échos de défaut. Les résultats obtenus confirment une amélioration du rapport signal sur bruit du signal d'origine lors de l'utilisation de l'algorithme VMD par rapport à ceux obtenus avec l'algorithme EMD.

I.7.2.2 La transformée en ondelettes continue, discrète et paquets d'ondelettes

La transformée en ondelettes (Wavelet transform (WT)) est également une méthode courante dans l'analyse des signaux ultrasonores. Le signal brut sera décomposé en différentes échelles de fréquences [93]. Cette méthode est appropriée lors de l'examen du signal en résolution temps-fréquence. WT a été couramment utilisé dans des applications industrielles, telles que la détection de défauts, le débruitage, l'extraction de caractéristiques et également pour le post-traitement dans la classification [94-95]. Plusieurs paramètres dans les ondelettes doivent être pris en compte, tels que l'ondelette mère, le type de seuillage, le niveau de décomposition et le traitement des bordures de filtre. La transformée en ondelettes peut être classée en transformée en ondelettes continue (CWT), en transformée en ondelettes discrète (DWT) et paquets d'ondelettes.

Dans [96], Khelil et al. ont utilisé une méthode basée sur la transformée en ondelettes continue (CWT) pour analyser les signaux ultrasonores dans le temps et l'échelle. Leur objectif était de distinguer les parties correspondant au bruit de celles liées aux défauts en étudiant les motifs dans cette représentation. Ils ont également exploré comment cette méthode pourrait aider à mesurer la hauteur des défauts dans les matériaux, en se basant sur la différence de temps entre certaines caractéristiques des échos.

Dans [97], l'ondelette de Morlet et les moindres carrés moyens (LMS) sont utilisés comme filtre pour améliorer la qualité du signal ultrasonore. Les chercheurs ont testé cette méthode sur quatre ensembles de signaux ultrasonores simulés avec différents niveaux de bruit, allant de -5 dB à -20 dB. Leur étude a montré que leur méthode est plus efficace que celle qui utilise simplement des seuils basés sur les ondelettes lorsque le niveau de bruit est élevé (SNR inférieur à -5 dB). Cette approche s'est avérée fiable pour détecter et mesurer les fissures même lorsque le signal est très bruité.

La transformée en ondelettes discrète est préférée à la transformée en ondelettes continue car la méthode CWT génère un grand nombre de coefficients, ce qui diminue l'efficacité de calcul [98]. Avec la DWT, le signal brut est décomposé en coefficients d'approximation (basses fréquences) et de détail (hautes fréquences). Après la première décomposition, seule l'approximation est décomposée davantage, et ce processus est répété jusqu'à un certain niveau.

Dans [99], les auteurs ont employé la DWT pour étudier le signal ultrasonore provenant de l'acier inoxydable austénitique à gros grains. Leur méthode a utilisé les ondelettes de Daubechies et a décomposé le signal jusqu'à 5 niveaux, ce qui a entraîné une amélioration du SNR de plus de 13 dB.

Dans [100], la DWT est utilisée avec les ondelettes de Daubechies et Symlet de différents ordres pour décomposer le signal ultrasonore sur 2 niveaux. L'étude comparative entre ces deux types d'ondelettes, sur une plage de SNR de 4dB à 36dB, a montré que les ordres supérieurs offrent le meilleur SNR. Cependant, cela entraîne des temps de calcul plus longs : 1.096s à 36dB contre 0.605s à 4dB.

Praveen et al. [101] ont présenté leur recherche sur la détection des défauts tels que le manque de fusion et le laitier de soudure dans deux matériaux : l'acier carbonisé et l'acier inoxydable. Leur méthode utilise différents types d'ondelettes telles que Haar, dB1, dB2, dB3, bi-orthogonal et bi-orthogonal inverse, et décompose le signal à l'aide de la DWT sur 9 niveaux.

L'énergie est calculée pour chaque niveau de décomposition afin de caractériser le défaut. Les résultats ont montré que la transformation de Haar est la plus efficace pour caractériser les défauts dans les différents matériaux.

L'intégration dans les hautes fréquences est le principal inconvénient de la transformée discrète en ondelettes. Les chercheurs utilisent la transformée en paquet d'ondelettes (Wavelet packet transform (WPT)) pour éviter de manquer d'informations dans les hautes fréquences. WPT peut être considéré comme similaire à DWT, la différence dans WPT est à la fois l'approximation et les détails sont décomposés en approximation et détails de second niveau, et le processus est répété. L'avantage du WPT est une excellente linéarité de fréquence et une plus grande capacité d'identification à haute fréquence.

Dans [102], les auteurs utilisent la décomposition en paquets d'ondelettes pour résoudre les défis de détection des défauts dans les soudures par ultrasons. Cette approche, basée sur la fonction Daubechies d'ordre 8, surmonte les limitations des méthodes traditionnelles comme le 'thresholding', qui sont sensibles aux variations de bande passante et de fréquence du signal. Les résultats expérimentaux montrent que cette méthode améliore considérablement le rapport signal/bruit.

Dans [103] Qi et al. présentent une méthode de détection des défauts dans les oléoducs sous-marins basée sur la transformée en paquets d'ondelettes (WPT). Dans cette approche, le bruit blanc gaussien est considéré comme un défaut potentiel dans les pipelines sous-marins, pouvant résulter de la structure du système et de la présence d'impuretés dans le coupleur à ultrasons. Ils ont utilisé l'ondelette Symlet8 avec une décomposition en trois niveaux, expérimentant différentes fonctions et valeurs de seuil pour chaque expérience. Les résultats montrent que les fonctions de seuil souples sont plus efficaces pour détecter les propriétés de glissement, tandis que les fonctions de seuil dures sont meilleures pour révéler clairement les défauts dans les pipelines sous-marins.

Dans [104], une comparaison entre le débruitage par paquets d'ondelettes discrets et stationnaires est réalisée, évaluant leur effet sur l'amélioration du rapport signal/bruit (SNR). Quatre niveaux de décomposition sont considérés, utilisant différentes ondelettes mères : la famille d'ondelettes Daubechies d'ordre 4 (db4) et 6 (db6), l'ondelette Symlet d'ordre 6 (sym6), l'ondelette Meyer discrète (dmey) et l'ondelette de Haar (haar). Les résultats montrent que l'ondelette de Meyer donne les meilleures performances en tant qu'ondelette mère pour le

débruitage des paquets d'ondelettes. Les seuils les plus efficaces sont l'écart type et l'écart type avec une valeur moyenne, qui ont permis d'améliorer le SNR jusqu'à 15 dB à 40 dB.

I.7.2.3 La transformée de Stockwell

La transformée de Stockwell ou transformée en S (S-transform (ST)) est une combinaison de la transformée en ondelettes et de la transformée de Fourier à court terme (Short Term Fourier Transformation (STFT)). Elle est basée sur une fenêtre gaussienne localisante évolutive et fournissant une résolution dépendante de la fréquence [105-107]. La transformation en S fournit une multi-résolution et conserve la phase absolue de chaque fréquence. Cette méthode de traitement transfère le signal ultrasonore dans des domaines fréquentiels bidimensionnels.

Dans [108], les auteurs examinent le signal ultrasonore en utilisant la transformée en S pour évaluer ses performances. Leur étude révèle que la transformée en S présente une résolution en fréquence supérieure et permet une détection plus précise des échos multiples par rapport aux autres méthodes examinées.

De plus, dans [109], les auteurs ont exploré la transformée en S modifiée (MST) et ont introduit un seuillage, donnant naissance à l'algorithme TMST. Deux paramètres clés pour la détection ultrasonore sont pris en compte : le temps d'arrivée et la fréquence centrale. L'approche proposée s'est avérée efficace pour détecter les échos proches, notamment dans l'identification de couches minces et de délaminations dans les matériaux composites.

Dans [110] Cai et al. ont analysé les signaux ultrasonores provenant d'un tuyau à paroi épaisse. Ils ont appliqué la méthode de décomposition en valeurs singulières dans le domaine de la transformée en S modifiée pour calculer l'entropie singulière du signal, ce qui a permis de filtrer efficacement le bruit à haute et basse fréquence.

Dans [16], une méthode visant à améliorer la détection des défauts dans les données ultrasonores multiéléments a été proposée. Cette méthode, appelée "Énergie de Shannon de la transformée en S avec seuil modifié (TMSSE)", permet d'améliorer la qualité du B-scan et de localiser les défauts de délamination en distinguant les échos qui se chevauchent.

I.7.3 Synthèse des travaux cités

La transformée de Stockwell présente plusieurs avantages par rapport à d'autres techniques de temps-fréquence, comme les ondelettes, la décomposition en mode empirique et la transformée de Fourier fenêtrées. Par exemple, les ondelettes peuvent poser des problèmes

de choix de l'ondelette mère, de perte d'information de phase et de sélection du niveau de décomposition optimal. La décomposition en mode empirique peut également être complexe lorsqu'il s'agit de sélectionner les meilleures IMF. Quant à la transformée de Fourier fenêtrées, elle peut présenter des problèmes de résolution temps-fréquence.

En raison des performances et des avantages de la transformée de Stockwell, nous avons choisi de l'utiliser comme méthode de temps-fréquence pour analyser les signaux ultrasonores dans cette étude. Cependant, afin de résoudre les limitations de résolution temps-fréquence de la transformée de Stockwell standard, nous avons développé une version modifiée et optimisée. Cette version améliorée est utilisée comme étape cruciale dans notre algorithme de traitement des données ultrasonores. Notre objectif est d'améliorer la résolution et la précision des données ultrasonores, ce qui facilitera la détection et la localisation des défauts dans les matériaux.

I.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exploré divers aspects essentiels de la résolution des données ultrasonores, en mettant l'accent sur leur modélisation et les techniques de traitement du signal utilisées pour améliorer cette résolution. Nous avons commencé par présenter des notions générales sur les données ultrasonores, en soulignant l'importance des données A-scan et B-scan dans leur représentation. Ensuite, nous avons approfondi notre étude en examinant de plus près les techniques de traitement du signal qui contribuent à améliorer la résolution des données ultrasonores. Nous avons mis en évidence l'utilisation des techniques temps-fréquence, qui se révèlent particulièrement efficaces dans la détection et la localisation des défauts présents dans les matériaux. Cette analyse approfondie des techniques de traitement du signal dans le contexte des données ultrasonores ouvre de nouvelles perspectives pour une meilleure compréhension et exploitation de ces informations précieuses. Les avancées dans le domaine de la résolution des données ultrasonores sont cruciales pour la détection précoce et précise des défauts et des anomalies dans les matériaux, ce qui est d'une importance capitale dans de nombreux domaines, tels que l'industrie, la médecine et la recherche scientifique.

Les connaissances acquises dans ce chapitre sont essentielles pour la poursuite de notre étude, car elles fournissent les bases nécessaires pour développer des algorithmes et des méthodes innovantes visant à améliorer la résolution et la précision des données ultrasonores. Ces avancées contribueront à une meilleure évaluation et caractérisation des matériaux, ouvrant ainsi la voie à des applications plus avancées et à des résultats scientifiques de grande valeur.

En résumé, ce chapitre constitue une étape cruciale dans notre recherche, en nous permettant de comprendre les fondements de la résolution des données ultrasonores et de poser les bases solides pour la suite de notre travail. Les connaissances acquises ici serviront de point de départ pour le développement de nouvelles approches et méthodologies afin d'améliorer la qualité et la précision des données ultrasonores dans le but d'une détection et d'une caractérisation plus précises des défauts dans les matériaux.

Chapitre II : Outils de traitement de signal utilisés.

II.1 Introduction

De nombreuses recherches ont été menées sur le développement de techniques CND basées sur les ultrasons en raison de ces différents avantages. Néanmoins, la pratique actuelle de contrôle par ultrasons demande des techniques de traitement de donnée adéquates pour traiter et expliquer les données acquises. Actuellement, il existe également une forte demande de techniques de traitement automatique des données ultrasoniques non seulement pour remplacer la détection et l'évaluation manuelle des défauts, mais aussi pour augmenter la précision, la fiabilité et la végétabilité de l'évaluation et le contrôle non destructive [111-112].

Le traitement du signal est un aspect crucial de tout CND par ultrasons dont l'objectif est d'extraire des informations du signal acquis pour détecter les défauts dans les structures et évaluer leurs degrés de gravité. Un niveau de bruit élevé est attendu lors de l'inspection CND par la technique ultrasonore de nombreuses structures de différents types de matériaux dans le domaine industriel (métaux, plastiques, composites, céramiques, ...) [113]. Outre le type de matériel à inspecter, l'environnement, le système (les transducteurs, ...) et les conditions d'acquisition sont également des sources importantes de bruit pouvant affecter la qualité des données ultrasonores. La robustesse avec l'existence de ce niveau élevé de bruit est essentielle pour toute approche de traitement du signal en CND par ultrasons.

De nombreuses techniques de traitement du signal ont été utilisées pour le débruitage, l'amélioration de la résolution et l'extraction des caractéristiques des données ultrasonores. Cela inclut les techniques classiques telles que, le moyennage des signaux, filtrage adapté, analyse du spectre fréquentiel [114], la corrélation spectrale [115], les réseaux neuronaux et l'analyse autorégressive [116] ainsi que des techniques émergentes telles que la transformée en ondelettes (Wavelet transform (WT)) [117], transformée en paquets d'ondelettes (Packets wavelet transform (PWT)) [118], la décomposition en mode empirique (Emperical mode decomposition (EMD)) [119], (Ensemble emperical mode decomposition (EEMD)) [89] et (Variational mode decomposition (VMD)) [92]. Certaines recherches ont également été rapportées sur l'utilisation de statistiques d'ordre supérieur pour le traitement des signaux ultrasonores [120].

Dans le chapitre précédent, nous avons passé en revue certains algorithmes basés sur des techniques de traitement du signal utilisées pour améliorer les données ultrasonores. Les

signaux ultrasonores sont des signaux non stationnaires et se composent de signaux utiles (informations requises) et de signaux indésirables (bruit).

Des techniques de traitement des signaux, présentant différentes étapes, sont utilisées successivement pour construire des algorithmes visant à améliorer les données d'inspection CND par ultrasons. Notre travail est basé sur trois principaux outils (figure II.1) ; la décomposition temps-fréquence est utilisée pour la séparation des composantes superposées (chevauchées) et également pour distinguer les signaux utiles des signaux indésirables, le seuillage pour éliminer les signaux indésirables dans le domaine temps-fréquence et une méthode de calcul d'enveloppe pour restituer le signal utile amélioré débruité et interprétable.

Dans ce chapitre, nous exposons d'abord une présentation générique sur les techniques de décomposition temps-fréquence, nous commençons par la transformée de Fourier fenêtrée (Short time Fourier transform (STFT)), et nous passons à la transformée en ondelettes (Wavelet transform (WT)) et nous arrivons à la transformée de Stockwell (Stockwell transform (ST)), en second lieu, les techniques de seuillage de la matrice temps-fréquence et troisièmement, les techniques de détection d'enveloppe.

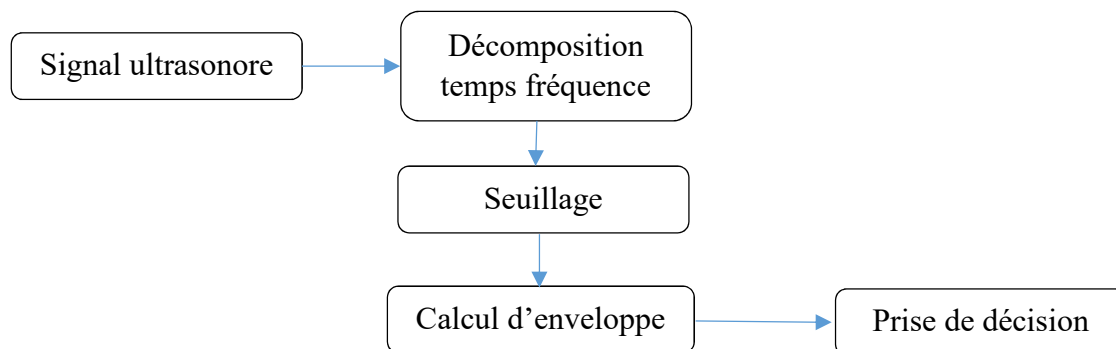


Figure II.1 Etapes proposées pour l'amélioration des signaux de contrôle par ultrasons.

II.2 Intérêt de la représentation temps-fréquence pour les signaux ultrasonores

Les données ultrasonores sont par nature non stationnaires en raison du milieu de propagation non uniforme contenant des obstacles (les discontinuités, les défauts, ...) qui provoquent des fluctuations de fréquence dans les ondes reçues par rapport aux ondes émises. Ces données sont également non linéaires et composés de plusieurs composantes fréquentielles (signaux multi-composants). Dans une telle situation, l'utilisation de la représentation temporelle classique de ces données ne peut pas reconnaître correctement plusieurs

composantes fréquentielles, et l'utilisation de la représentation fréquentielle (transformée de Fourier) ne permet pas d'identifier la position temporelle des composantes fréquentielles. Par conséquent, compte tenu des limites des représentations temporelles et fréquentielles, il est naturel de passer à une représentation commune, à la fois temporelle et fréquentielle, ou comme on l'appelle : analyse ou décomposition temps-fréquence. Donc l'analyse des signaux d'inspection ultrasonores par la décomposition temps-fréquence est motivée par la capacité d'extraire des informations simultanément dans le temps et en fréquence.

Sachant qu'un signal contient plusieurs composantes en fréquence, certaines sont fortement indésirables car perturbatrices telles que le bruit et les interférences, d'autres sont primordiales car sources d'information, telles que celles induites par une altération du milieu de propagation. Une méthode d'analyse temps-fréquence permet de réaliser une cartographie de des différentes composantes en fréquence d'un signal, analysant simultanément dans l'espace (domaine temporel) et le domaine des fréquences. C'est cette importante capacité d'analyse que nous souhaitons exploiter dans nos cas d'application afin de traiter simultanément les signaux d'inspection dans le temps et en fréquence.

Plusieurs méthodes de décomposition temps-fréquence tels que STFT, WT et ST peuvent analyser le comportement temps-fréquence d'un signal non stationnaire qui est le même type de signal ultrasonore A-scan. Chaque méthode de décomposition a des avantages et des inconvénients. Par conséquent, les performances de ces méthodes doivent être évaluées avant de les appliquer sur des signaux de mesure réels. Ces performances sont évaluées sur trois indicateurs : le degré d'amélioration de la résolution (réduction du bruit et séparation des échos chevauchés), l'efficacité à détecter tous les échos utiles présents dans le signal étudié et un temps de calcul réduit.

II.3 Transformée de Fourier fenêtrée

Plusieurs types de transformées permettent d'extraire le contenu fréquentiel d'un signal dans le domaine de traitement du signal, dont les plus usuelles sont celles de Fourier. La transformée de Fourier (Fourier transform (FT)) analyse le signal dans son ensemble pour calculer son spectre de fréquences.

$$F(f(t)) = \hat{f}(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-i\omega t} f(t) dt \quad (\text{II.1})$$

Parmi les inconvénients de cette transformée est qu'elle ne réserve que l'information fréquentielle (figure II.2), on trouve la même représentation fréquentielle pour plusieurs signaux différents (exemple dans la figure II.3). De plus, cette méthode n'est pas valable pour des signaux non stationnaires, car elle ne permet donc pas de déterminer quand les fréquences observées sont présentes dans le signal, et comment elles évoluent dans le temps.

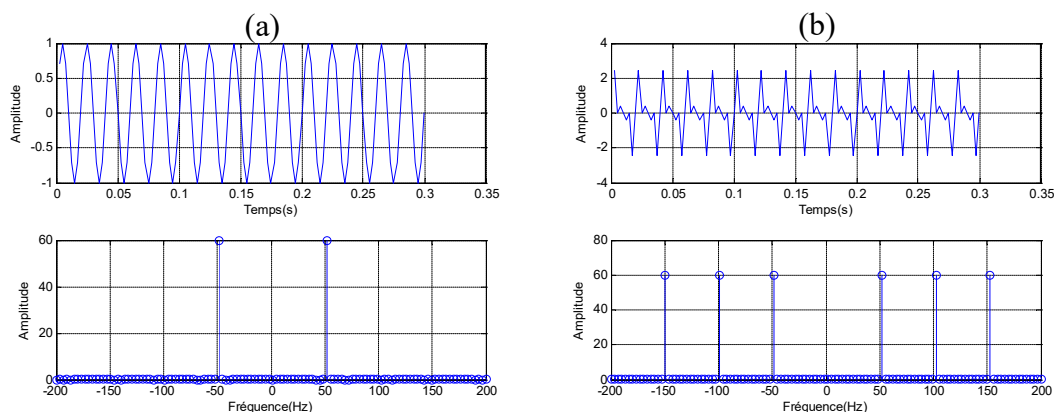


Figure II.2 Transformée de Fourier d'un signal sinusoïdale stationnaire, (a) pour une seule fréquence, (b) pour 3 fréquences.

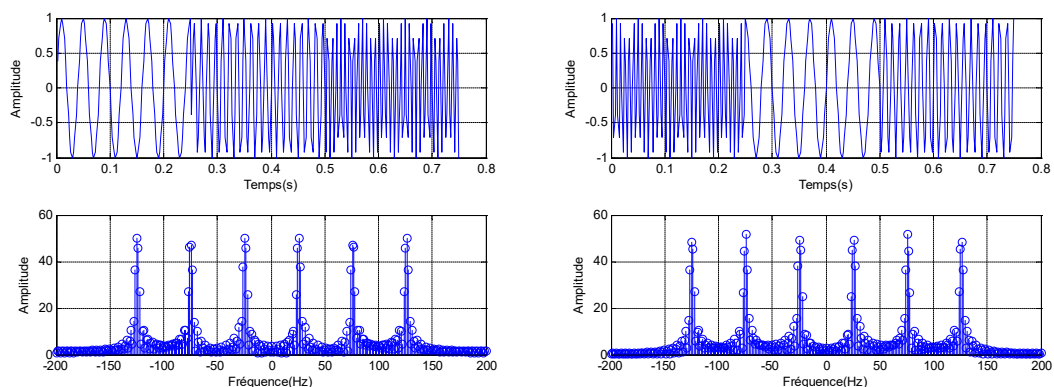


Figure II.3 Deux signaux non stationnaires différents ont la même transformée de Fourier.

Pour pallier ce problème, de nombreuses solutions ont été développées après l'apparition de la transformée de Fourier. Certaines d'entre elles se sont avérées plus ou moins efficaces pour représenter le signal dans le domaine temporel et fréquentiel simultanément (c'est-à-dire dans le plan temps-fréquence).

L'approche de base pour représenter simultanément le temps et la fréquence consiste à découper le signal en plusieurs parties puis les analyser séparément.

L'une des solutions apportées est la Transformée de Fourier à Fenêtre Glissante, la STFT, cette transformée extrait le contenu fréquentiel d'un signal à l'intérieur d'une fenêtre temporelle glissante d'une durée fixe.

$$STFT(h(t, b)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} h(t)g(t-b) e^{-i\omega t} dt \quad (II.2)$$

On considère une fenêtre $g(t)$ à support compact de largeur donnée. La STFT consiste à multiplier le signal $h(t)$ par la fonction fenêtre $g(t)$, centrée en $t = 0$, puis à calculer les coefficients de Fourier du produit $g(t)*h(t)$. Ces coefficients donnent une indication sur le contenu fréquentiel du signal $h(t)$ au voisinage de $t = 0$. Cette procédure est ensuite répétée avec une version translatée de la fonction fenêtre $g(t)$, c'est-à-dire que l'on remplace $g(t)$ par $g(t-b)$ où b est le paramètre de translation temporelle (Figure II.4).

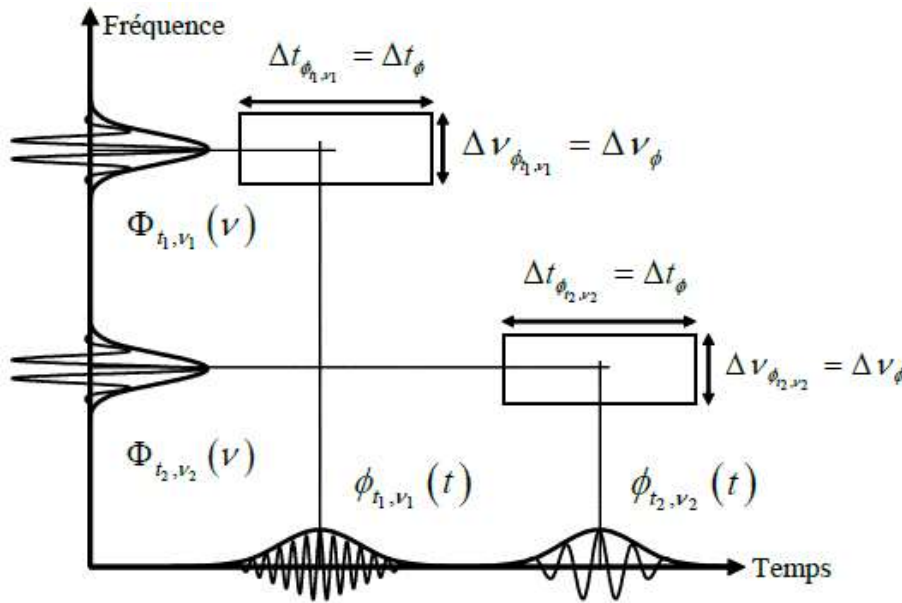


Figure II.4 Analyse à fenêtre glissante dans la STFT.

II.3.1 Application de STFT pour l'analyse du signal ultrasonore A-scan

Afin d'acquérir simultanément des informations sur les distributions d'énergie du signal ultrasonore dans le domaine fréquentiel et temporel, il est nécessaire d'utiliser la forme de représentation temps-fréquence spécifique, qui convient pour extraire les informations nécessaires de chaque signal individuel. La STFT est une transformée quadratique avec des caractéristiques pour l'analyse des signaux: concentration élevée en énergie avec une résolution temps-fréquence constante. STFT s'associe à tout signal d'énergie finie. Cette fonction dépend d'une variable temporelle (t) et d'une fréquence (ω) du signal à fenêtre rectangulaire $g(t)$ est défini dans l'équation (II.2).

La STFT d'un signal ultrasonore multi-composants modélisé dans le chapitre I (équation I.6) contient deux échos des parois (extrémités), deux échos de défauts plus un niveau de bruit Gaussien à 10dB est présentée dans la figure II.5.

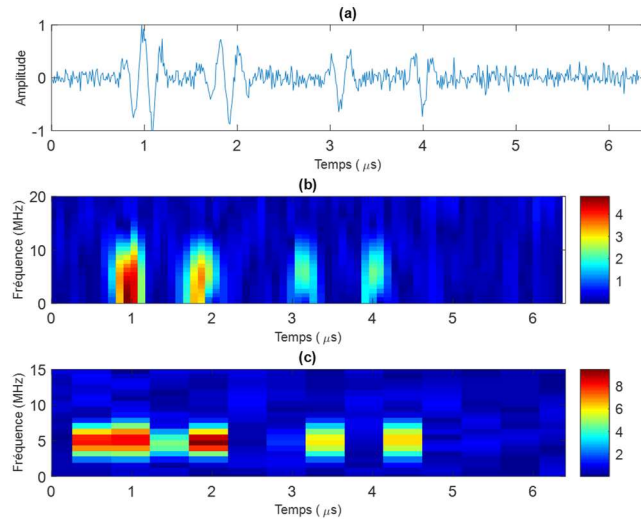


Figure II.5 Analyse par la STFT (b) avec une fenêtre étroite et (c) avec une fenêtre large du signal (a) du modèle de l'équation I.6.

La STFT a ses inconvénients, sa limite de capacité de résolution temps-fréquence, qui est due au principe d'incertitude. Les basses fréquences peuvent difficilement être représentées avec des fenêtres étroites, alors que les impulsions courtes ne peuvent être que mal localisées dans le temps avec des fenêtres larges. Dans la figure II.5 (b) une fenêtre étroite est utilisée dans la décomposition ce qui influe sur la résolution fréquentielle et dans la figure II.5 (c) une fenêtre large est utilisée dans la décomposition ce qui influe sur la résolution temporelle. Un autre inconvénient est la forte redondance de calcul de la STFT. Le modèle utilisé dans la figure II.5 présente un signal ultrasonore où les échos ne sont pas proches, la décomposition STFT d'un signal où les échos sont proches démontre qu'il ne peut séparer les énergies des échos proches que ce soit en utilisant des fenêtres larges ou étroites (figure II.6).

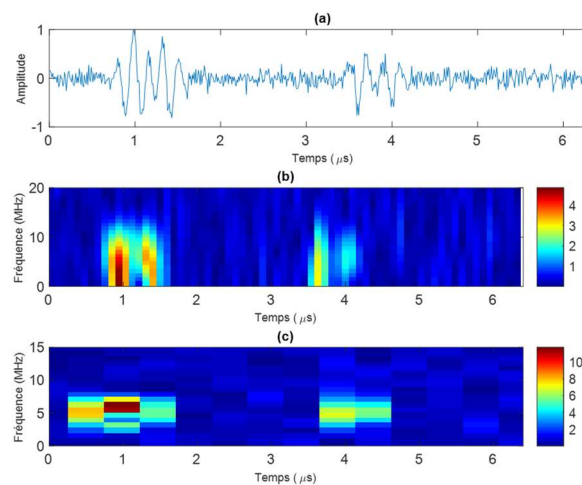


Figure II.6 Analyse par la STFT (b) avec une fenêtre étroite et (c) avec une fenêtre large du signal (a) du modèle de l'équation I.6 contenant des échos proches.

Selon le principe d'incertitude d'Heisenberg [121-122] qui dit, en matière de traitement du signal, qu'il est impossible de connaître exactement une fréquence et l'instant à laquelle elle apparaît dans un signal. Ce principe établi par Heisenberg démontre également l'importance du découpage du signal à analyser [122], où la résolution temporelle est inversement proportionnelle à la résolution fréquentielle, ce qui entraîne que la résolution dans le plan temps-fréquence est fixe pour la STFT. Seulement, le manque de souplesse de cette transformée fait que l'on ne peut agir sur la taille de la fenêtre, les hautes fréquences étant conséquemment mal analysées avec des fenêtres larges, et les basses fréquences étant mal analysées avec des fenêtres étroites. Ceci a motivé l'introduction d'une transformée avec la largeur est inconstante, qui se traduit ensuite par la transformée en ondelettes, la WT et d'autres transformées.

II.4 Transformée en ondelettes

L'utilisation de la WT pour l'étude de tels signaux à l'avantage d'extraire le contenu fréquentiel en utilisant une fenêtre temporelle de durée variable. La fenêtre est déplacée tout le long du signal, et, pour chaque position, on calcule le spectre de fréquence. Puis, on répète ce processus avec une fenêtre plus ou moins grande pour chaque nouveau cycle. Au final, on aboutira à une collection de représentations temps-fréquence du même signal, mais toutes avec une résolution différente. Ceci correspond plus communément à une analyse multi-résolution [113] (figure II.7).

En cours de cette théorie se trouve donc le concept de schémas itératifs, c'est-à-dire de répétitions d'une même opération à des échelles de plus en plus petites ou grandes. Cela ressemble à un zoom grossi sur un point de l'espace qui nous intéresse. La décomposition par transformée en ondelettes utilise une fonction qui correspond à ce point à chaque étape pour extraire les informations pertinentes.

La WT est donc plus particulièrement adéquate pour le traitement de signaux non stationnaires comme les signaux sismiques, biomédicaux, signaux d'ultrasons ... qui possèdent des composantes basses fréquences de longue durée et des composantes hautes fréquences de courte durée.

Il existe deux façons d'introduire la transformée en ondelettes : l'une à travers la transformation en ondelette continue (continuous wavelet transform (CWT)) et l'autre à travers la transformation en ondelette discrète (Discret wavelet transform (DWT)).

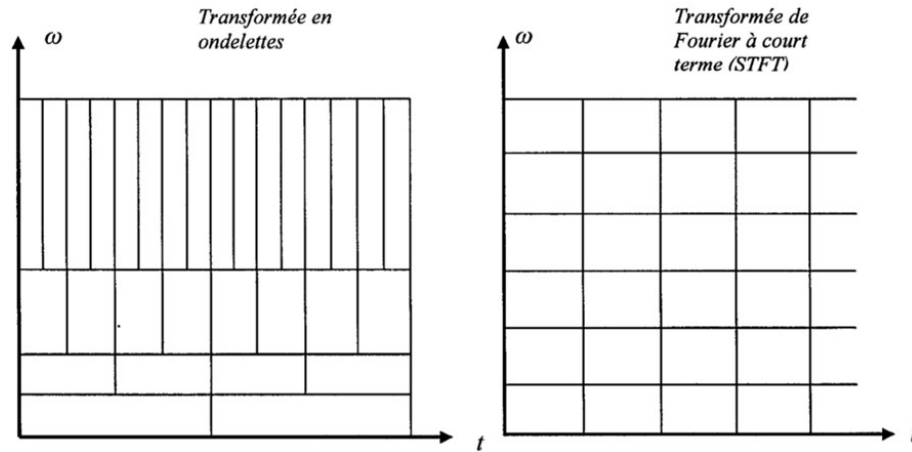


Figure II.7 : Représentation temps-échelle de la transformée en ondelette et la STFT

II.4.1 Application de CWT pour l'analyse du signal ultrasonore A-scan

La CWT est une transformée qui utilise une ondelette mère comme fenêtre temporelle centrée au temps τ , qui est corrélée avec les signaux au temps d'échantillonnage t . L'ondelette mère est compressée et dilatée par un ensemble de scalaires pour ajuster la largeur de la fenêtre temporelle. Les résultats sont une série de coefficients de corrélation dans le plan temps-échelle. Ensuite, l'échelle doit être convertie en fréquence afin d'obtenir le spectre temps-fréquence des signaux. Chaque fréquence convertie représente une bande de fréquence plutôt qu'une seule fréquence. La décomposition en CWT d'un signal ultrasonore multi-composants modélisé dans le chapitre I contient deux échos des parois (extrémités), deux échos de défauts plus un niveau de bruit Gaussien à 10dB est présentée dans la figure II.8 en l'ondelette mère (b) de Morlet et (c) de Morse.

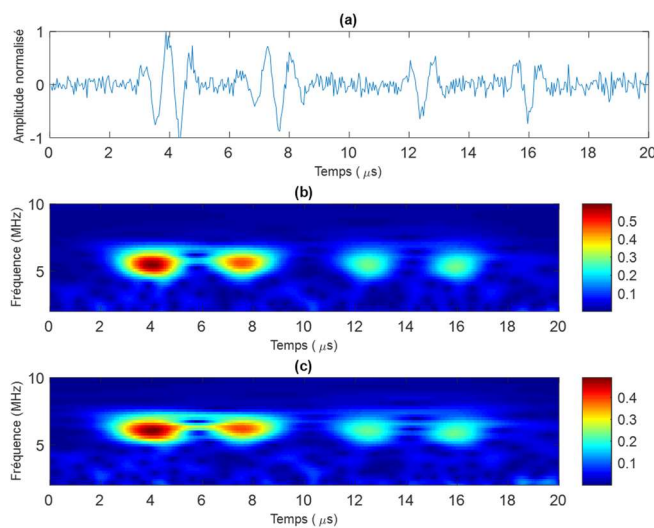


Figure II.8 Analyse par la CWT avec l'ondelette mère (b) de Morlet (c) de Morse du signal (a) du modèle de l'équation I.6.

La distribution des énergies du signal a vu une amélioration en utilisant la CWT par rapport à STFT surtout avec l'ondelette mère de Morlet. Les travaux dans [123], [97] et [124] à titre d'exemple utilise l'ondelette mère de Morlet pour la décomposition du signal ultrasonore et confirme son utilité par rapport à d'autre ondelettes mères. Le modèle utilisé dans la figure II.8 présente un signal ultrasonore où les échos ne sont pas très proches, la décomposition par CWT d'un signal où les échos sont proches démontre une impuissance à répartir correctement les énergies des différents échos (figure II.9).

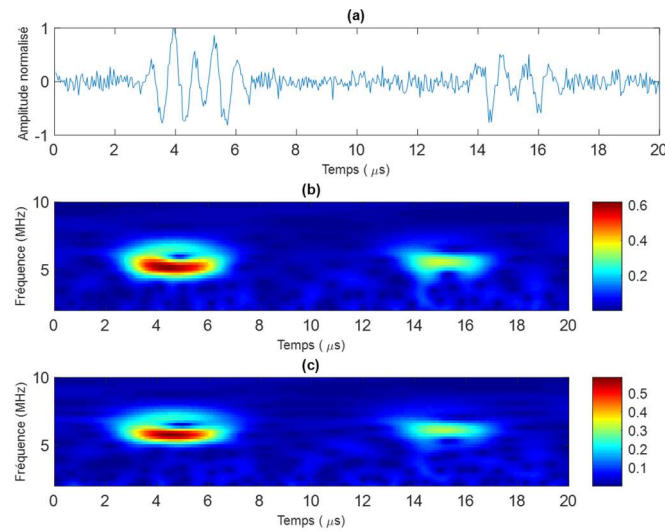


Figure II.9 Analyse par la CWT avec l'ondelette mère (b) de Morlet (c) de Morse du signal (a) du modèle de l'équation I.6 contenant des échos proches.

Et en plus la redondance de calcul, la CWT ne fournit pas les informations de phase du signal analysé et la précision de la localisation des fréquences reste un problème potentiel [106]. Pour remédier à cette carence de cette transformée et pour la possibilité de reconstruire parfaitement le signal A-scan d'origine à partir de sa décomposition, Mallat et Meyer ont mis au point, en 1989, un outil efficace et flexible qui a engendré depuis un nombre impressionnant d'applications [125], la DWT que sera utilisé dans la section suivante dans la décomposition du signal A-scan modélisé.

II.4.2 Application de DWT pour l'analyse du signal ultrasonore A-scan

La DWT est issue de la version continue CWT, à la différence de cette dernière, la DWT utilise un facteur d'échelle et une translation discrétisée. On appelle transformée en ondelettes discrète dyadique toute base d'ondelettes travaillant avec un facteur d'échelle « 2^i ». Le principe est que le signal à décomposer traverse deux filtres complémentaires, passe-haut et passe bas, et émerge en tant que deux signaux, d'approximations et de détails respectivement. La figure

ci-dessous illustre la décomposition en DWT 5 niveaux de décomposition en utilisant l'ondelette mère db5.

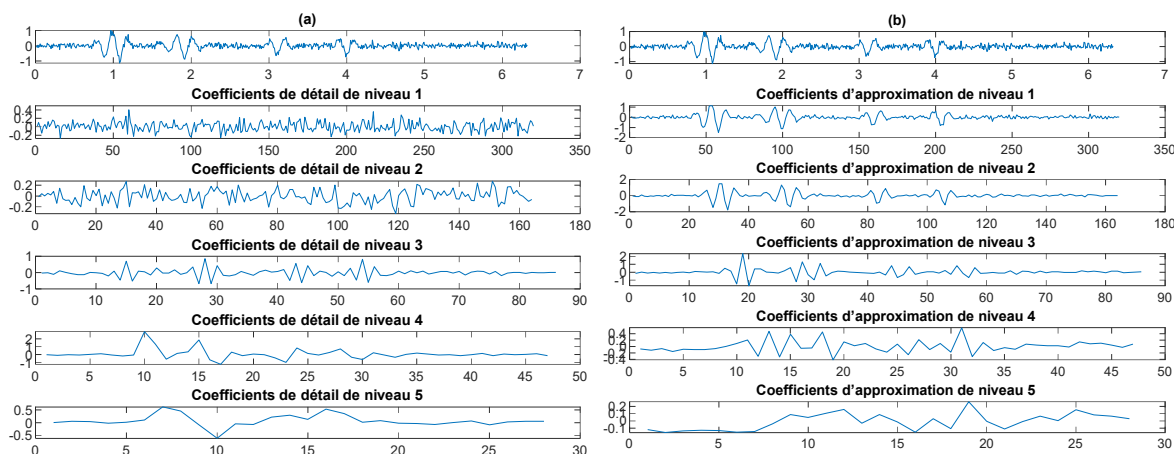


Figure II.10 Analyse par la DWT avec l'ondelette mère db5 et le niveau de décomposition 5 du modèle de l'équation I.6, (a) les coefficients de détail et (b) les coefficients d'approximation.

D'après la figure II.10, on constate que les coefficients de détail de niveau 3 localise bien les échos du signal A-scan où les échos ne sont pas très proches. La décomposition par DWT du signal A-scan de la figure II.11 où les échos sont proches démontre une impuissance à répartir correctement les énergies des différents échos.

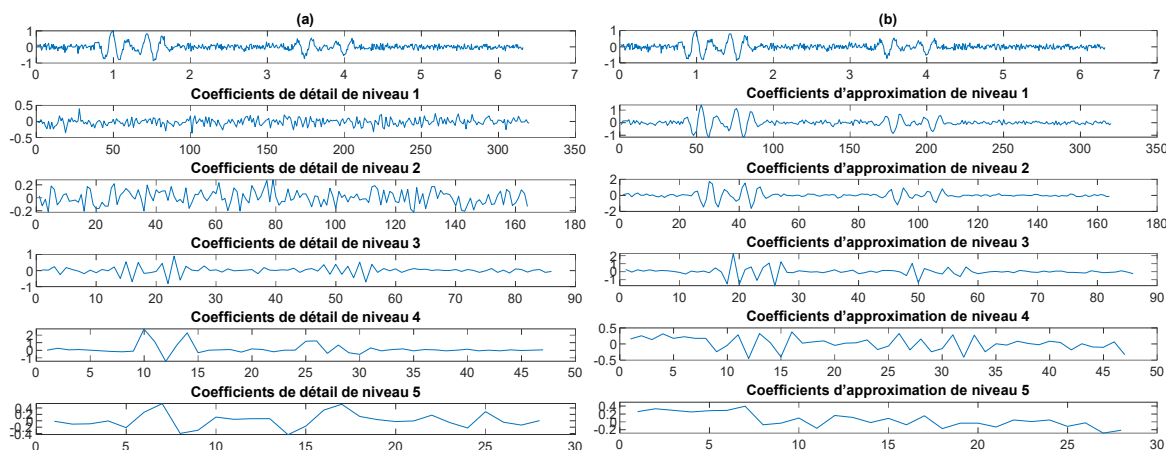


Figure II.11 Analyse par la DWT avec l'ondelette mère db5 et le niveau de décomposition 5 du modèle de l'équation I.6 contenant des échos proches, (a) les coefficients de détail et (b) les coefficients d'approximation.

Afin d'obtenir une distribution correcte et efficace de l'énergie du signal ultrasonore dans le plan temps-fréquence, il est nécessaire d'utiliser une transformation puissante peut

différencier entre les différentes composantes du signal et éliminer le maximum de bruit pour pouvoir facilement extraire les informations nécessaires de chaque signal individuel. La transformée de Stockwell avec ces caractéristiques intéressantes pour l'analyse des signaux: concentration élevée en énergie avec une bonne résolution temps-fréquence et préservation de l'information de phase peut être utilisée dans la décomposition du signal A-scan.

II.5 Transformée de Stockwell

II.5.1 Transformée en S standard

Dans les années récentes, la transformée de Stockwell appelée aussi transformée en S (en anglais : Stockwell transform, S transform (ST)) est considérée comme l'un des outils d'analyse temps-fréquence les plus performants, en raison de ses impacts favorables dans de nombreux domaines [106, 109, 126-129]. ST proposée par Robert Glenn Stockwell et al. [19] d'une part, combine les points forts performances de la transformée de Fourier fenêtrée (STFT) et de la transformée en ondelettes (WT) et d'autre part, surmonte leurs limites. La STFT souffre d'un problème de résolution en raison de la largeur fixe de la fenêtre glissante, une mauvaise résolution temporelle des hautes fréquences et une mauvaise résolution des basses fréquences. Le WT améliore la résolution de la représentation temps-fréquence mais l'information de phase référencée absolue ne peuvent pas être déduites. La ST utilise une longueur de fenêtre variable et évolutive, et exploite le noyau de Fourier pour fournir l'information de phase référencée à l'origine temporelle.

Pour une série temporelle $h(t)$, ST peut être donnée par

$$ST(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t)w(t - \tau)e^{-i2\pi ft} dt \quad (\text{II. 3})$$

Où τ est le facteur de translation dans le temps t , f est l'information fréquentielle et $w(\tau - t)$ est la fenêtre d'analyse de ST.

La fenêtre utilisée dans ST est un modèle gaussien donné par :

$$w(t - \tau) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-((t-\tau)^2 f^2)/2} \quad (\text{II. 4})$$

Par conséquent, ST peut s'écrire :

$$ST(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-((t-\tau)^2 f^2)/2} e^{-i2\pi f t} dt \quad (\text{II. 5})$$

Considérant $h[kT]$, $k=0,1, \dots, N-1$, présente la série temporelle discrète correspondant à $h(t)$ de longueur N et d'intervalle de temps d'échantillonnage T , la ST discret de $h[kT]$ en alternant $\tau \rightarrow jT$ et $f \rightarrow n/NT$ est donné par

$$ST \left[jT, \frac{n}{NT} \right] = \sum_{m=0}^{N-1} H \left[\frac{m+n}{NT} \right] e^{-2\pi^2 m^2 / n^2} e^{i2\pi m j / N} \quad (\text{II. 6})$$

$H \left[\frac{m+n}{NT} \right]$ est la transformée de Fourier de $h[kT]$, les entiers $j, m, n = [0, 1, \dots, N-1]$ et $n \neq 0$.

ST inverse $h(kt)$ qui présente le signal reconstruit est donnée par :

$$h(kt) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \left\{ \sum_{j=0}^{N-1} ST \left[jT, \frac{n}{NT} \right] \right\} e^{j2\pi n k / N} \quad (\text{II. 7})$$

II.5.2 Relation ST-STFT

ST présente un cas particulier de STFT en remplaçant sa fenêtre glissante par une fenêtre gaussienne. STFT du signal $h(t)$ est définie comme suit :

$$STFT(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t) g(t - \tau) e^{-i2\pi f t} dt \quad (\text{II. 8})$$

En remplaçant la fenêtre $g(t)$ par la fenêtre $w(t)$ de l'équation (II.4) on obtient l'équation (II.5) de la ST.

II.5.3 Relation ST-WT

WT continue d'un signal $h(t)$ est donnée par :

$$WT(\tau, d) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t) w(t - \tau, d) dt \quad (\text{II. 9})$$

$w(t, d)$ désigne l'ondelette mère de la transformée WT et d la "largeur" de l'ondelette $w(t, d)$ qui contrôle la résolution, τ , la translation.

ST est définie comme une WT avec une ondelette mère spécifique multipliée par le facteur de phase.

$$ST(\tau, f) = e^{-i2\pi f} WT(\tau, d) \quad (\text{II. 10})$$

Où l'ondelette mère est définie par la fenêtre Gaussienne $w(t)$ de l'équation (II.4) et le paramètre d est l'inverse de la fréquence f .

En multipliant la WT par le facteur de phase, la transformée en S peut localiser les composantes réelles et imaginaires du spectre.

La décomposition par ST standard d'un signal ultrasonore multi-composants modélisé dans le chapitre I contient deux échos des parois (extrémités), deux échos de défauts plus un niveau de bruit Gaussien à 10dB est présentée dans la figure II.12.

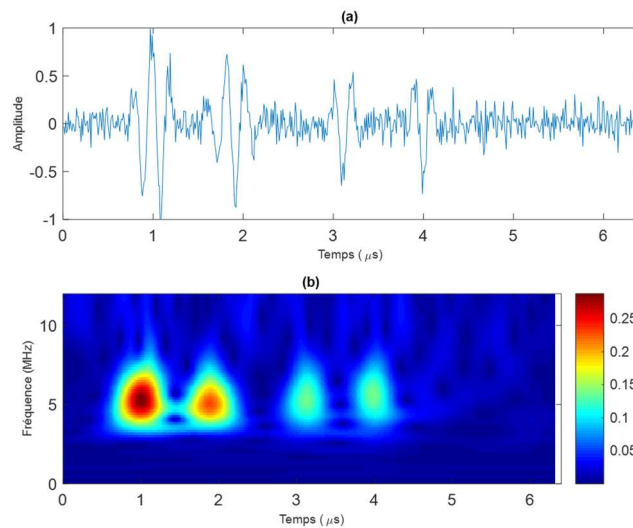


Figure II.12 Analyse par ST standard (b) de signal du modèle de l'équation I.6 (a).

II.5.4 Limitations de ST standard

Le problème associé à la transformée en S standard est la nature de la fenêtre gaussienne, ainsi la largeur de la fenêtre gaussienne a une relation inverse avec la fréquence (la fréquence est inversement proportionnelle à l'écart type ($\sigma(f) = 1/f$)). Cela conduit à une dégradation de la résolution temporelle pour les basses fréquences, et une dégradation de la résolution fréquentielle pour les hautes fréquences et cela entraînant une mauvaise concentration d'énergie dans le domaine temps-fréquence. Plusieurs modifications ont été introduites dans ST afin

d'améliorer la résolution en ajoutant des paramètres supplémentaires pour contrôler la largeur de la fenêtre d'analyse et sa forme d'onde afin de maximiser la concentration d'énergie dans le champ temps-fréquence de ST. Dans ce qui suit, nous présentons brièvement les modifications majeures apportée à la fenêtre gaussienne de la transformée en S.

II.5.5 Versions améliorées de ST standard

La fenêtre gaussienne peut s'écrire :

$$w(t - \tau, f) = \frac{1}{\sigma(f)\sqrt{2\pi}} e^{-(t-\tau)^2/2\sigma(f)^2} \quad (\text{II. 11})$$

à partir de l'équation (II.5) de ST standard décrite ci-dessus et l'équation (II.11), l'écart type peut être donné par :

$$\sigma(f) = \frac{1}{|f|} \quad (\text{II. 12})$$

Dans la TS généralisée (GST) proposée par Mansinha et al. [22], les auteurs ont introduit un nouveau paramètre δ pour améliorer le contrôle de la largeur de la fenêtre gaussienne, où l'écart type peut s'écrire :

$$\sigma(f) = \frac{\delta}{|f|} \quad (\text{II. 13})$$

Ce paramètre ajuste la largeur de la fenêtre gaussienne, ce qui conduit à un meilleur contrôle de la résolution de la matrice ST.

Sejdic et al. dans [20] ont proposé une autre façon de contrôler la largeur de la fenêtre gaussienne, qui consiste à fixer le paramètre δ dans GST à 1 et introduit un nouveau paramètre p comme suit :

$$\sigma(f) = \frac{1}{|f|^p} \quad (\text{II. 14})$$

Le choix de la valeur propre de p contribue à optimiser la largeur de la fenêtre gaussienne pour améliorer la concentration d'énergie dans la décomposition temps-fréquence (TFD).

Chen et al. [129] ont ajouté un autre paramètre B à la modification de Sejdic et al. comme:

$$\sigma(f) = \frac{1}{B|f|^p} \quad (\text{II. 15})$$

Ainsi, l'ajout d'un paramètre supplémentaire pour ajuster la largeur et la forme d'onde de la fenêtre gaussienne a fourni une meilleure amélioration de la concentration d'énergie, donc une meilleure résolution du champ de transformée en S.

Georges et al. [130] et Assous et al. [131] ont proposé le contrôle de la fenêtre gaussienne en ajoutant deux paramètres a, b à l'écart-type, variant linéairement avec la fréquence comme suit :

$$\sigma(f) = \frac{1}{af + b} \quad (\text{II. 16})$$

Assous et al. fixent empiriquement la valeur de « b » à 1/N ; N est le nombre d'échantillons dans le signal traité et la valeur de "a" à quatre fois la variance des signaux. Cette modification a conduit à un meilleur contrôle de la largeur de la fenêtre et de la forme de la forme d'onde, mais n'est pas le meilleur choix de paramètres "a" et "b" dans tous les domaines d'application.

II.5.6 Amélioration proposée

Dans ce travail, nous combinons les modifications citées précédemment dans [20], [129], et [131] et nous proposons l'écart type de la transformée en S modifiée (MST) comme :

$$\sigma(f) = \frac{1}{af^p + b} \quad (\text{II. 17})$$

Cette modification conduit à une nouvelle fenêtre comme suit :

$$w(\tau - t) = \frac{1}{(af^p + b)\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-((\tau-t)^2)}{2(af^p + b)^2}} \quad (\text{II. 18})$$

Cela donne l'équation de MST comme :

$$MST(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \frac{1}{(af^p + b)\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-((\tau-t)^2)}{2(af^p+b)^2}} e^{-i2\pi ft} dt \quad (II.19)$$

De plus, nous pouvons satisfaire une condition de normalisation, qui assure l'inversibilité de MST comme suit :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{(af^p + b)\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-((\tau-t)^2)}{2(af^p+b)^2}} dt = 1 \quad (II.20)$$

Où les paramètres a , p et b peuvent fournir plus de flexibilité pour contrôler la largeur et la forme de la fenêtre gaussienne. De plus, on peut voir que pour $a = 1$, $p = -1$ et $b = 0$, l'équation (II.19) se réduit à ST standard, pour $a = 1$ et $b = 0$ à la fenêtre de Sejdic [20], pour $p = 1$ à la fenêtre proposée par Assous [131] et pour $b = 0$ à la modification de Chen et al. [129].

Il serait préférable que la sélection des paramètres a , p et b : premièrement, respecte la nature du signal analysé, deuxièmement, soit plus appropriée pour adapter la fenêtre au signal afin de maximiser la résolution de la présentation temps-fréquence, troisièmement, soit généré automatiquement, et le plus important est le quatrième, maximiser la concentration d'énergie du signal analysé dans le plan temps-fréquence.

II.5.6.1 Optimisation des paramètres a , p et b

Dans le but d'atteindre des valeurs optimisées des paramètres a , p et b qui contrôlent la fenêtre gaussienne afin d'obtenir la transformée en S modifiée optimisée (en anglais optimized modified Stockwell transform (OMST)) avec nous appliquons une méthodologie d'optimisation avancée pour sélectionner automatiquement ces paramètres. La fonction objective utilisée est la mesure de concentration d'énergie (CM) [20]. Les contraintes figurant dans l'équation (II.22) sont directement liées aux limites de largeur de la fenêtre d'analyse gaussienne. Les bornes de largeur de la fenêtre gaussienne d'analyse ne doivent pas être très grandes ce qui détruit la résolution fréquentielle et pas très petites ce qui altère la résolution temporelle [23]. Une méthode d'ensemble actif est appliquée pour résoudre ce problème d'optimisation contrainte non linéaire. La méthode d'optimisation active-set a été choisie car elle implique moins de temps de calcul et donne des résultats très satisfaisants. La méthode active-set se termine après un nombre limité d'itérations si un minimiseur sur chaque surface de travail est identifié à chaque itération à l'intérieur de la zone active-set définie et la valeur de la fonction objective diminue à chaque itération. Par conséquent, si une solution satisfait les contraintes dans la zone réalisable

donnée, l'algorithme de la méthode active-set se termine. Le problème d'optimisation peut être exprimé comme suit [20, 23] :

$$\arg \max_{a,p,b \in \mathbb{R}} \left(1 / \sum_1^N \sum_{f_{min}}^{f_{max}} |\overline{OMST^{a,p,b}(t,f)}| dt df \right) \quad (\text{II. 21})$$

sujet à

$$\begin{cases} nT_s - a - b \leq 0 \\ af_{max}^p + b - lT_s \leq 0 \end{cases} \quad (\text{II. 22})$$

où $|\overline{OMST^{a,p,b}(t,f)}|$ présente l'OMST normalisé, T_s est la période d'échantillonnage temporelle de la fenêtre discrétisée, f_{max} est la fréquence maximale du signal analysé et lT_s et nT_s sont respectivement les bornes supérieure et inférieure de la fenêtre proposée, dont le rôle est de contrôler la résolution temporelle et l'équation de l'OMST peut s'écrire comme :

$$OMST^{a,p,b}(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \frac{1}{(af^p + b)\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-((\tau-t)^2)}{2(af^p+b)^2}} e^{-i2\pi f t} dt \quad (\text{II. 23})$$

Nous avons appliqué l'OMST proposé sur le signal synthétique utilisé dans [131] avec une longueur de 1024 échantillons et échantillonné à 1 kHz. Ce signal contenait trois composantes de fréquences composées de : une basse fréquence (100 Hz), une fréquence moyenne (200 Hz) et une haute fréquence (300 Hz) comme le montre la figure II.13 a. Figures II.13 b, c et d montrent clairement la différence de résolution temps-fréquence entre ST, MST et OMST proposé. Les résultats obtenus à l'aide de l'OMST conduisent à une amélioration significative de la résolution par rapport au ST et au MST.

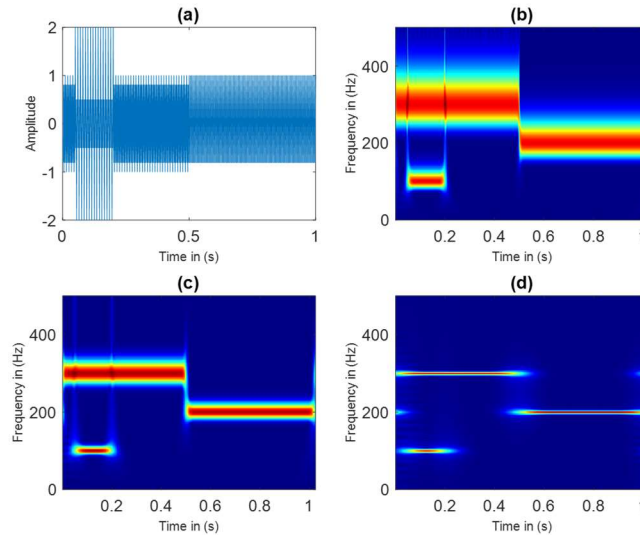


Figure II.13 Comparaison ST, MST et OMST proposé : (a) signal temporel avec trois composantes fréquentielles, (b) ST, (c) MST (Assous) [131], (d) OMST proposé.

Le signal ultrasonore multi-composants modélisé dans le chapitre I qui contient deux échos des parois (extrémités), deux échos de défauts plus un niveau de bruit Gaussien à 10dB est utilisé pour démontrer la puissance de l'OMST dans la localisation des différents échos (figure II.14).

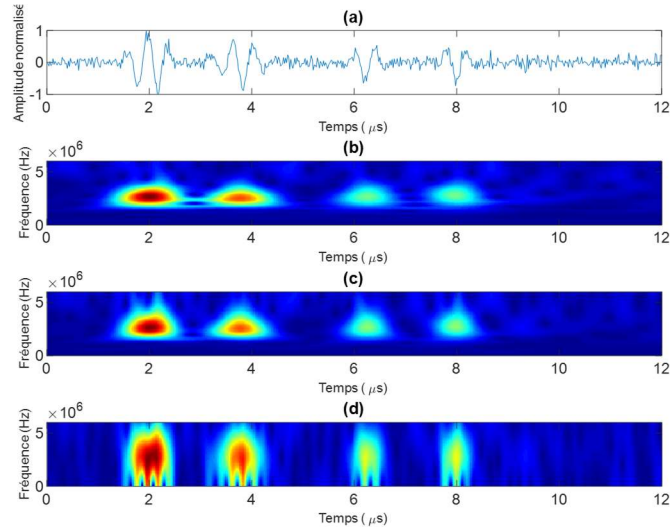


Figure II.14 Comparaison ST, MST et OMST proposé : (a) signal temporel avec quatre échos, (b) ST, (c) MST (Assous), (d) OMST proposé.

La figure II.14 montre que ST, MST et OMST peuvent bien localiser les différents échos du signal A-scan. La décomposition par ST, MST et OMST du signal A-scan de la figure II.15 où les échos sont proches démontre un échec de répartir correctement les énergies des différents

échocs par les transformées ST et MST et un succès de la transformée OMST de bien séparer les composantes chevauchées.

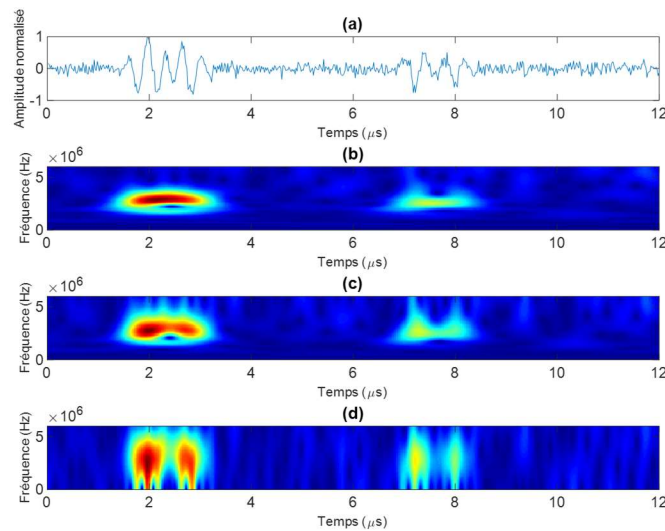


Figure II.15 Comparaison ST, MST et OMST proposé : (a) signal temporel avec quatre échocs proches, (b) ST, (c) MST et (d) OMST proposé.

II.6 Seuillage de la matrice temps-fréquence

En tant que méthode de traitement des signaux non stationnaires avec une résolution temps-fréquence élevée, la transformée en S modifiée et optimisée peut être utilisée pour analyser les caractéristiques temps-fréquence des signaux ultrasonores. Elle présente une résolution temps-fréquence élevée correspondant aux fréquences existes dans le signal traité et une transformée inverse réversible. La séparation entre les coefficients appartenant au premier plan (signal utile) de ceux appartenant au second plan (signal non désiré) du plan temps-fréquence est une nécessité pour minimiser les effets de bruit et donc éviter l'apparition de faux pics lors de la restitution le signal d'origine. Des principales préoccupations lors de choix de meilleurs méthode de seuillage : l'efficacité, la rapidité, l'économie de l'implémentation et la simplicité. Et un seuillage automatique permet de trouver la valeur du seuil recherché d'une façon automatique. Il existe plusieurs algorithmes pour calculer la valeur du seuil à appliquer. Nous proposons d'utiliser le seuillage itératif et le seuillage par la méthodes d'Otsu pour la séparation entre les coefficients utiles de ceux non désirés du plan temps-fréquence.

II.6.1 Seuillage itératif

L'une des méthodes répandues aux préoccupations ci-dessus et aussi automatique est le seuillage itératif [132]. Cette technique fait partie des méthodes de seuillage global, donc par conséquent ça permet de déterminer la valeur du seuil en ne nécessitant en premier terme que les données à segmenter. Elle peut être résumée dans les six étapes ci-dessous :

1. Calculez la valeur minimale 'Min' et la valeur maximale 'Max' de la matrice temps-fréquence (TFD) et définissez la valeur de seuillage (Th) initiale :

$$Th_i = \frac{Min(TFD(:)) + Max(TFD(:))}{2} \quad (II.24)$$

2. La matrice TFD est divisée en deux parties, TFD_{low} et TFD_{high} par le seuil Th_i comme suit :

$$\begin{cases} TFD_{low} = TFD \leq Th_i \\ TFD_{high} = TFD > Th_i \end{cases} \quad (II.25)$$

3. Calculer $Mean_i^{low}$ et $Mean_i^{high}$ la valeur moyenne de TFD_{low} et TFD_{high} respectivement dans l'itération i .
4. Obtention de la nouvelle valeur de seuillage comme :

$$Th_{i+1} = \frac{Mean_i^{low} + Mean_i^{high}}{2} \quad (II.26)$$

5. Si $|Th_i - Th_{i+1}| = 0$, la valeur seuil est $Th = Th_{i+1}$, on passe à l'étape 6 et on calcule la matrice seuillée TFD_{thres} ; sinon, on passe à l'étape 2 et on itère le calcul jusqu'à atteindre la condition $|Th_i - Th_{i+1}| = 0$.

$$TFD_{thres} = \begin{cases} TFD & \text{if } |TFD| \geq Th \\ 0 & \text{if } |TFD| < Th \end{cases} \quad (II.27)$$

La figure II.16 présente la segmentation des matrices temps-fréquence de la figure II.15 en utilisant l'algorithme de seuillage itératif.

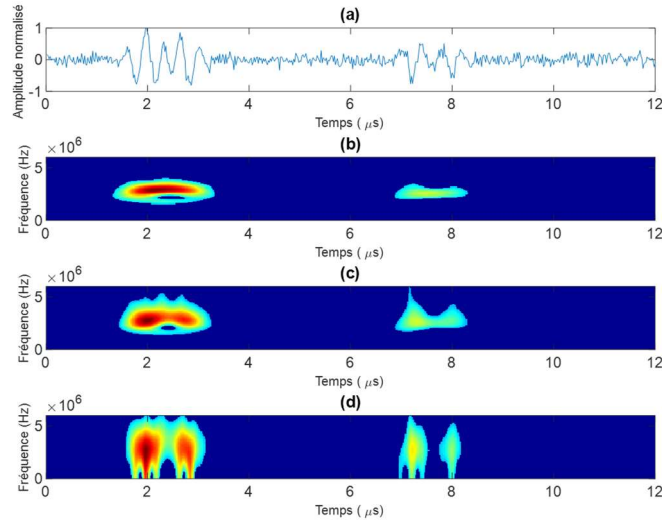


Figure II.16 (a) Signal temporel avec quatre échos proches, seuillage itératif de (b) ST, (c) MST et (d) OMST proposé de la figure II.15 (b), (c) et (d) respectivement.

II.6.2 Seuillage global par la méthode d'Otsu

Le but de l'application d'un processus de seuillage basé sur la méthode Otsu [133] dans le plan temps-fréquence est de séparer les coefficients appartenant au premier plan (signal utile) de ceux appartenant au fond (signal indésirable). L'algorithme suppose qu'il y a deux classes de données dans la matrice à seuiller, le seuil optimal pourrait être trouvé en séparant ces deux classes afin de maximiser leur propagation combinée (variance inter-classes). Nous supposons que les coefficients de la matrice temps-fréquence peuvent être exprimés en L niveaux de valeur [134-135]. Le nombre de points avec des coefficients de niveau $i \in [1, 2, \dots, L]$ est noté x_i tandis que le nombre total de points peut être exprimé par $X = x_1 + x_2 + \dots + x_L$. L'occurrence des coefficients niveau i dans l'histogramme de la matrice temps-fréquence est considérée comme une probabilité :

$$p(i) = \frac{x_i}{X}, x_i \geq 0, \quad \sum_{i=1}^L x_i = X \quad (\text{II. 28})$$

La matrice temps-fréquence sera divisée en deux parties : C_f représentant l'avant-plan (information utile) ; C_f représente les coefficients dans l'intervalle $[1, 2, \dots, Th]$ et C_b représente la partie de fond (partie indésirable). C_b désigne les coefficients dans l'intervalle $[Th+1, \dots, L]$ en appliquant un seuil Th sur les valeurs singulières des coefficients, où L représente le niveau des coefficients. L'idée centrale est de séparer l'histogramme matriciel en deux classes avec un

seuil défini comme résultat de la minimisation de la variance pondérée de ces classes exprimées par :

$$\sigma_{\omega}^2 = \omega_b * \mu_b^2 + \omega_f * \mu_f^2 \quad (\text{II. 29})$$

où $\omega_b * \mu_b^2$ est la variance de fond, $\omega_f * \mu_f^2$ est la variance cible et $(\omega_b, \omega_f) \in [0, 1]$. Le seuil Th qui maximise la variance interclasse totale σ_{ω}^2 est le seuil optimal. La formule du critère de sélection de seuil optimal d'Otsu Th^* est la suivante :

$$Th^* = \underset{1 \leq Th \leq L}{\operatorname{argmax}} \sigma_{\omega}^2 \quad (\text{II. 30})$$

Enfin, la variance pondérée (class variance) est comparée à la valeur seuil. Tous les coefficients dont le niveau est inférieur à la valeur seuil sont considérés comme de fond et ceux dont la valeur est supérieure sont considérés comme de premier plan. L'utilisation de l'approche Otsu dans l'algorithme proposé permet de ne conserver que les coefficients de premier plan basés sur la valeur de seuil calculée. En raison de la simplicité, de l'automatisme et de la rapidité, le seuillage global avec la méthode Otsu est efficace pour séparer les composants utiles des indésirables. La figure II.17 présente la segmentation des matrices temps-fréquence de la figure II.15 en utilisant l'algorithme de seuillage par la technique d'Otsu.

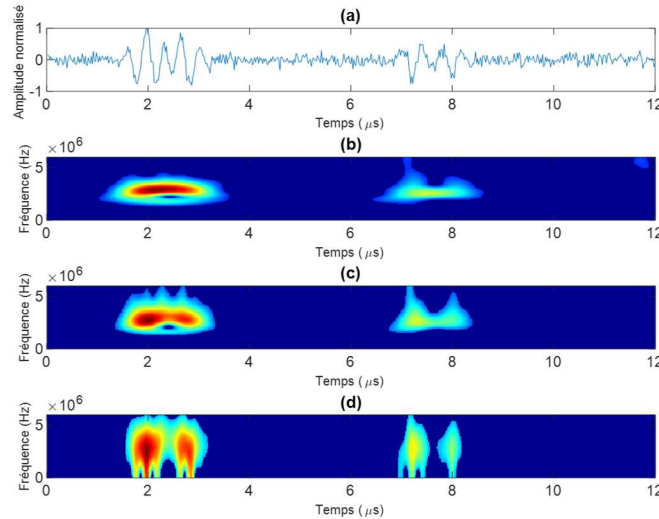


Figure II.17 (a) Signal temporel avec quatre échos proches, seuillage par la technique d'Otsu de (b) ST, (c) MST et (d) OMST proposé de la figure II.15 (b), (c) et (d) respectivement.

D'après les figures II.16 et II.17, on constate qu'en plus de la simplicité et la rapidité de calcul de la valeur de seuil, le seuillage itératif présente la meilleure séparation entre le contenu utile et ce qui indésirable.

II.7 Détection d'enveloppe

L'enveloppe dans le traitement de signal est une fonction lisse et continue qui définit les points extrêmes des données. Dans la segmentation d'un signal ultrasonore, il est utilisé pour identifier la position des différents échos utiles (échos des surfaces et échos des défauts). La fonction d'enveloppe idéale pour la caractérisation des données devrait:

- Produit un seul maximum local pour chaque écho.
- Doit minimiser la largeur des lobes d'enveloppe pour éviter le chevauchement entre les échos proches.
- Doit maximiser l'amplitude des lobes d'enveloppe des échos utiles.
- Participe à réduire l'effet du bruit.

II.7.1 Enveloppe basée sur le calcul d'énergie de la matrice temps-fréquence

Le calcul d'enveloppe d'une matrice de la décomposition temps-fréquence (TFD) du signal après le calcul de l'énergie de la matrice temps-fréquence pour détecter l'emplacement des différents échos disponibles contribuer à distincte mieux les composantes utiles dans le signal et négliger l'influence des composantes de bruit. L'extraction d'enveloppe est essentielle pour une analyse plus approfondie afin d'extraire les informations importantes, ce qui nécessite d'abord de corriger les données et de les transformer en valeurs non négatives. Trois célèbres différentes méthodes peuvent être utiliser pour transformer les données au domaine non négatif où la matrice d'énergie $E(i,j)$ de TFD d'une série temporelle peut se calculer comme suit :

- La valeur absolue : $E(i, j) = |TFD(i, j)|$ (II. 31)

- L'énergie « carrée » : $E(i, j) = (TFD(i, j))^2$ (II. 32)

- L'énergie de Shannon : $E(i, j) = -[TFD(i, j)]^2 \log([TFD(i, j)]^2)$ (II. 33)

L'énergie de Shannon accentue plus efficacement le signal d'énergie moyenne et atténue les signaux de faible et de haute intensité, ce qui aide à supprimer le bruit [16, 136] (figure II.18).

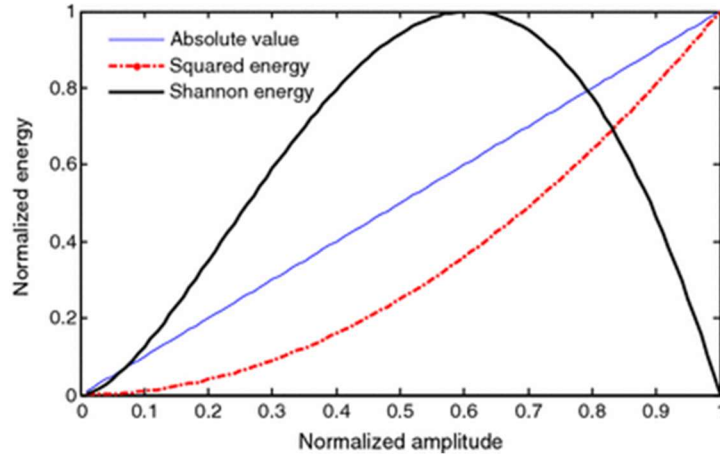


Figure II.18 Comparaison des valeurs d'énergie normalisées obtenues avec : valeur absolue, énergie « carré » et énergie de Shannon.

L'enveloppe est égale à la somme de chaque colonne j de la matrice d'énergie $E(i,j)$.

$$Envelope = \sum_{j=0}^N E(i,j) \quad (II.34)$$

La figure II.19 présente l'enveloppe en utilisant la valeur absolue, l'énergie carrée et l'énergie de Shannon de la matrice temps-fréquence de la figure II.14 (c).

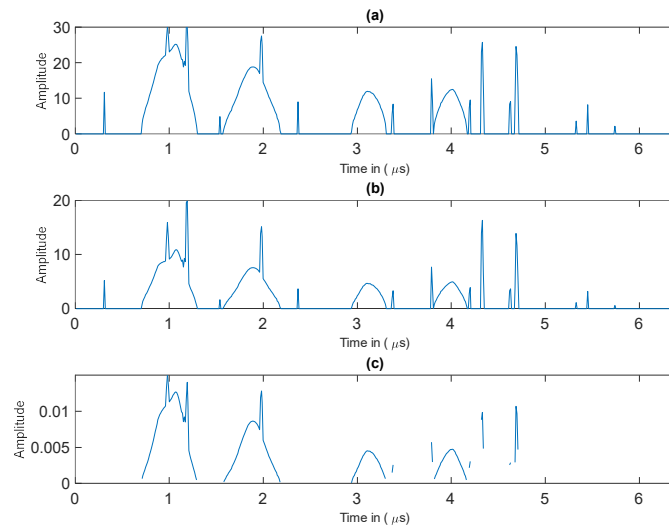


Figure II.19 Enveloppe de la matrice temps-fréquence de la figure II.14 (c) en utilisant la (a) valeur absolue, (b) l'énergie carrée et (c) l'énergie de Shannon.

II.5 Evaluation des algorithmes d'amélioration

En effet, l'évaluation d'un système de traitement de signal et images n'est pas une chose aisée. Dans le cas de segmentation des images B-scan le problème est encore compliqué car plusieurs paramètres comme la résolution de l'image qui peut être effectuée par les modes d'acquisitions.

Pour tester notre proposition d'une façon pertinente, nous avons évalué la qualité de segmentation obtenue par rapport aux critères souvent utilisés dans la littérature [92, 134].

1. À l'aide du rapport signal sur bruit (signal to noise ratio (SNR)) dans les signaux estimés sur la base de la racine carrée moyenne (root mean square (RMS)) du signal amélioré (RMS_{signal}) et de la RMS du bruit seul (RMS_{noise}) calculée à l'aide de l'équation suivante.

$$SNR = 20 \log \left(\frac{RMS_{signal}}{RMS_{noise}} \right) \quad (II. 35)$$

2. Le potentiel de l'algorithme proposé pour détecter correctement la localisation de la délamination a été évalué via la sensibilité (Se) et la valeur prédictive positive (PPV), où Se et PPV ont été calculés comme suit :

$$Se = 100 \frac{TP}{TP + FN} \quad (II. 36)$$

$$PPV = 100 \frac{TP}{TP + FP} \quad (II. 37)$$

Où:

TP (vrais positifs), le nombre d'échos qui ont été correctement détectés ;

FN (faux négatifs), le nombre d'échos qui n'ont pas été détectés ;

FP (faux positifs), le nombre de fausses échos détectés.

3. Le taux d'erreur qui est calculé par la relation suivante :

$$\text{Taux d'erreur} = \left| \frac{V_{Re} - V_{Ex}}{V_{Re}} \right| * 100 \quad (II. 38)$$

Où V_{Ex} , la valeur calculée expérimentalement et V_{Re} , la valeur réelle.

II.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié des différentes méthodes de traitement du signal (décomposition temps-fréquence, seuillage, détection d'enveloppe). L'obtention d'une forte probabilité de détection des défauts et une bonne caractérisation du milieu de propagation impose l'application de méthodes plus efficaces de traitement du signal. Pour cela, on a besoin des techniques de balayage avancées peuvent améliorer la résolution temps-fréquence des données ultrasons. La transformée en S modifiée et optimisée permet de découvrir le comportement fréquentiel et temporel et de discriminer entre les positions temporelles et fréquentielles des signaux. Dans le chapitre suivant, nous exploitons les techniques de traitement du signal mentionnées dans ce chapitre pour construire de nouveaux algorithmes afin d'améliorer la résolution des données ultrasonores simulées et expérimentales. Cette amélioration permet alors de détecter les positions des interfaces (écho de la face avant, écho de la face arrière) et les échos des défauts des pièces analysées.

Chapitre III : Algorithmes de détection et localisation des défauts dans les matériaux.

III.1 Introduction

Le contrôle non destructif avec les techniques ultrasonores représente une méthode bien établie pour détecter les différents types de défauts dans les échantillons industriels. Une interprétation précise des données ultrasonores mesurées est obligatoire afin de décider l'état et la qualité du matériau sous contrôle. Une mauvaise résolution de ces données ultrasonores peut induire l'opérateur de contrôle à poser un diagnostic erroné. L'application de méthodes avancées de traitement du signal peut aider à améliorer les données mesurées, à faciliter l'interprétation des résultats et à réduire par conséquent les erreurs de diagnostic. Dans ce chapitre, notre objectif est de proposer des méthodes efficaces pour améliorer la résolution des données ultrasonores A-scan et B-scan, détecter et localiser avec précision les défauts dans les matériaux. Dans ce cadre, nous proposons d'utiliser des algorithmes basés sur la décomposition temps-fréquence, le seuillage itératif et la détection d'enveloppe. Les performances des algorithmes proposés sont démontrées à l'aide d'images B-scan simulées contenant des échos de défauts proches de la face avant et de la face arrière afin de mettre en évidence le phénomène de délaminage. De plus, une validation des résultats est effectuée en utilisant des données expérimentales d'un échantillon de matériau composite CFRP présentant des défauts de délamination près de la surface avant et d'autre près de la surface arrière. Ainsi une validation des résultats est effectuée en utilisant des données expérimentales des échantillons d'Aluminium et d'Acier présentant différents défauts.

III.2 Les principales étapes proposées pour l'analyse du signal ultrasonore

Le choix d'une bonne transformée temps-fréquence, qui assure la réduction du bruit et l'isolation des échos chevauchés, est une nécessité impérieuse pour un CND réussi. Cette transformée nous permet d'extraire précisément des informations utiles du signal ultrasonore. La matrice résultante de la décomposition temps-fréquence est constituée des différentes composantes fréquentielles du signal original pendant le temps de propagation. Ainsi, elle est composée de composantes utiles représentant les emplacements des échos réels et de composantes indésirables représentant les différents bruits qui recouvrent les échos requis et perturbent la lecture exacte des données. Cela nécessite un filtrage pour séparer le bruit des échos requis. L'une des techniques de filtrage est le seuillage, qui peut nettoyer le plan temps-fréquence de différents bruits en choisissant une bonne technique de seuillage et en

sélectionnant une valeur de seuil appropriée. Après avoir débruité la matrice temps-fréquence, pour localiser les différents échos, on utilise une méthode de calcul d'enveloppe. Le choix des bonnes techniques de décomposition temps-fréquence, de seuillage et de calcul d'enveloppe conduit à débruiter le signal d'origine et à séparer les échos chevauchés, permettant ainsi une bonne résolution des données ultrasonores et donc un diagnostic précis.

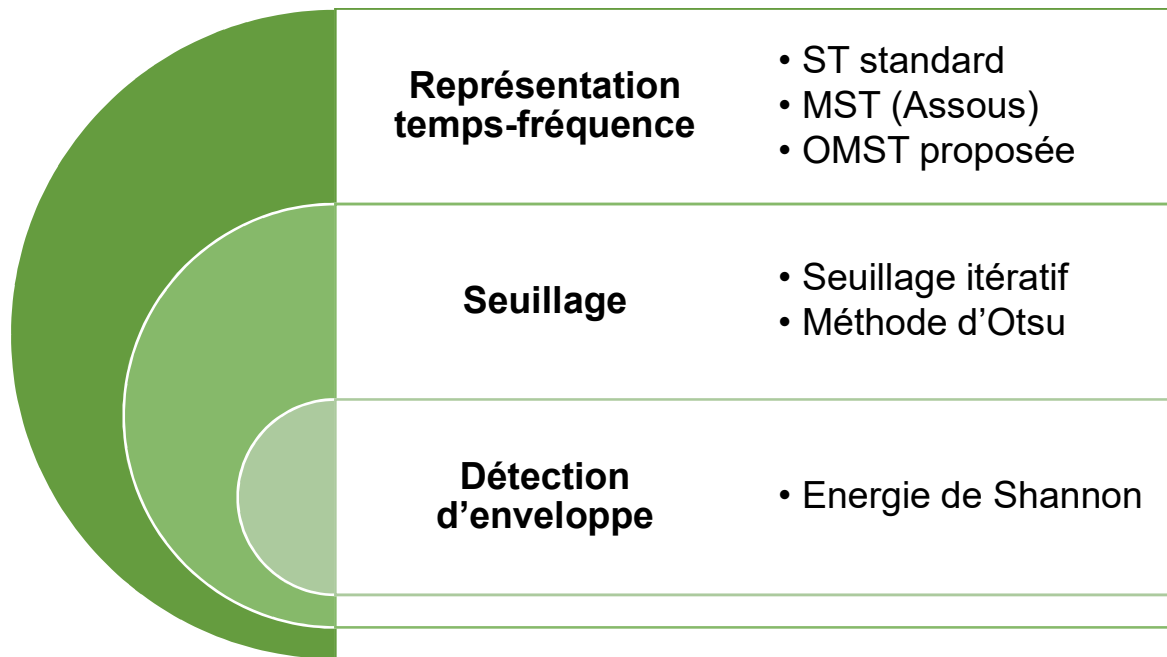


Figure III.1 Techniques de traitement des signaux ultrasonores utilisées.

Les abréviations:

ST (Stockwell transform),

MST (Modified Stockwell transform),

OMST (Optimized Modified Stockwell transform)

III.2.1 Représentation temps-fréquence

En plus du problème de bruit de sources différentes dans les signaux ultrasonores, nous sommes confrontés à un autre problème, qui est celui des échos superposés ou partiellement superposés, et ce problème est causé par la présence de deux défauts proches l'un de l'autre ou la présence d'un défaut proche des surfaces avant ou arrière de l'échantillon. Ce qui rend difficile l'interprétation des données dans ce cas ainsi que la prise de décision sur l'état de l'échantillon inspecté. Cela nécessite des techniques avancées de traitement des données, car les techniques classiques deviennent impuissantes et ne servent pas d'atteindre l'objectif requis.

Les techniques temporelles peuvent diminuer certains types de bruits mais ne peuvent pas améliorer la résolution des données. Les techniques fréquentielles ne correspondent pas avec ce type de signaux à cause de la non-stationnarité des signaux ultrasonores. Les techniques les plus appropriées pour traiter les signaux non-stationnaire sont les transformées temps-fréquences. Certaines de ces transformées souffrent du problème de résolution. Dans notre travail, nous recherchons une transformée temps-fréquence accentuée sur la concentration en énergie des composantes du signal ultrasonore et pouvant donner une très bonne résolution du plan temps-fréquence, et donc ayant le pouvoir de séparer les signaux utiles des différents bruits et de séparer également les composants qui se chevauchent.

III.2.2 Seuillage

Après avoir décomposé le signal ultrasonore par une transformée temps-fréquence avec une meilleure résolution et concentré le maximum des énergies des composantes utiles du signal dans leurs vraies localisations, nous avons besoin d'une technique capable d'éliminer les composants inutiles et de ne conserver que les composantes utiles. Nous pouvons y parvenir en utilisant les techniques de seuillage. Nous recherchons un seuillage permettant de calculer les valeurs des seuils de manière automatique. De plus, il devrait être simple, économique à implémenter, efficace et idéalement rapide pour une inspection en temps réel.

III.2.3 L'enveloppement ou la détection d'enveloppe

Une des techniques pour la projection des composantes utiles du signal ultrasonore du plan temps-fréquence après l'étape du seuillage sur leur exactes localisation dans l'axe du temps est la technique de détection d'enveloppe. Le choix d'une bonne méthode pour la détection d'enveloppe qui maximise l'amplitude des différents pics et minimise les largeurs des lobes afin d'éviter les interférences entre les différents lobes, est une exigence très importante.

III.3 Algorithmes basés sur la transformée en S

III.3.1 Energie de Shannon de la transformée en S

L'énergie de Shannon de la transformée en S (S-transform Shannon Energy (SSE)) calcule l'énergie du spectre local obtenu avec la transformée en S du signal ultrasonore d'origine. Par conséquent, SSE de chaque colonne "j" de la matrice de la transformée en S (ST) est calculé comme suit:

$$SSE(j) = - \sum_{n=0}^{f_{max}} [ST(j, n)]^2 \log([ST(j, n)]^2) \quad (III. 1)$$

SSE peut être calculer pour une bande de fréquence sélectionnée $[f_1, f_2]$ par :

$$SSE(j) = - \sum_{n=f_1}^{f_2} [ST(j, n)]^2 \log([ST(j, n)]^2) \quad (III. 2)$$

f_1 et f_2 correspondent à la bande de fréquence où l'énergie du signal est maximale [137].

SSE normalisée s'exprime par :

$$SSE_n = \frac{SSE}{|\max SSE|} \quad (III. 3)$$

L'enveloppe obtenu par la méthode SSE peut être lissée par un filtre passe bas. La méthode SSE est moins complexe au niveau algorithmique. Elle présente une méthode simple pour extraire l'enveloppe du signal. Les étapes de SSE sont bien arrangées dans le tableau III.1.

III.3.2 Energie de Shannon de la transformée en S modifiée et seuillée

La détection de l'emplacement précis des différents réflecteurs dans le signal ultrasonore dépend fortement de la résolution temps-fréquence de la transformée en S du signal. La transformée en S modifiée (MST) proposée par Assous et al. dans [131] est relativement utile pour séparer les composants de bruit des composants de signal car elle agit comme un discriminateur de puissance. Si la puissance du bruit est inférieure à celle du signal ultrasonore, il est possible de supprimer ce bruit à l'aide de la MST. Cependant, pour une meilleure séparation des échos proches, la transformée MST ne sera pas suffisante. Il est préférable de la combiner avec d'autres techniques de traitement du signal telles que le seuillage et l'enveloppement afin d'obtenir un algorithme capable d'améliorer la résolution et d'isoler les échos chevauchés. Dans le cas de l'algorithme nommé "énergie de Shannon de la transformée en S modifiée seuillée par la technique d'Otsu" (MST-Otsu-SE), la première étape de l'algorithme consiste à calculer la MST du signal original. La deuxième étape consiste à seuiller la matrice MST en utilisant la technique de seuillage d'Otsu. Ensuite, on calcule l'enveloppe de Shannon de la matrice seuillée à l'étape précédente. Les différentes étapes de MST-Otsu-SE sont répertoriées dans le tableau III.1.

III.3.3 Algorithme proposé

Afin d'améliorer la résolution des signaux, plusieurs algorithmes basés sur la transformée en S sont proposés, à savoir SSE, MST-Otsu-SE et d'autres algorithmes [16, 134, 136-138]. L'utilisation des méthodes SSE et MST-Otsu-SE pour l'analyse du signal ultrasonore à échos multiples avec des défauts proches des surfaces avant ou arrière de l'échantillon n'a pas donné un résultat très satisfaisant. Ces dernières pouvaient éliminer des informations utiles ou ajouter de faux pics aux résultats, ce qui conduisait à fausser les interprétations. Pour surmonter les limitations SSE et MST-Otsu-SE dans l'amélioration des données, nous proposons un algorithme basé sur la transformée en S modifiée optimisée (OMST) combinée à une matrice d'énergie de Shannon seuillée itérativement. Cette méthode est capable d'une part de filtrer les différents bruits des données ultrasonores et d'autre part d'améliorer la visibilité des défauts malgré leur proximité avec les surfaces des échantillons. Dans la section ci-dessous, nous décrivons les différentes étapes de l'algorithme proposé pour l'amélioration de la résolution d'un B-scan.

- ** Chargement du B-scan et sélection du premier A-scan,
- ** Calcul de la matrice temps-fréquence à l'aide de OMST décrite dans le chapitre II,
- ** Calcul de l'énergie de Shannon de la matrice OMST,
- ** Seuillage itératif de la matrice d'énergie de Shannon,
- ** Calcul de l'enveloppe égale à la somme de chaque colonne j de la matrice d'énergie de Shannon seuillée,
- ** Traitement de tous les A-scans,
- ** Le B-scan est reconstruit en accumulant les différentes enveloppes issues des résultats des A-scans traités,
- ** Le B-scan résultant doit être convoluté avec une matrice de 3×3 éléments positifs de total égal à 1 pour remplacer chaque point de données par une sorte de moyenne locale des points de données environnants dans la raison de lisser mieux du B-scan.

Les étapes de cet algorithme proposé sont résumées dans le tableau III.1.

III.3.4 Contribution de l'algorithme proposé

L'algorithme proposé présente des particularités qui le mettent à profit pour améliorer la résolution des défauts dans les matériaux.

- L'algorithme proposé utilise la transformée OMST pour la décomposition temps-fréquence du signal ultrasonore. L'OMST est basée sur la maximisation de concentration d'énergie des différentes composantes du signal dans le plan temps-fréquence. La génération automatique des paramètres de la fenêtre gaussienne analysante rend l'OMST approprié dans la plupart des applications.
- L'ordre de classement des étapes de l'algorithme à savoir, calculer l'énergie de Shannon de la matrice OMST puis faire le seuillage et enfin calculer l'enveloppe diffère par rapport au seuillage de la matrice OMST puis calculer l'énergie de Shannon et enfin calculer l'enveloppe. Dans le premier cas, les coefficients les plus utiles du signal d'origine sont rehaussés et l'effet du bruit est réduit en calculant l'énergie de Shannon, de sorte que la tâche de seuillage est facilitée et le maximum de bruit est éliminé.
- Le choix d'utilisation de l'énergie de Shannon dans le calcul d'enveloppe, qui s'est avérée plus efficace pour accentuer le signal d'énergie moyenne et atténuer les signaux de faible et haute intensité par rapport à d'autres techniques de calcul d'enveloppe, ce qui aide à réduire le bruit. Et aussi l'utilisation de l'énergie de Shannon pour le calcul de l'enveloppe produit un seul maximum local pour chaque écho, ce qui est requis dans notre cas, et participe à minimiser la largeur des lobes d'enveloppe pour éviter le chevauchement entre les échos proches.
- L'utilisation du seuillage itératif qui présente une des méthodes les plus répandues au préoccupations de l'efficacité, la rapidité, l'économie de l'implémentation et la simplicité, et aussi automatique. Il fait partie des méthodes de seuillage global, donc ça permet de déterminer la valeur du seuil en ne nécessitant en premier terme que les données à traiter.

Le temps de calcul dans l'algorithme proposé est presque similaire avec les algorithmes SSE et MST-Otsu-SE.

Les différentes étapes des algorithmes SSE, MST-Otsu-SE et proposé sont résumées dans le tableau III.1.

Tableau III.1 Étapes d'implémentation de SSE, MST-Otsu-SE et de l'algorithme proposé

Méthode	SSE	MST-Otsu-SE	Proposé
Différentes étapes de la méthode	Image ultrasonore B-scan acquis par un transducteur multiéléments	Image ultrasonore B-scan acquis par un transducteur multiéléments	Image ultrasonore B-scan acquis par un transducteur multiéléments
	A-Scan(i) i=i+1	A-scan(i) i=i+1	A-scan(i) i=i+1
	ST standard	MST (Assous)	OMST
	Energie de Shannon	Seuillage en utilisant la méthode d'Otsu	Energie de Shannon
	Calcul d'enveloppe	Energie de Shannon	Seuillage Itératif
	B-scan reconstruit amélioré	Calcul d'enveloppe	Calcul d'enveloppe
	fin	B-scan reconstruit amélioré	B-scan reconstruit amélioré
		fin	Lissage par convolution.
			fin

III.4 Comparaison entre les différentes méthodes

Nous proposons une étude comparative entre les méthodes proposées de localisation des échos des surfaces avant et arrière de la pièce inspectée et les échos des défauts.

La comparaison entre les trois méthodes sera basée sur la mesure dans laquelle chaque méthode est capable de :

1. Réduire les différents types de bruits existants dans le signal mesuré dans les signaux expérimentaux et les bruits artificiellement ajoutés pour les signaux simulés. Le rapport signal sur bruit sera mesuré pour les signaux débruités.
2. Distinguer les échos chevauchés et superposés et les bien localiser.

3. Bien afficher les échos de la surface arrière, car l'énergie de l'écho réfléchi sera réduite sous l'effet de la distance et des obstacles rencontrés.
4. Éliminer les faux pics supplémentaires qui peuvent entraîner une interprétation erronée de l'état de l'échantillon.

Les performances des différentes méthodes seront quantifiées en mesurant la sensibilité, la valeur prédictive positive (VPP) et le rapport signal sur bruit SNR expliqués dans le chapitre précédent.

III.5 Résultats de simulation

Les algorithmes cités au-dessus et d'autres sont d'abord testés sur des signaux A-scans et B-scans simulés.

III.5.1 Résultats pour des A-scans simulés

Les méthodes SSE, MST-OTSU-SE et l'algorithme proposé sont utilisées pour localiser les échos dans des A-scans simulés. D'abord, on vérifie la robustesse des trois méthodes en fonction de la position des défauts, puis en fonction du niveau de bruit ajouté.

III.5.1.1 Test de robustesse en fonction de la position des défauts

Pour tester la robustesse de SSE et MST-OTSU-SE et l'algorithme proposé selon les positions des défauts, une configuration d'expérience numérique simulant 3 A-scans synthétiques avec une longueur de 632 points et échantillonné à 100 MHz. Ces A-scans synthétiques contenant quatre échos chacun, les deux échos d'extrémités présentent les surfaces avant et arrière de la pièce simulée et les échos internes présentent des défauts à des distances distinctes des surfaces avant et arrière de la pièce. Ces distances varient dans chaque A-scan, débutant à une certaine distance des surfaces avant et arrière pour ensuite diminuer progressivement, mettant en évidence le phénomène de chevauchement des échos proches. Ceci vise à confirmer l'efficacité de l'algorithme proposé par rapport à d'autres algorithmes pour résoudre ce problème. La figure III.2 montre le schéma général de l'expérience simulée.

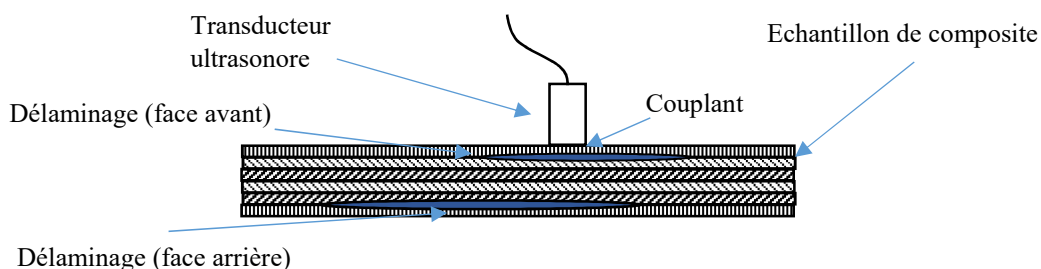


Figure III.2 Schéma de l'expérience simulée pour atteindre les A-scans.

L'équation (III.4) exprime chaque A-scan simulé de la façon suivante :

$$s(\theta_{i=1,2,3,4}, t) = \beta_1 e^{-\alpha_1(t-\tau_1)^2} * \cos(2\pi f_{c_1}(t - \tau_1) + \Phi_1) + \beta_2 e^{-\alpha_2(t-\tau_2)^2} * \cos(2\pi f_{c_2}(t - \tau_2) + \Phi_2) + \beta_3 e^{-\alpha_3(t-\tau_3)^2} * \cos(2\pi f_{c_3}(t - \tau_3) + \Phi_3) + \beta_4 e^{-\alpha_4(t-\tau_4)^2} * \cos(2\pi f_{c_4}(t - \tau_4) + \Phi_4) \quad (\text{III. 4})$$

Où pour le premier A-scan (A-scan1), les paramètres sont choisis comme suit :

$$\begin{aligned} \theta &= [\beta \quad \tau(\mu\text{s}) \quad f_c(\text{MHz}) \quad \alpha((\text{MHz})^2) \quad \Phi(\text{rad})] \\ \theta_1 &= [1 \quad 1 \quad 5 \quad 25 \quad 0.8], \\ \theta_2 &= [0.8 \quad 1.88 \quad 5 \quad 25 \quad 0.8], \\ \theta_3 &= [0.6 \quad 3.12 \quad 5 \quad 25 \quad 0.8], \\ \theta_4 &= [0.5 \quad 4 \quad 5 \quad 25 \quad 0.8]. \end{aligned}$$

Pour le deuxième A-scan (A-scan2), les paramètres sont choisis comme suit :

$$\begin{aligned} \theta &= [\beta \quad \tau(\mu\text{s}) \quad f_c(\text{MHz}) \quad \alpha((\text{MHz})^2) \quad \Phi(\text{rad})] \\ \theta_1 &= [1 \quad 1 \quad 5 \quad 25 \quad 0.8], \\ \theta_2 &= [0.8 \quad 1.5 \quad 5 \quad 25 \quad 0.8], \\ \theta_3 &= [0.6 \quad 3.5 \quad 5 \quad 25 \quad 0.8], \\ \theta_4 &= [0.5 \quad 4 \quad 5 \quad 25 \quad 0.8]. \end{aligned}$$

Et pour le troisième A-scan (A-scan3), les paramètres sont choisis comme suit :

$$\begin{aligned} \theta &= [\beta \quad \tau(\mu\text{s}) \quad f_c(\text{MHz}) \quad \alpha((\text{MHz})^2) \quad \Phi(\text{rad})] \\ \theta_1 &= [1 \quad 1 \quad 5 \quad 25 \quad 0.8], \\ \theta_2 &= [0.8 \quad 1.38 \quad 5 \quad 25 \quad 0.8], \\ \theta_3 &= [0.6 \quad 3.62 \quad 5 \quad 25 \quad 0.8], \\ \theta_4 &= [0.5 \quad 4 \quad 5 \quad 25 \quad 0.8]. \end{aligned}$$

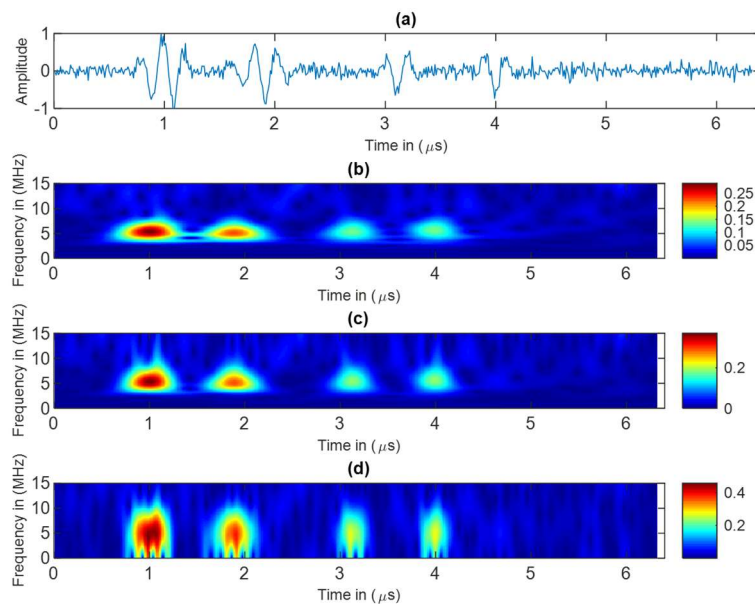


Figure III.4 (a) A-scan1 simulé (SNR = 5 dB), décomposition temps-fréquence utilisant : (b) ST standard, (c) ST modifié (Assous), (d) OMST proposé.

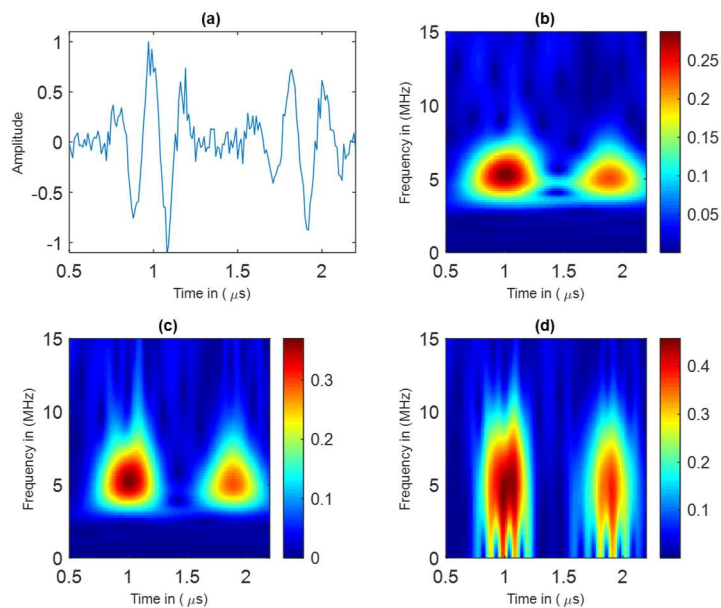


Figure III.5 (a) Zoom de la zone de l'écho de défaut côté face avant de la Figure III.4 (a), zoom de décomposition temps-fréquence utilisant : (b) ST standard, (c) ST modifié (Assous), (d) OMST proposé.

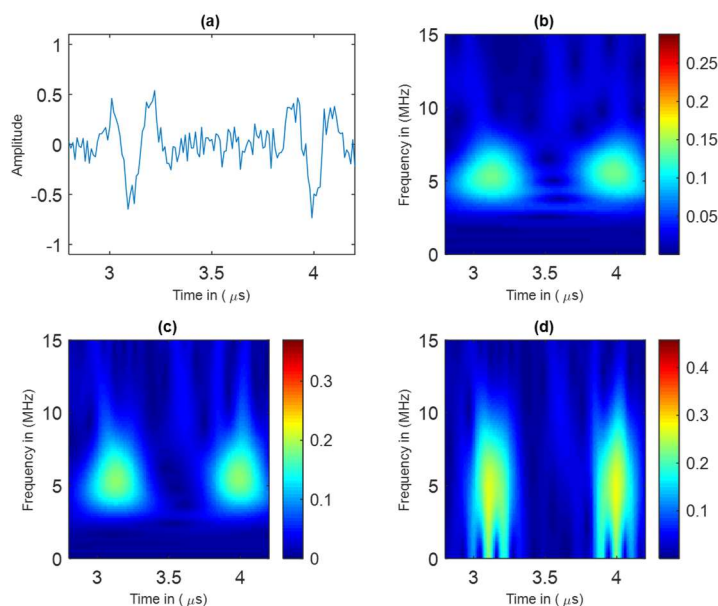


Figure III.6 (a) Zoom de la zone de l'écho de défaut côté face arrière de la figure III.4 (a), zoom de décomposition temps-fréquence utilisant : (b) ST standard, (c) ST modifiée (Assous), (d) OMST proposée.

La figure III.4 (a) présente le signal A-scan1 simulé avec un rapport signal sur bruit (SNR) de 5 dB. Comme le montre la figure III.4 (a), le signal A-scan1 contient quatre échos, les deux échos simulent des défauts sont relativement loin des surfaces avant et arrière de la pièce simulée. Figures III.4 (b), (c) et (d) montrent les décompositions temps-fréquence obtenues en utilisant respectivement : ST standard, ST modifié par Assous et OMST proposé. La figure III.5 montre le zoom de la zone de l'écho côté face avant. La figure III.6 montre le zoom de la zone de l'écho côté face arrière. On constate que la ST standard, la ST modifiée par Assous et l'OMST proposée peuvent facilement indiquer l'emplacement de tous les échos dans l'A-scan1. L'OMST proposée présente une meilleure concentration d'énergie, comme le montrent les figures III.5 et III.6, suivie par la ST modifiée par Assous, puis la ST standard. Le tableau III.2 confirme ce qui a été constaté.

Tableau III.2 Concentration d'énergie du signal A-scan1 dans le plan temps-fréquence en utilisant la ST standard, la MST (Assous) et l'OMST proposé

Méthode de décomposition	ST standard	MST (Assous)	OMST proposé
Concentration d'énergie	0.0030	0.0030	0.0037

Les résultats d'application des algorithmes SSE, MST-OTSU-SE et proposé sur le signal A-scan1 sont montrés dans la figure III.7.

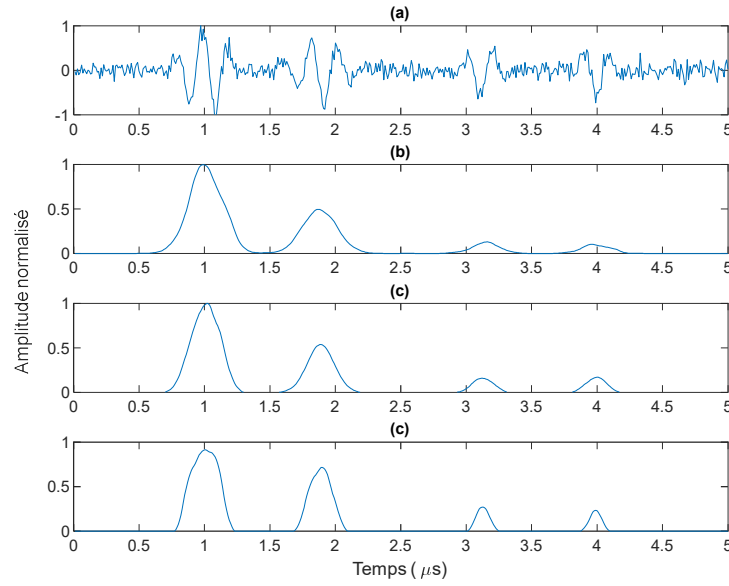


Figure III.7 (a) A-scan1 simulé (SNR = 5 dB), résultats d'application : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) Algorithme proposé.

Les algorithmes SSE, MST-OTSU-SE et proposé ont été appliqués sur le signal simulé A-scan1 (figure III.7 (a)) afin d'améliorer la visibilité des échos et de détecter les défauts de délaminage. La figure III.7 (b) montre l'A-scan1 amélioré en utilisant l'algorithme SSE, tandis que la figure III.7 (c) montre le résultat à l'aide de l'algorithme MST-OTSU-SE. Enfin, la figure III.7 (d) montre le résultat de l'amélioration à l'aide de l'algorithme proposé. À travers les résultats illustrés dans ces figures, nous pouvons constater que les trois méthodes peuvent détecter et bien localiser tous les échos du signal A-scan1, et les résultats de la méthode proposée s'avèrent meilleurs que ceux des techniques SSE et MST-OTSU-SE.

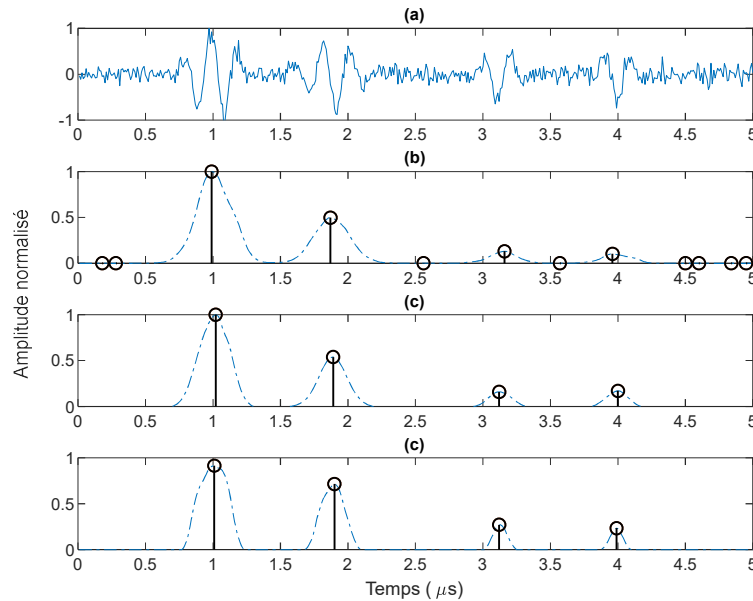


Figure III.8 Localisation temporelle des différents échos du signal AScan1 (a) en utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) Algorithme proposé.

Figures III.8 (b), III.8 (c) et III.8 (d) illustrent les représentations de la localisation temporelle des différents échos du signal AScan1 de la figure III.8 (a) en utilisant : SSE, MST-OTSU-SE et l'algorithme proposé respectivement. On peut noter que dans le cas du signal A-scan1 où les échos sont éloignés, l'algorithme proposé et MST-OTSU-SE donnent la bonne et correcte localisation des échos présentés dans le signal AScan1 (Figures III.8 (c) et III.8 (d)). SSE donne la correcte localisation des échos, mais du fait de l'existence de résidus de bruit, cela conduit à l'apparition de pics supplémentaires qui peuvent fausser l'interprétation des résultats (Figure III.8 (b)).

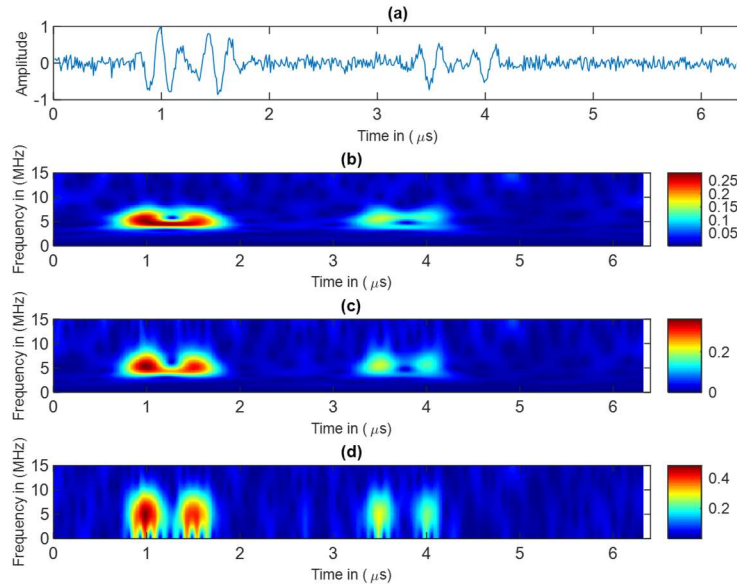


Figure III.9 (a) A-scan2 simulé (SNR = 5 dB), décomposition temps-fréquence utilisant : (b) ST standard, (c) ST modifié (Assous), (d) OMST proposé.

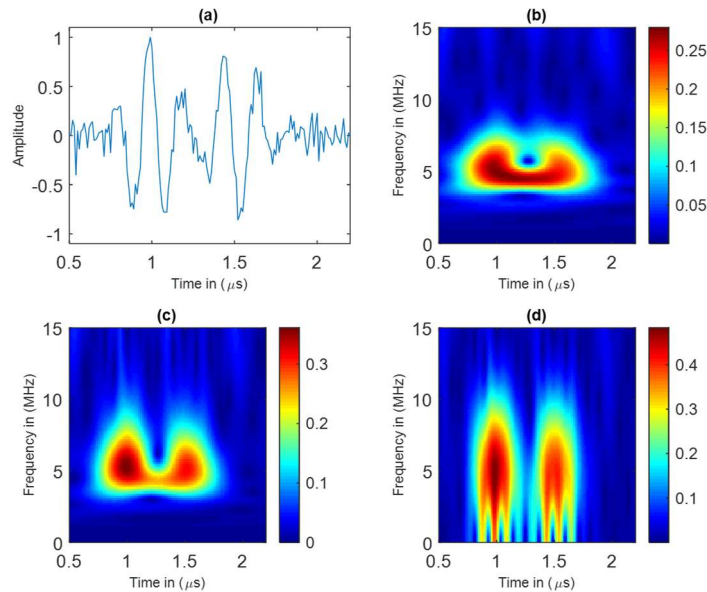


Figure III.10 (a) Zoom de la zone de l'écho côté face avant de la Figure III.9 (a), zoom de décomposition temps-fréquence utilisant : (b) la ST standard, (c) la ST modifié (Assous), (d) l'OMST proposé.

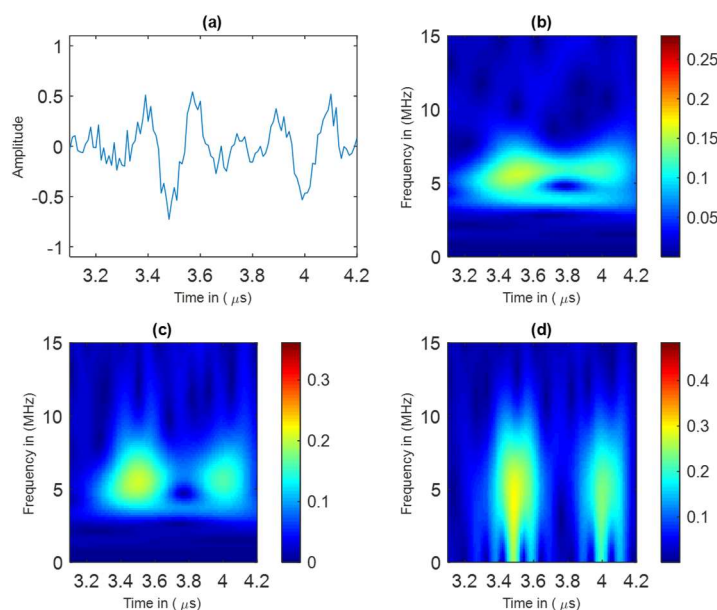


Figure III.11 (a) Zoom de la zone de l'écho côté face arrière de la Figure III.9 (a), zoom de décomposition temps-fréquence utilisant : (b) la ST standard, (c) la ST modifiée (Assous), (d) l'OMST proposée.

La figure III.9 (a) présente le signal A-scan2 simulé avec un SNR de 5 dB. Comme le montre la figure III.9 (a), le signal A-scan2 contient quatre échos, dont deux simulent des défauts de délaminage relativement éloignés des surfaces avant et arrière de la pièce simulée. Les figures III.9 (b), (c) et (d) montrent les résultats obtenus en utilisant respectivement : la ST standard, la ST modifiée par Assous et l'OMST proposée. La figure III.10 montre un zoom sur la zone de l'écho de défaut côté face avant, tandis que la figure III.11 montre un zoom sur la zone de l'écho de défaut côté face arrière. On constate que seule la transformée OMST peut différencier entre les différents échos du signal A-scan2, suivie par un résultat acceptable de la ST modifiée par Assous, puis la ST standard qui donne une résolution médiocre. Le tableau III.3 montre la concentration d'énergie du signal A-scan2 dans le plan temps-fréquence des différentes méthodes utilisées pour la décomposition.

Tableau III.3 Concentration d'énergie du signal A-scan1 dans le plan temps-fréquence en utilisant ST standard, MST (Assous) et OMST proposé

Méthode de décomposition	ST standard	MST (Assous)	OMST proposé
Concentration d'énergie	0.0031	0.0031	0.0038

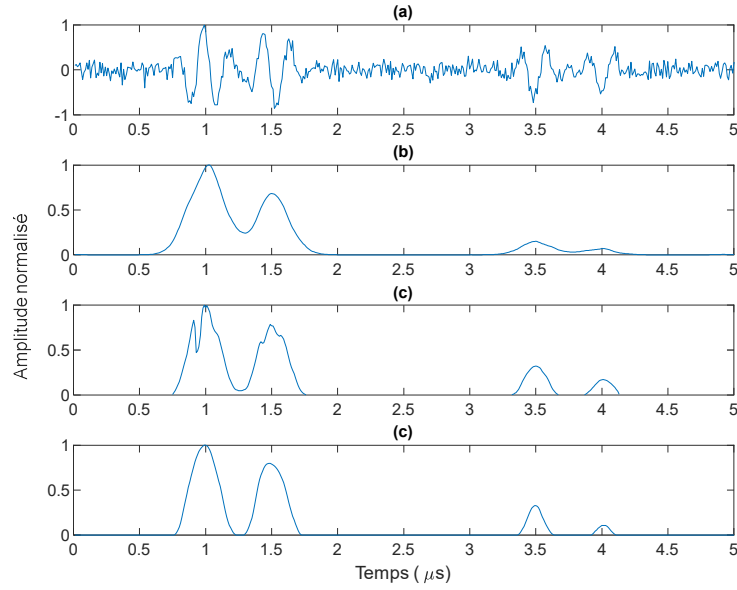


Figure III.12 (a) A-scan2 simulé (SNR = 5 dB), résultats d'application : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE, (d) Algorithme proposé.

Les algorithmes SSE, MST-OTSU-SE et proposé ont été appliqués sur le signal simulé A-scan2 afin d'améliorer la visibilité des échos et de détecter les défauts de délaminage. La figure III.12 (b) montre l'A-scan2 amélioré en utilisant l'algorithme SSE, tandis que la figure III.12 (c) montre le résultat à l'aide de l'algorithme MST-OTSU-SE. Enfin, les figures III.12 (d) montrent le résultat de l'amélioration à l'aide de l'algorithme proposé. À travers les résultats illustrés dans ces figures, nous pouvons constater que la méthode proposée peut détecter et bien localiser tous les échos du signal A-scan2, tandis que les techniques SSE et MST-OTSU-SE ne montrent pas des résultats satisfaisants.

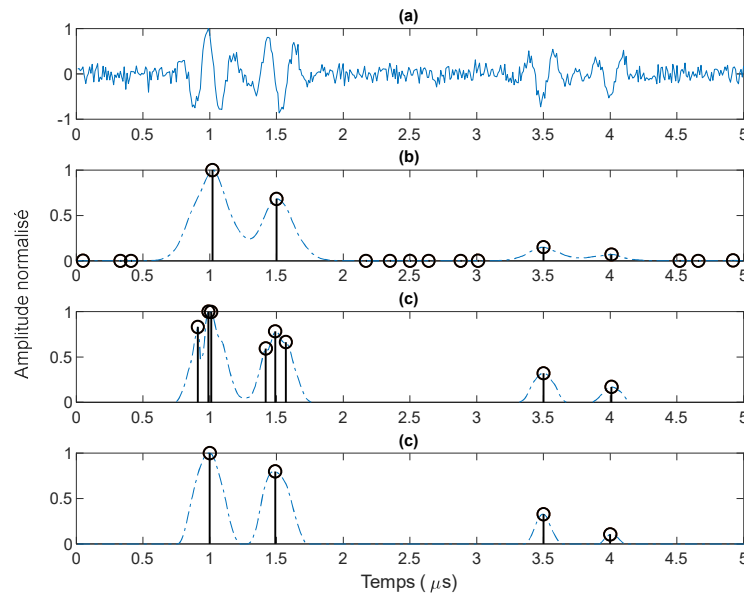


Figure III.13 Localisation temporelle des différents échos du signal AScan2 (a) en utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) Algorithme proposé.

Figures III.13 (b), III.13 (c) et III.13 (d) illustrent les représentations de la localisation temporelle des différents échos du signal AScan2 de la figure III.13 (a) en utilisant : SSE, MST-OTSU-SE et l'Algorithme proposé respectivement. On peut noter que dans le cas du signal A-scan2, l'algorithme proposé donne la bonne et correcte localisation des échos présentés dans le Signal AScan2 (Figure III.13 (d)). Alors que MST-OTSU-SE et SSE montrent de faux pics (Figures III.13 (b) et III.13 (c)), ce qui conduit à une détection erronée des vraies localisations.

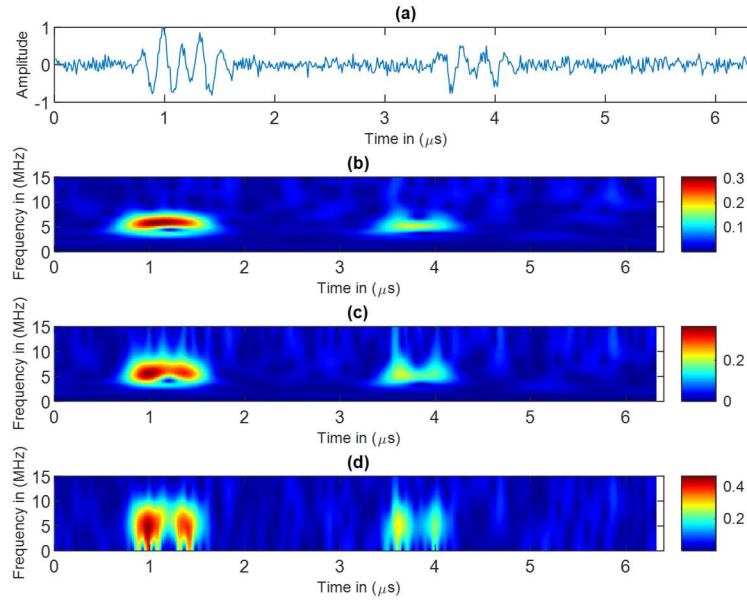


Figure III.14 (a) A-scan3 simulé (SNR = 5 dB), décomposition temps-fréquence utilisant : (b) ST standard, (c) ST modifié (Assous), (d) OMST proposé.

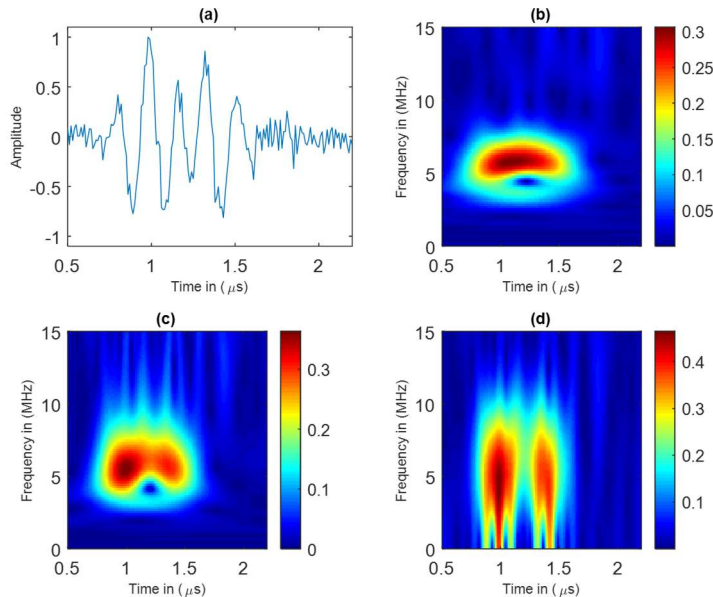


Figure III.15 (a) Zoom de la zone de l'écho proche de la face avant de la figure III.14 (a), zoom de décomposition temps-fréquence utilisant: (b) ST standard, (c) ST modifié (Assous), (d) OMST proposé.

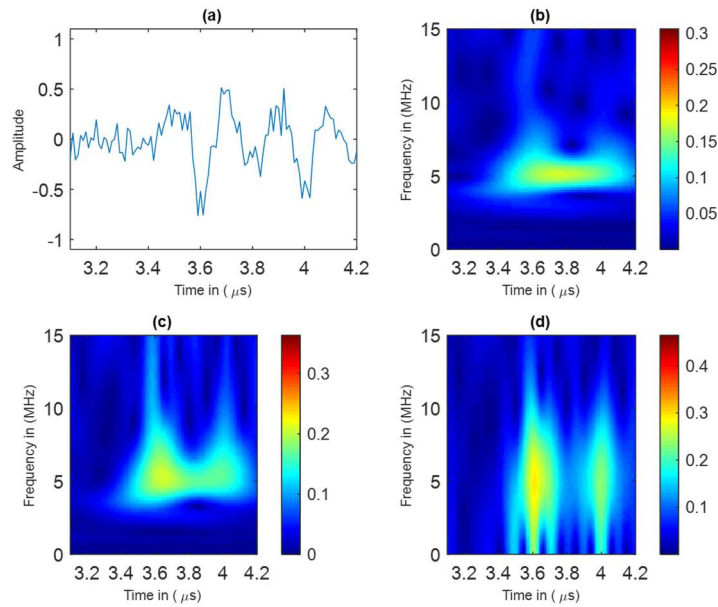


Figure III.16 (a) Zoom de la zone de l'écho proche de la face arrière de la figure III.14 (a), zoom de décomposition temps-fréquence utilisant: (b) ST standard, (c) ST modifiée (Assous), (d) OMST proposée.

La figure III.14 (a) présente le signal A-scan3 simulé avec un SNR de 5 dB. Comme le montre la figure III.14 (a), le signal A-scan3 contient quatre échos, dont deux simulent des défauts de délaminage proches des surfaces avant et arrière de la pièce simulée. Les figures III.14 (b), (c) et (d) montrent les résultats obtenus en utilisant respectivement : la ST standard, la ST modifiée par Assous et l'OMST proposée. La figure III.15 montre un zoom sur la zone de l'écho proche de la surface avant, tandis que la figure III.16 montre un zoom sur la zone de l'écho proche de la surface arrière. On constate que seule la transformée OMST peut différencier entre les échos proches des deux surfaces avant et arrière. La ST standard et la ST modifiée par Assous ne peuvent pas séparer les deux échos chevauchés. Le tableau III.4 montre la concentration d'énergie du signal A-scan3 dans le plan temps-fréquence des différentes méthodes utilisées pour la décomposition.

Tableau III.4 Concentration d'énergie du signal A-scan1 dans le plan temps-fréquence en utilisant ST standard, MST (Assous) et OMST proposé

Méthode de décomposition	ST standard	MST (Assous)	OMST proposé
Concentration d'énergie	0.0030	0.0030	0.0037

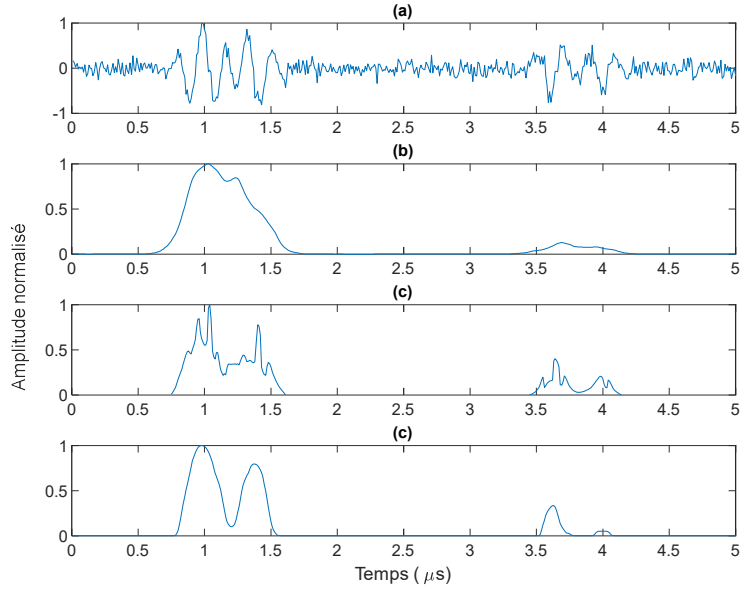


Figure III.17 (a) A-scan3 simulé (SNR = 5 dB), résultats d'application : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE, (d) Algorithme proposé.

Les algorithmes SSE, MST-OTSU-SE et proposé ont été appliqués sur le signal simulé A-scan3 afin de détecter et localiser les défauts de délaminage. La figure III.17 (b) montre l'A-scan3 amélioré en utilisant l'algorithme SSE, tandis que la figure III.17 (c) montre le résultat à l'aide de l'algorithme MST-OTSU-SE. Enfin, la figure III.17 (d) montre le résultat de l'amélioration à l'aide de l'algorithme proposé. À travers les résultats illustrés dans ces figures, nous pouvons constater que la méthode proposée peut détecter et bien localiser tous les échos du signal A-scan3, tandis que les techniques SSE et MST-OTSU-SE présentent des résultats moins ou non satisfaisants.

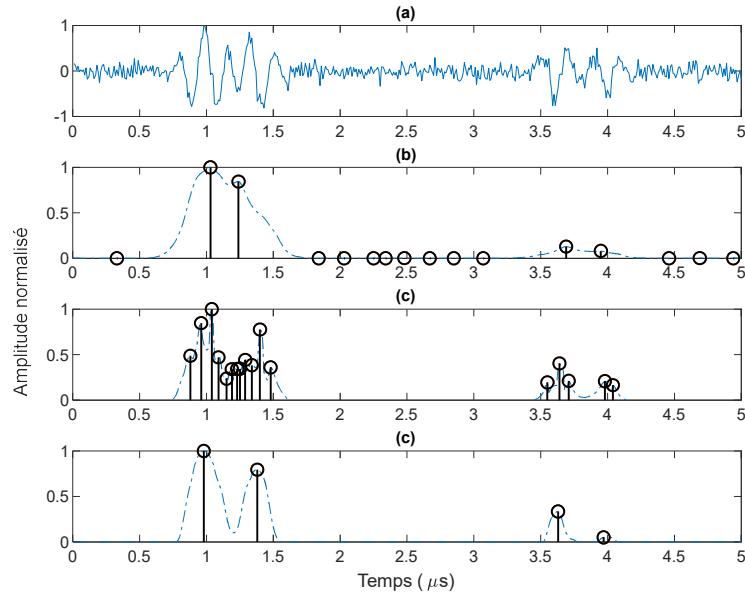


Figure III.18 Localisation temporelle des différents échos du signal AScan3 (a) en utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) Algorithme proposé.

Les figures III.18 (b), III.18 (c) et III.18 (d) illustrent les représentations de la localisation temporelle des différents échos du signal A-scan3 de la figure III.18 (a) en utilisant respectivement : SSE, MST-OTSU-SE et l'Algorithme proposé. On peut noter que dans le cas du signal A-scan3, seul l'algorithme proposé donne la bonne et correcte localisation des différents échos (Figure III.18 (d)). Alors que MST-OTSU-SE et SSE montrent de faux pics (Figures III.18 (b) et III.18 (c)), ce qui conduit à une détection erronée des vraies localisations.

Tableau III.5 Comparaison de la précision de la localisation des défauts des trois algorithmes pour les signaux simulés A-Scan1, A-Scan2 et A-Scan3.

	Localisation temporel des échos (μs)	Calcul de τ en utilisant SSE	Calcul de τ en utilisant MST-OTSU-SE	Calcul de τ en utilisant l'algorithme proposé
A-Scan1	$\tau_1 = 1$ $\tau_2 = 1.88$ $\tau_3 = 3.12$ $\tau_4 = 4$	$\tau_1 = 1.03$ ($\Delta x/x=3\%$) $\tau_2 = 1.89$ ($\Delta x/x=0.5\%$) $\tau_3 = 3.13$ ($\Delta x/x=0.3\%$) $\tau_4 = 3.98$ ($\Delta x/x=0.5\%$)	$\tau_1 = 1.02$ ($\Delta x/x=2\%$) $\tau_2 = 1.89$ ($\Delta x/x=0.5\%$) $\tau_3 = 3.12$ ($\Delta x/x=0\%$) $\tau_4 = 4$ ($\Delta x/x=0\%$)	$\tau_1 = 0.99$ ($\Delta x/x=1\%$) $\tau_2 = 1.87$ ($\Delta x/x=0.5\%$) $\tau_3 = 3.12$ ($\Delta x/x=0\%$) $\tau_4 = 4$ ($\Delta x/x=0\%$)
A-Scan2	$\tau_1 = 1$ $\tau_2 = 1.5$ $\tau_3 = 3.5$ $\tau_4 = 4$	$\tau_1 = 1.02$ ($\Delta x/x=2\%$) $\tau_2 = 1.5$ ($\Delta x/x=0\%$) $\tau_3 = 3.5$ ($\Delta x/x=0\%$) $\tau_4 = 4.01$ ($\Delta x/x=0.2\%$)	$\tau_1 = 1.01$ ($\Delta x/x=1\%$) $\tau_2 = 1.5$ ($\Delta x/x=0\%$) $\tau_3 = 3.5$ ($\Delta x/x=0\%$) $\tau_4 = 4.01$ ($\Delta x/x=0.2\%$)	$\tau_1 = 1$ ($\Delta x/x=0\%$) $\tau_2 = 1.5$ ($\Delta x/x=0\%$) $\tau_3 = 3.5$ ($\Delta x/x=0\%$) $\tau_4 = 4.01$ ($\Delta x/x=0.2\%$)
A-Scan3	$\tau_1 = 1$ $\tau_2 = 1.38$ $\tau_3 = 3.62$ $\tau_4 = 4$	$\tau_1 = /$ $\tau_2 = /$ $\tau_3 = /$ $\tau_4 = /$	$\tau_1 = /$ $\tau_2 = /$ $\tau_3 = /$ $\tau_4 = /$	$\tau_1 = 1$ ($\Delta x/x=0\%$) $\tau_2 = 1.39$ ($\Delta x/x=0.7\%$) $\tau_3 = 3.63$ ($\Delta x/x=0.2\%$) $\tau_4 = 3.96$ ($\Delta x/x=1\%$)

D'après le tableau III.5, nous remarquons que le taux d'erreur ($\Delta x/x$) est toujours le plus faible pour l'algorithme proposé par rapport à SSE et MST-OTSU-SE. De plus, les méthodes SSE et MST-OTSU-SE présentent des pics supplémentaires, contrairement au cas de la méthode proposée qui ne présente que les emplacements des échos utiles dans le signal. En général, on peut dire que la méthode proposée présente une bonne précision de détection et de localisation des différentes composantes des signaux simulés A-Scan1, A-Scan2 et A-Scan3.

III.5.1.2 Test de robustesse en fonction du niveau de bruit

Afin de tester la robustesse des algorithmes SSE, MST-OTSU-SE et proposé face à différents niveaux de bruit, nous avons choisi le signal simulé A-scan2. Nous avons ajouté trois niveaux de bruit : 15 dB, 7.5 dB et 0 dB.

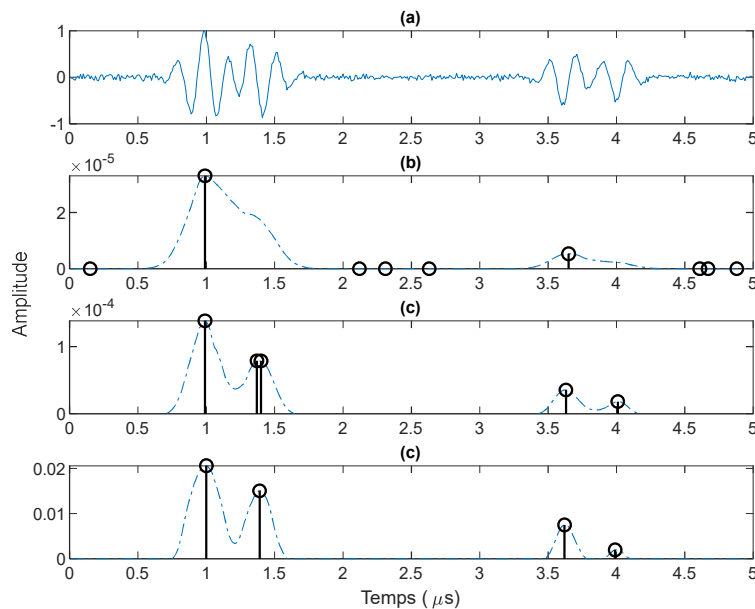


Figure III.19 Localisation temporelle des différents échos du signal AScan2 (SNR=15) (a) en utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) Algorithme proposé.

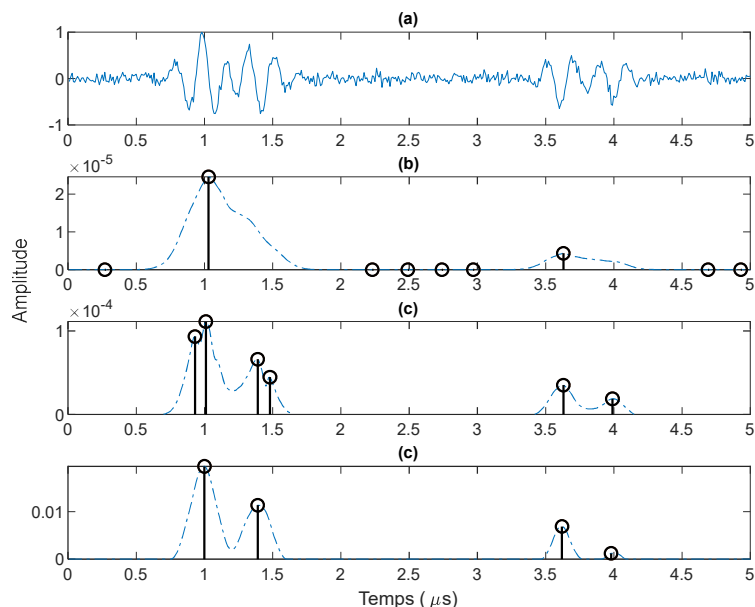


Figure III.20 Localisation temporelle des différents échos du signal AScan2 (SNR=7.5) (a) en utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) Algorithme proposé.

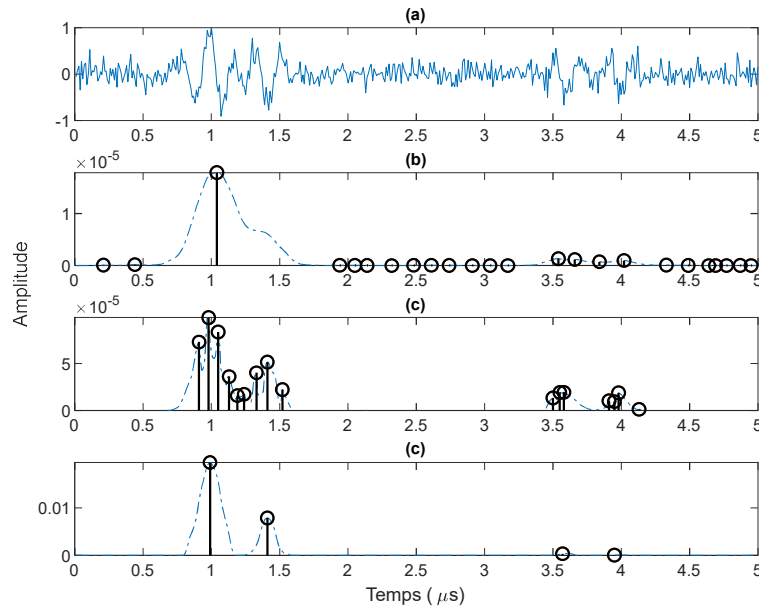


Figure III.21 Localisation temporelle des différents échos du signal AScan2 (SNR=0) (a) en utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) Algorithme proposé.

Tableau III.6 Comparaison de la précision de la localisation des défauts des trois algorithmes pour le signal simulé A-Scan2 avec les niveaux de bruit 15, 7.5 et 0dB.

	Localisation temporel des échos (μs)	Calcul de τ en utilisant SSE	Calcul de τ en utilisant MST-OTSU-SE	Calcul de τ en utilisant l'algorithme proposé
15 dB	$\tau_1 = 1$ $\tau_2 = 1.38$ $\tau_3 = 3.62$ $\tau_4 = 4$	$\tau_1 = 0.99$ ($\Delta x/x = 1\%$) $\tau_2 = /$ $\tau_3 = 3.65$ ($\Delta x/x = 4.2\%$) $\tau_4 = /$	$\tau_1 = 0.99$ ($\Delta x/x = 1\%$) $\tau_2 = 1.37$ ($\Delta x/x = 0.7\%$) $\tau_3 = 3.63$ ($\Delta x/x = 0.2\%$) $\tau_4 = 4.01$ ($\Delta x/x = 0.2\%$)	$\tau_1 = 1$ ($\Delta x/x = 0\%$) $\tau_2 = 1.39$ ($\Delta x/x = 0.7\%$) $\tau_3 = 3.62$ ($\Delta x/x = 0\%$) $\tau_4 = 3.99$ ($\Delta x/x = 0.2\%$)
7.5 dB	$\tau_1 = 1$ $\tau_2 = 1.38$ $\tau_3 = 3.62$ $\tau_4 = 4$	$\tau_1 = 1.03$ ($\Delta x/x = 3\%$) $\tau_2 = /$ $\tau_3 = 3.63$ ($\Delta x/x = 0.2\%$) $\tau_4 = /$	$\tau_1 = 1.01$ ($\Delta x/x = 1\%$) $\tau_2 = 1.39$ ($\Delta x/x = 0.7\%$) $\tau_3 = 3.63$ ($\Delta x/x = 0.2\%$) $\tau_4 = 3.99$ ($\Delta x/x = 0.2\%$)	$\tau_1 = 1$ ($\Delta x/x = 0\%$) $\tau_2 = 1.38$ ($\Delta x/x = 0\%$) $\tau_3 = 3.62$ ($\Delta x/x = 0\%$) $\tau_4 = 3.98$ ($\Delta x/x = 0.5\%$)
0 dB	$\tau_1 = 1$ $\tau_2 = 1.38$ $\tau_3 = 3.62$ $\tau_4 = 4$	$\tau_1 = /$ $\tau_2 = /$ $\tau_3 = /$ $\tau_4 = /$	$\tau_1 = /$ $\tau_2 = /$ $\tau_3 = /$ $\tau_4 = /$	$\tau_1 = 1$ ($\Delta x/x = 0\%$) $\tau_2 = 1.39$ ($\Delta x/x = 0.7\%$) $\tau_3 = 3.62$ ($\Delta x/x = 0\%$) $\tau_4 = 3.98$ ($\Delta x/x = 0.5\%$)

D'après le tableau III.6, nous remarquons que le taux d'erreur ($\Delta x/x$) est toujours le plus faible pour l'algorithme proposé par rapport à SSE et MST-OTSU-SE. De plus, les méthodes SSE et MST-OTSU-SE présentent des pics supplémentaires, contrairement au cas de la méthode proposée qui ne présente que les emplacements des échos utiles dans le signal. Dans certains cas, SSE et MST-OTSU-SE ne peuvent pas détecter l'emplacement de l'écho. En général, on peut dire que la méthode proposée présente une bonne précision de détection et de localisation des différentes composantes des signaux simulés A-Scan2 pour les niveaux de bruit 15 dB (figure III.19), 7.5 dB (figure III.20) et 0 dB (figure III.21).

III.5.2 Résultats pour des B-scans simulés

Dans cette étude, pour mettre en évidence les défauts de délaminage à proximité des surfaces avant et arrière de l'échantillon, qui semblent difficiles à détecter, nous avons proposé de tester les performances de notre algorithme sur deux B-scans synthétiques simulés à l'aide de l'équation (II.8). Ces images B-scan simulées sont composées de 32 A-scans de longueur 640 points chacun, avec une fréquence centrale égale à 5 MHz. Nous avons ajouté à chaque A-scan un bruit blanc avec un rapport signal sur bruit (SNR) de 5 dB. La première B-scan simulée contient un défaut de délaminage près de la surface avant, tandis que la deuxième B-scan simulée contient un défaut de délaminage près de la surface de la paroi arrière. La figure III.22 (b) présente la B-scan simulée de l'échantillon de la figure III.22 (a), tandis que la figure III.22 (d) présente la B-scan simulée de l'échantillon de la figure III.22 (c).

L'algorithme proposé a été appliqué sur les images ultrasonores simulées B-scan afin d'améliorer la visibilité des images et de détecter les défauts de délaminage. Les figures III.23 (a) et (b) montrent les résultats de l'amélioration des B-scans des figures III.22 (b) et (d) respectivement en utilisant l'algorithme SSE. Les figures III.23 (c) et (d) montrent les résultats de l'amélioration à l'aide de l'algorithme MST-OTSU-SE, tandis que les figures III.23 (e) et (f) montrent les résultats de l'amélioration à l'aide de l'algorithme proposé. À travers les résultats illustrés dans le tableau III.7, nous pouvons observer que l'amélioration du niveau SNR du signal d'origine était significative en utilisant l'algorithme proposé par rapport aux résultats obtenus en utilisant les méthodes classiques (SSE, MST-OTSU-SE). Le résultat obtenu par la méthode proposée dans l'amélioration du B-scan ultrasonore est meilleur par rapport au résultat des techniques SSE et MST-OTSU-SE.

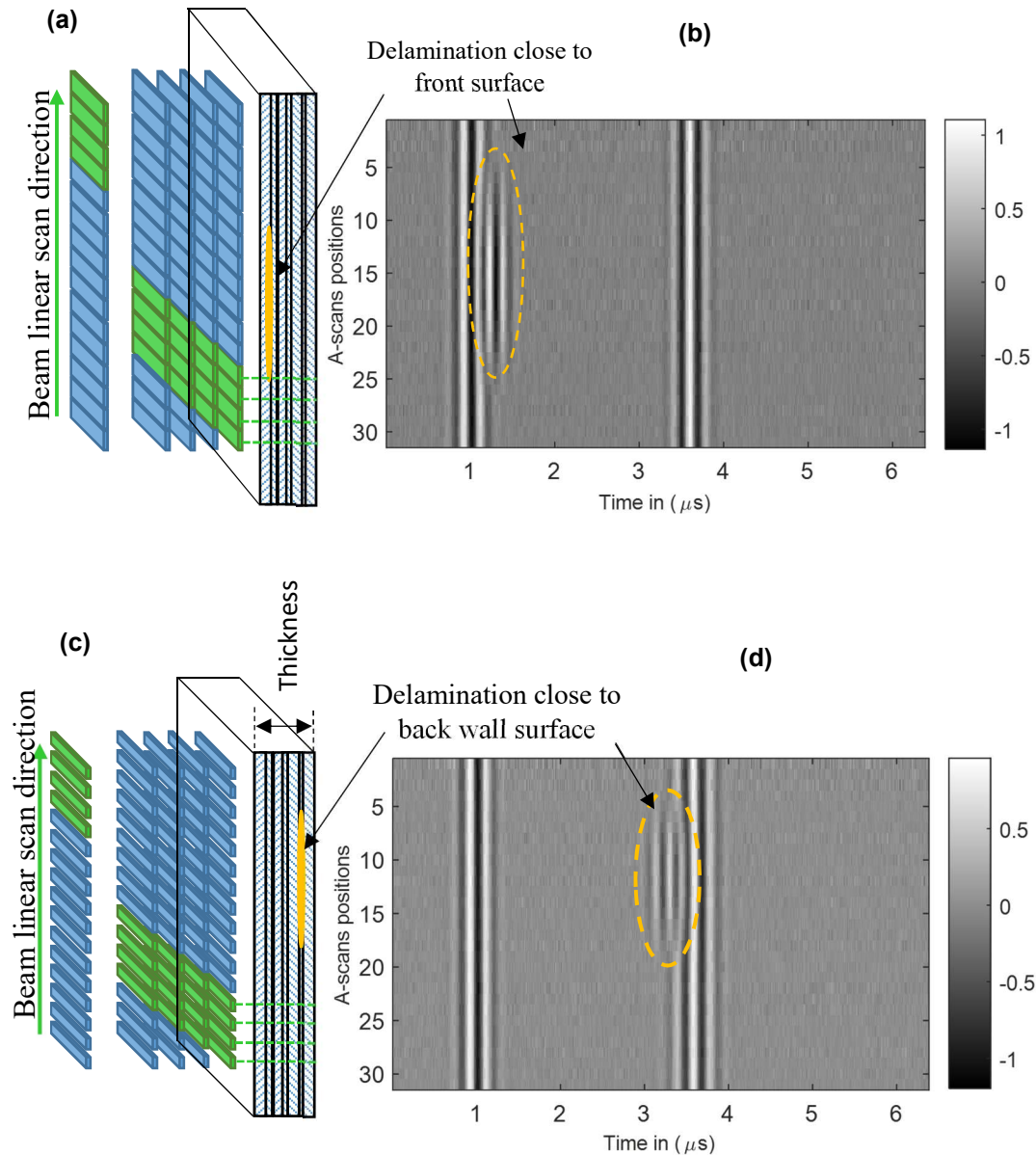


Figure III.22 (a) Échantillon utilisé pour la simulation du B-scan avec délaminage près de la surface avant, (b) B-scan simulée de l'échantillon (a), (c) Échantillon utilisé pour la simulation du B-scan avec délaminage près de la surface arrière, (d) B-scan simulée de l'échantillon (c).

La figure III.24 (a) montre le signal A-scan de la position 15 de l'image B-scan de la figure III.22 (b). Les figures III.24 (b), (c) et (d) montrent le résultat obtenu respectivement par SSE, MST-OTSU-SE et l'algorithme proposé pour l'A-scan choisi. Il convient de noter qu'il y avait de faux échos lors de l'utilisation de la méthode basée sur SSE et un manque d'écho utile en utilisant le MST-OTSU-SE des données B-scan. L'algorithme proposé a facilement détecté tous les échos utiles mais aucun faux écho n'a été détecté. L'écho de délaminage proche de la surface arrière (figure III.25 (a)) semblait l'écho le plus difficile à détecter. Les figures III.25 (b), (c) et (d) montrent le résultat de l'application du SSE, MST-OTSU-SE et de l'algorithme

proposé respectivement sur l'A-scan de la figure III.25 (a). La méthode proposée détecte facilement tous les échos utiles dans l'A-scan ; néanmoins, les méthodes SSE et MST-OTSU-SE n'ont pas pu détecter l'écho de délaminage proche de la surface arrière.

Les résultats obtenus lors de l'amélioration des A-scans ont été analysés via Se et PPV. L'algorithme proposé conduit à $Se > 93 \%$ et $PPV > 92 \%$, valeurs qui assurent la précision la plus équilibrée (tableau III.8).

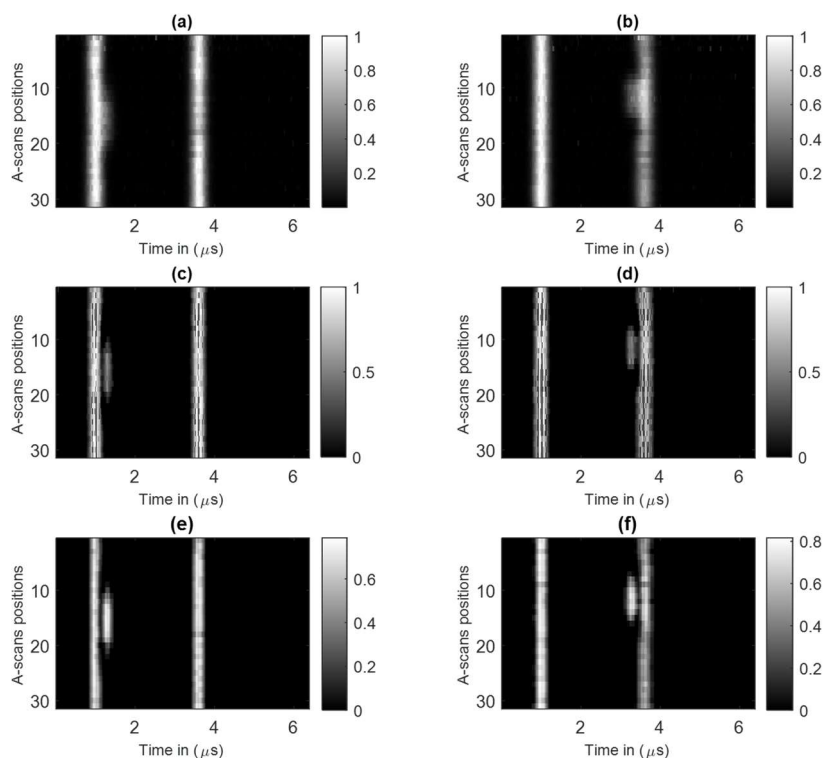


Figure III.23 Amélioration des images B-scan dans les figures III.22 (b) et III.22 (d) respectivement en utilisant : (a) et (b) SSE, (c) et (d) MST-OTSU-SE, et (e) et (f) la méthode OMST proposée.

Tableau III.7 Amélioration du SNR à l'aide de SSE, MST-OTSU-SE et de l'algorithme proposé.

Méthode utilisée	SSE	MST-OTSU-SE	Algorithme proposé
SNR amélioré, dB (délamination proche de la surface avant)	11.38	13.18	22.10
SNR amélioré, dB (délamination proche de la surface arrière)	11.07	13.64	22.13

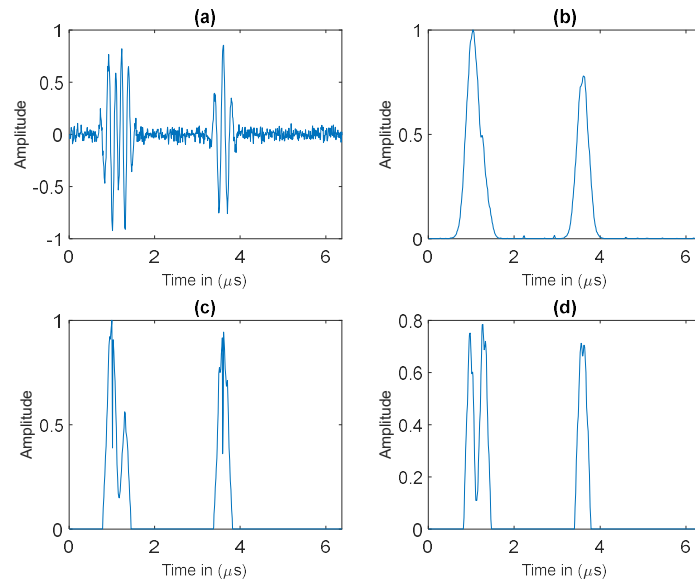


Figure III.24 (a) A-scan de la position 15 dans les images B-scan de la figure III.22 (b), Amélioration en utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) l'algorithme proposé.

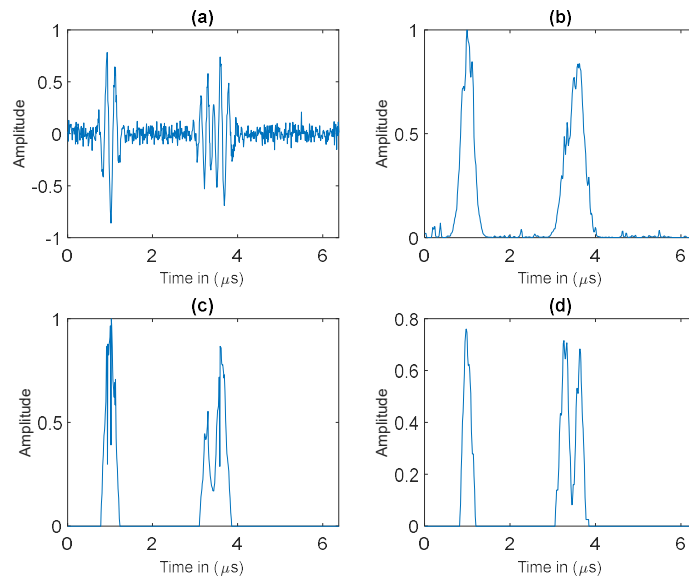


Figure III.25 (a) A-scan de la position 12 dans l'image B-scan de la figure III.22 (d), Amélioration en utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) l'algorithme proposé.

Tableau III.8 Sensibilité (Se) et valeur prédictive (PPV) des méthodes SSE, MST-OTSU-SE et proposées des images B-scan des figures III.2 (b) et (d).

Méthode utilisée (%)	SSE	MST-OTSU-SE	Algorithme proposé
<i>Se</i> (B-scan de la figure III.4 (b))	77.88	88.95	94.43
<i>PPV</i> (B-scan de la figure III.4 (b))	73.46	86.37	93.55
<i>Se</i> (B-scan de la figure III.4 (d))	71.54	87.88	93.18
<i>PPV</i> (B-scan de la figure III.4 (d))	64.56	83.46	92.24

III.6 Résultats expérimentaux

III.6.1 Description des échantillons

Des tests expérimentaux ont été effectués sur trois échantillons : le premier est en matériau composite polymère renforcé de fibres de carbone (CFRP), le deuxième est en acier, et le troisième est en aluminium.

III.6.1.1 Echantillon de CFRP

L'échantillon CFRP est fourni par une société de fabrication d'avions. Cet échantillon contient des défauts de délaminage près de la surface avant et près de la surface arrière. Il se caractérise comme suit :

- L'échantillon est un panneau stratifié en fibre de carbone constitué de 6 couches de 0,45 mm d'épaisseur chacune (dimension : 150 mm × 150 mm × 2,8 mm).
- Les couches unidirectionnelles ont été empilées avec de l'époxy, une couche sur l'autre modifiant l'orientation de (0°, +45°, 0°).
- L'échantillon contient deux défauts de délaminage ; le premier défaut est un défaut de délaminage proche de la face avant (situé entre les couches 2 et 3) et le second défaut est un défaut de délaminage proche de la face arrière (situé entre les couches 4 et 5) (figures III.8 (a) et (c)).
- La vitesse du son dans ce matériau CFRP est $V_{\text{sample}} = 2830$ m/s.

III.6.1.2 Echantillon d'Acier

La pièce examinée est une tôle d'acier d'une épaisseur de 30 mm comportant deux trous de 1 mm, la figure III.26 montre les détails de la pièce.

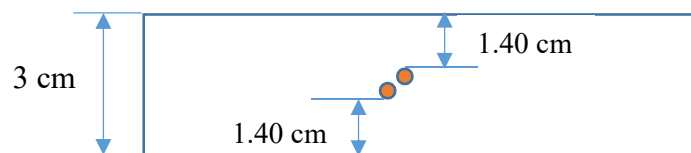


Figure III.26 Détails de la pièce d'acier examinée.

III.6.1.3 Echantillon d'Aluminium

La pièce d'Aluminium examinée est une tôle d'épaisseur de 2.7 mm comportant deux trous de 1 mm, la figure III.27 montre les détails de la pièce.

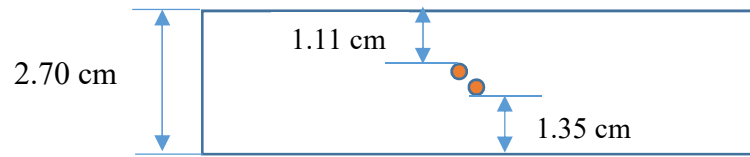


Figure III.27 Détails de la pièce d'Aluminium examinée.

III.6.2 Acquisition de données

Les données ultrasonores des échantillons décrits ci-dessus ont été obtenues par un système d'acquisition d'appareil OMNISCAN MX fourni par la société Olympus. La sonde utilisée en acquisition est composée de 32 éléments piézoélectriques linéaires et de fréquence centrale 5 MHz. Les signaux A-scan empilés considérés comme des données B-scan ont été exportés par le logiciel TOMOVIEW.

III.6.3 Résultats et discussions (CFRP)

Figures III.28 (b) et (d) montrent les B-scans expérimentaux obtenus à partir de l'échantillon de CFRP contenant des défauts de délaminage proche de la surface avant et à de la surface arrière, comme illustré sur les figures III.28 (a) et (c) respectivement.

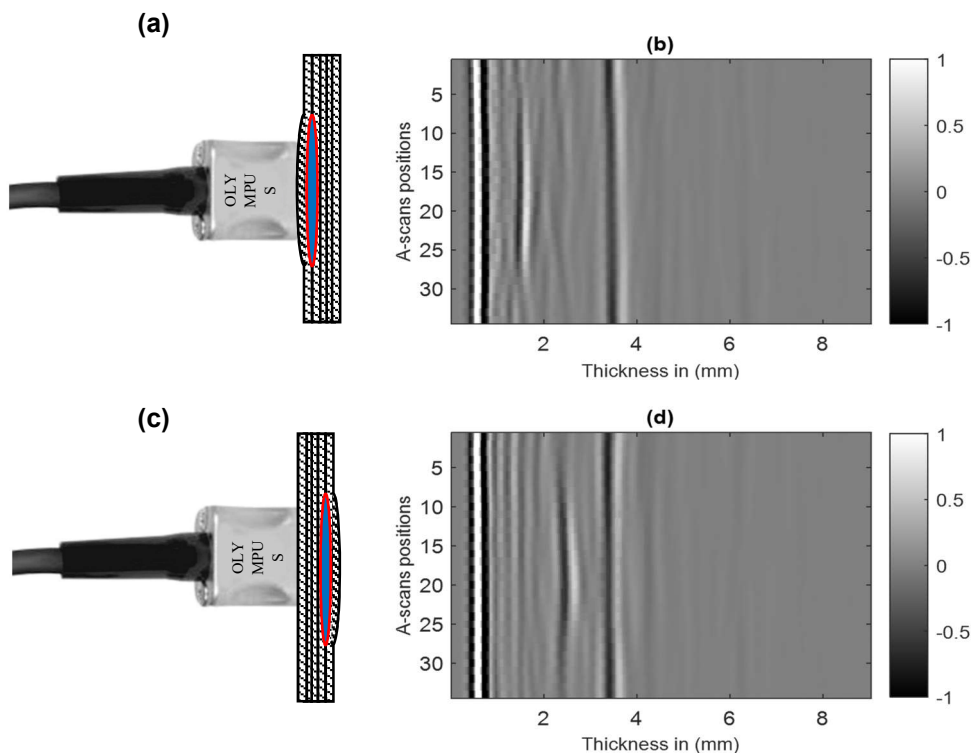


Figure III.28 Échantillon de matériau composite CFRP, (a) Avec un défaut de délaminage près de la surface avant, (b) B-scan expérimental obtenu à partir de (a), (c) Avec un défaut de délaminage près de la surface arrière, (d) B-scan expérimental obtenu à partir de (c).

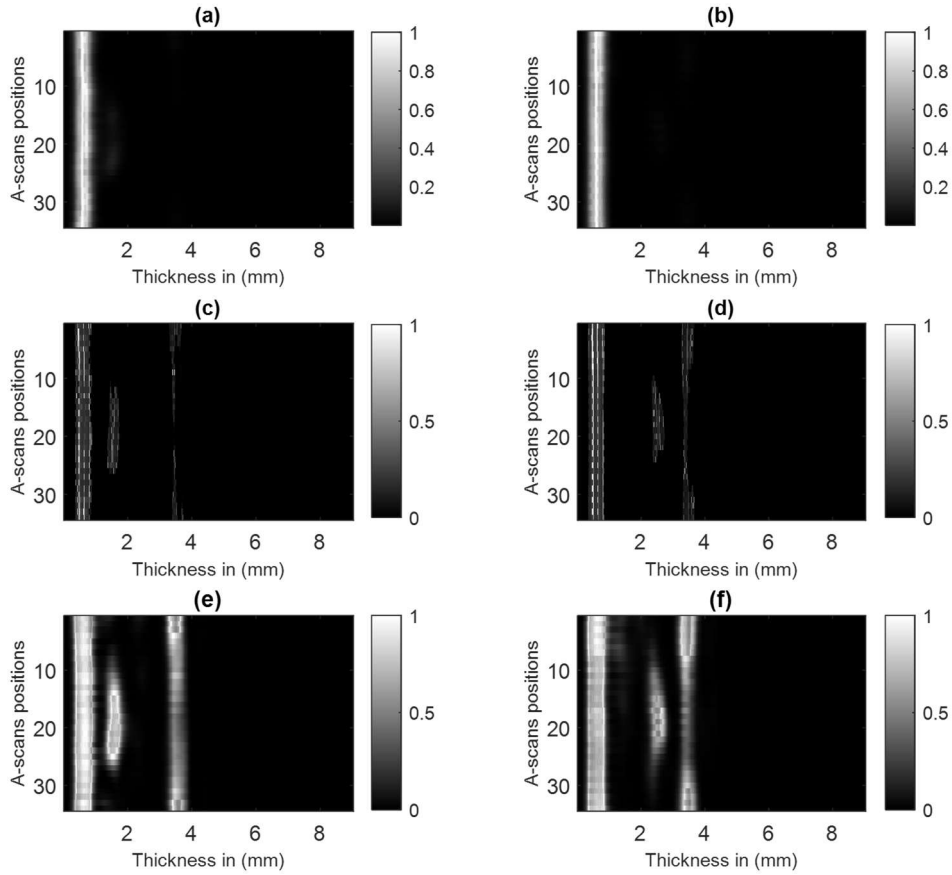


Figure III.29 Amélioration du B-scan expérimental dans les figures III.28 (b) et (d) utilisant respectivement : (a) et (b) SSE, (c) et (d) MST-OTSU-SE et (e) et (f) l'algorithme proposé.

Les figures III.29 (a) et (b) montrent les résultats de l'amélioration des B-scans des figures III.28 (b) et (d) en utilisant respectivement l'algorithme SSE, les figures III.29 (c) et (d) montrent les résultats de l'amélioration à l'aide de l'algorithme MST-OTSU-SE et les figures III.29 (e) et (f) montrent les résultats de l'amélioration à l'aide de l'algorithme proposé.

La figure III.30 montre le signal A-scan de la position 14 de B-scan de la figure III.28 (b). Figures III.30 (b), (c) et (d) montrent respectivement le résultat obtenu par SSE, MST-OTSU-SE et l'algorithme proposé. L'algorithme proposé a facilement détecté tous les échos utiles et aucun faux écho n'a été détecté.

La figure III.31 (a) montre le signal A-scan de la position 12 de B-scan de la figure III.28 (d). Figures III.31 (b), (c) et (d) montrent respectivement le résultat obtenu par SSE, MST-OTSU-SE et l'algorithme proposé. L'algorithme proposé améliore facilement tous les échos utiles dans l'A-scan contrairement aux méthodes SSE et MST-OTSU-SE.

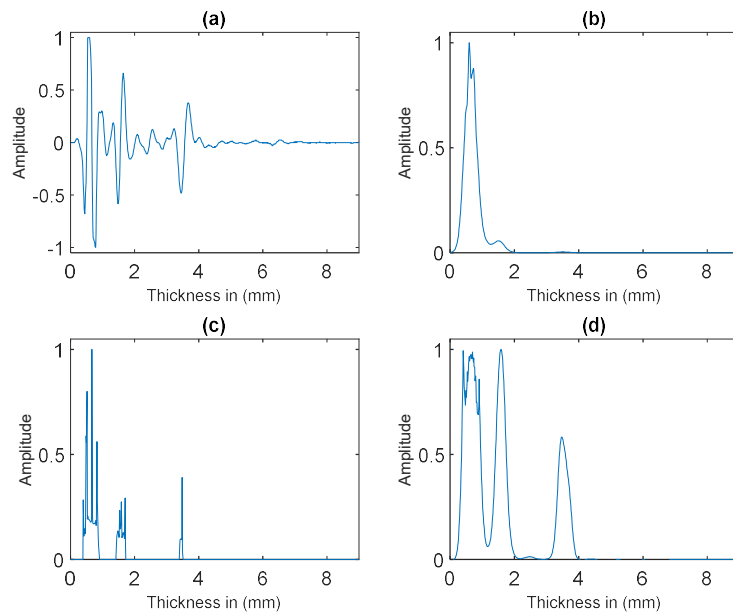


Figure III.30 (a) A-scan de la position 14 de B-scan expérimental de la figure III.28 (b), amélioration utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) Algorithme proposé.

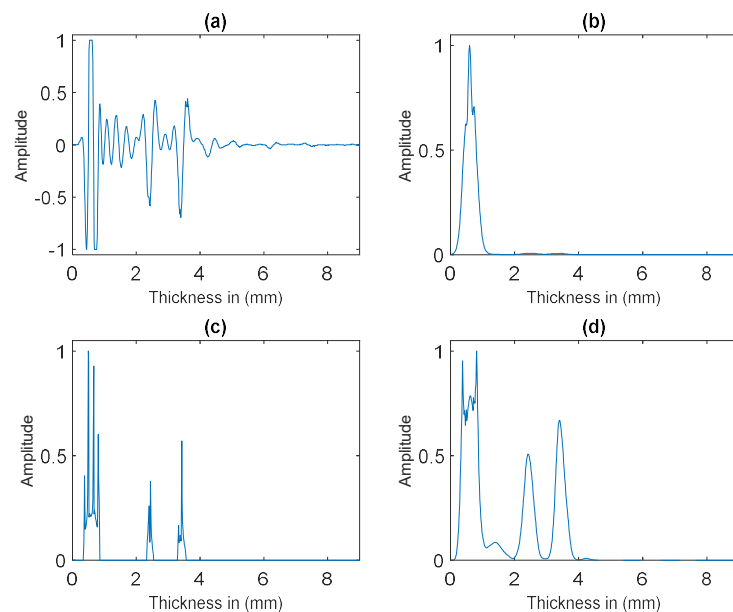


Figure III.31 (a) A-scan de la position 12 de B-scan expérimental de la figure III.28 (d), amélioration utilisant : (b) SSE, (c) MST-OTSU-SE et (d) Algorithme proposé.

III.6.4 Résultats et discussions (Acier)

La figure III.32 montre la B-scan expérimentale obtenue à partir de l'échantillon d'Acier de la figure III.26 contenant deux trous (défauts) au milieu de la pièce, le premier est de 1.40 cm de la surface avant et le deuxième est de 1.50 cm de la surface avant. La figure III.33 montrent le résultat de l'amélioration en utilisant l'algorithme SSE, la figure III.34 montre le

résultat de l'amélioration à l'aide de l'algorithme MST-OTSU-SE et la figure III.35 montre le résultat de l'amélioration à l'aide de l'algorithme proposé.

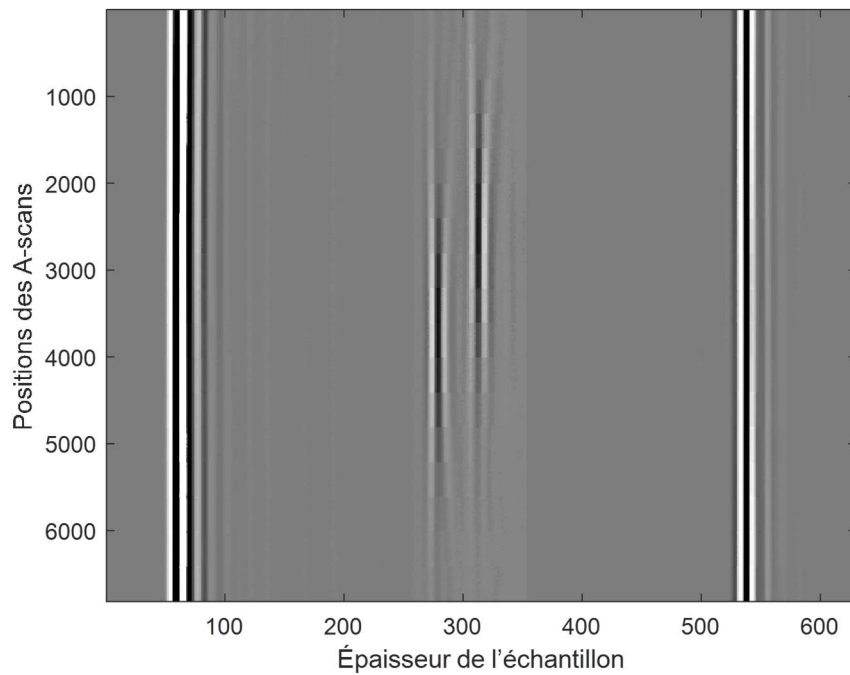


Figure III.32 B-scan expérimentale obtenue à partir de l'échantillon d'Acier de la figure III.26.

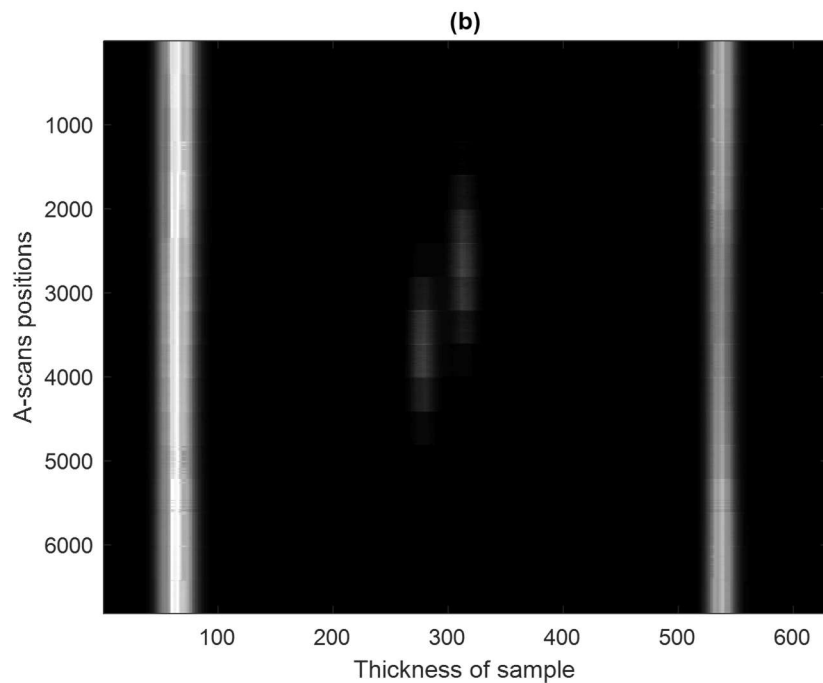


Figure III.33 Amélioration du B-scan expérimentale de la figure III.32 en utilisant la méthode SSE

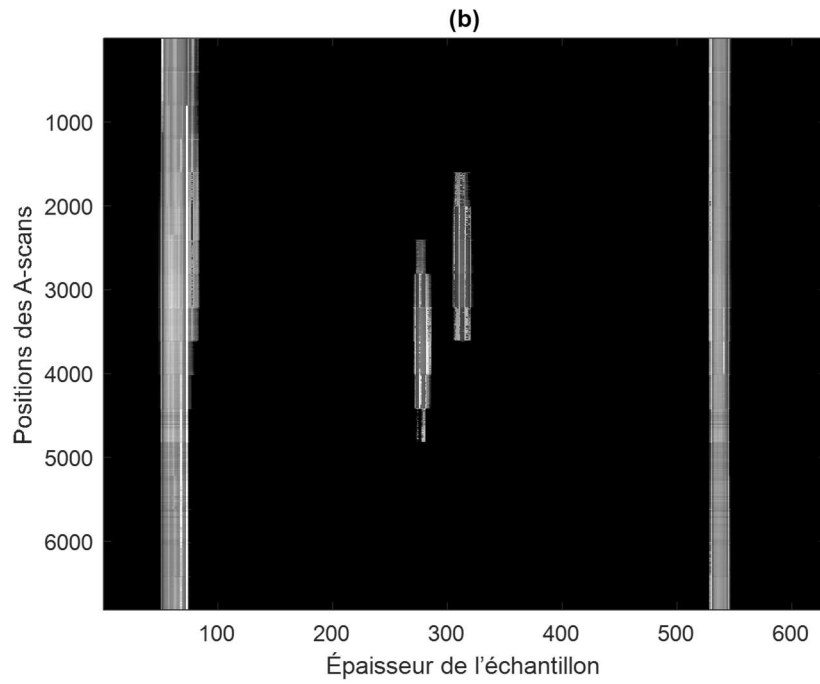


Figure III.34 Amélioration du B-scan expérimentale de la figure III.32 en utilisant la méthode MST-OTSU-SE

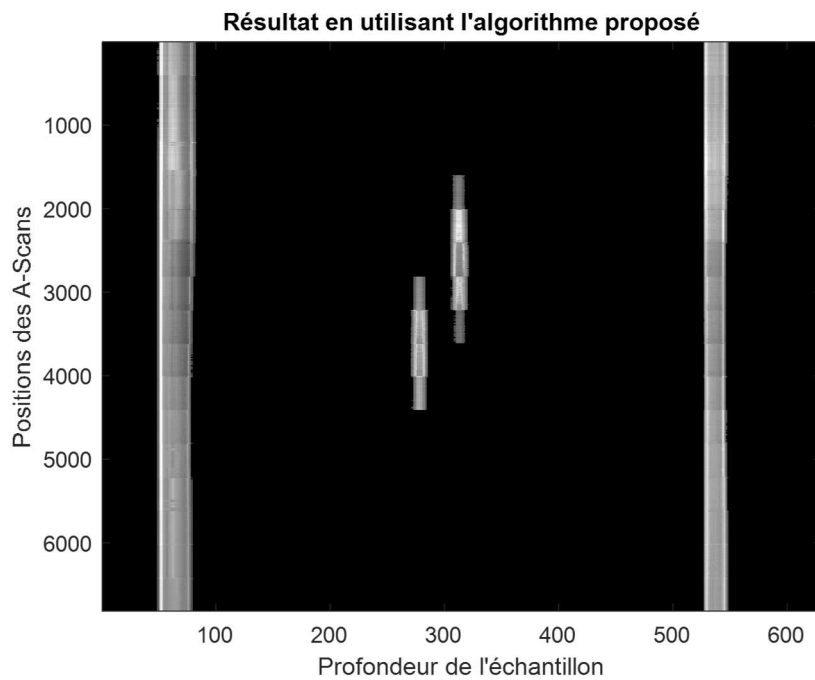


Figure III.35 Amélioration du B-scan expérimentale de la figure III.32 en utilisant la méthode proposée.

Nous pouvons noter que le résultat de la méthode proposée est meilleur que celui obtenu avec les algorithmes SSE et MST-OTSU-SE.

III.6.5 Résultats et discussions (Aluminium)

La figure III.36 montre la B-scan expérimentale obtenue à partir de l'échantillon d'Aluminium de la figure III.27 contenant deux trous (défauts) au milieu de la pièce, le premier est de 1.11 cm de la surface avant et le deuxième est de 1.21 cm de la surface avant. La figure III.37 montrent le résultat de l'amélioration en utilisant l'algorithme SSE, la figure III.38 montre le résultat de l'amélioration à l'aide de l'algorithme MST-OTSU-SE et la figure III.39 montre le résultat de l'amélioration à l'aide de l'algorithme proposé.

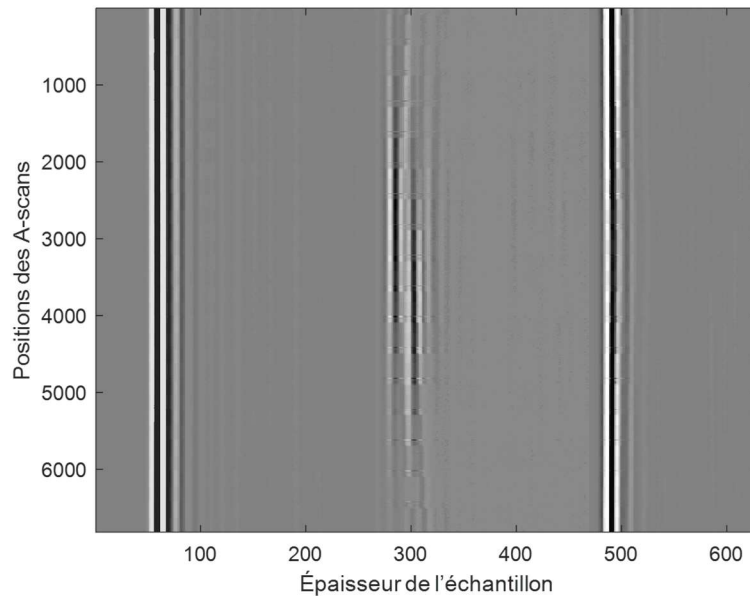


Figure III.36 B-scan expérimentale obtenue à partir de l'échantillon d'Aluminium de la figure III.27.

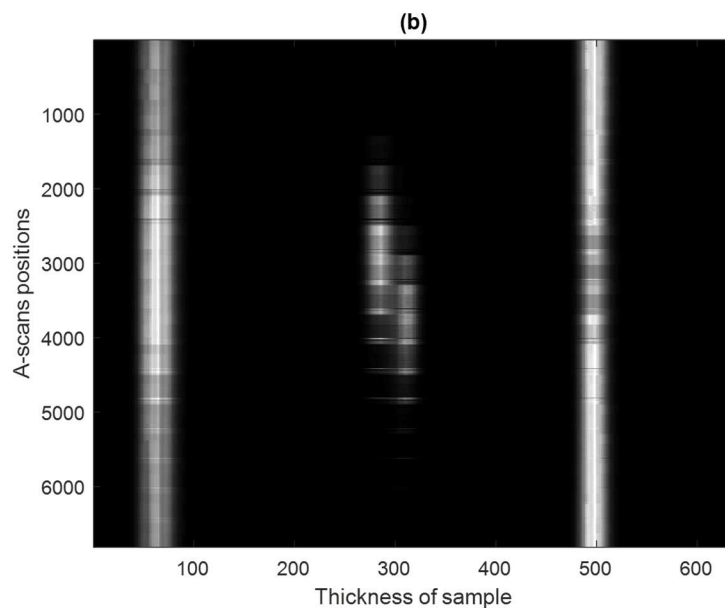


Figure III.37 Amélioration du B-scan expérimental de la figure III.36 en utilisant la méthode SSE.

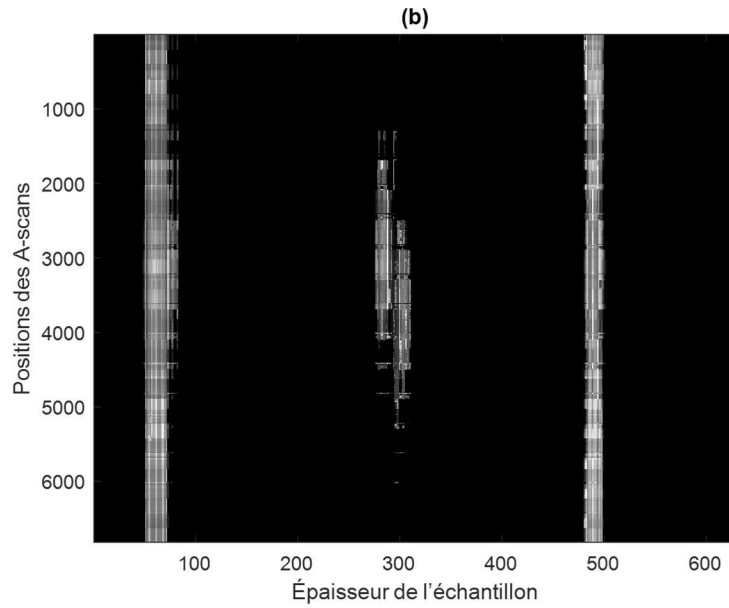


Figure III.38 Amélioration du B-scan expérimentale de la figure III.36 en utilisant la méthode MST-OTSU-SE.

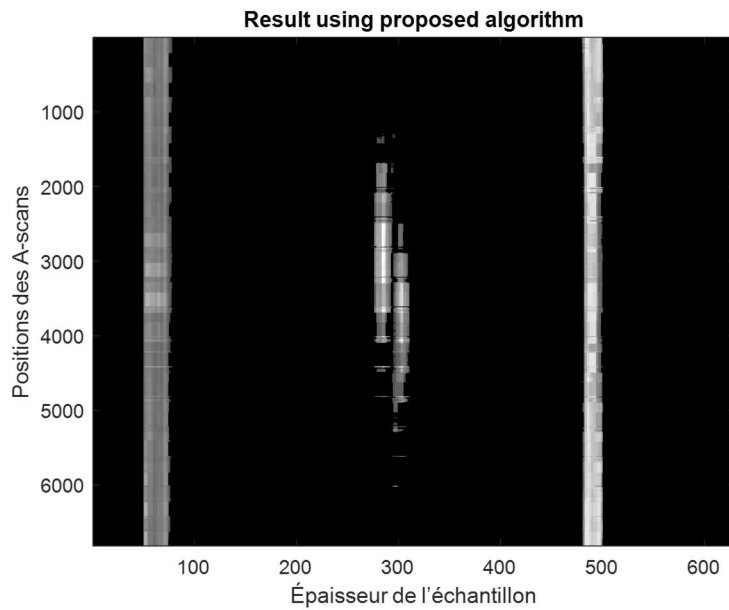


Figure III.39 Amélioration du B-scan expérimentale de la figure III.36 en utilisant la méthode proposée.

Nous pouvons noter que l'utilisation de la méthode proposée conduit à de meilleurs résultats d'amélioration par rapport aux algorithmes SSE et MST-OTSU-SE.

III.7 Conclusion

L'objectif de ce chapitre est de tester les différents algorithmes proposés sur des signaux synthétiques et expérimentales. Un transducteur ultrasonore multiéléments a été utilisé pour l'acquisition des données. Un algorithme basé sur la transformée de Stockwell modifiée et optimisée, l'enveloppe d'énergie de Shannon et le seuillage itératif du plan temps-fréquence a été utilisé pour augmenter la résolution de l'image B-scan ultrasonique acquise par le transducteur multiélément. La méthode proposée réalise une séparation entre le signal utile et le bruit et en même temps isole les échos chevauchés au niveau de la décomposition temps-fréquence avec OMST. L'énergie de Shannon met en évidence tous les échos existants dans le signal ultrasonore décomposé dans le plan temps-fréquence via OMST, même ceux ayant une faible amplitude. Le seuillage itératif supprime complètement les fluctuations restantes (faux pics) dans la matrice mise en évidence par l'énergie de Shannon. Selon les résultats obtenus, un niveau significatif du SNR permet d'augmenter la visibilité de la délamination en utilisant l'algorithme proposé par rapport aux résultats obtenus en utilisant les algorithmes SSE et MST-OTSU-SE. L'application de la méthode proposée donne les meilleurs résultats dans l'amélioration de la résolution des données de B-scan et la détection des défauts de délamination dans différents types de matériaux, ce qui donne un ajout important dans les applications CND ultrasonores.

Chapitre IV : Localisation de défauts via Deep Learning sur images ultrasonores.

IV.1 Introduction

L'utilisation de Deep Learning (DL) dans le domaine de contrôle non destructifs par ultrasons a ouvert de nouvelles perspectives pour la classification des défauts [139], [140], [141]. Dans ce chapitre, nous nous intéressons particulièrement à l'utilisation de DL pour classer les emplacements des défauts dans les données ultrasonores. À cet effet, nous proposons un modèle de réseau de neurones convolutifs (CNN) pour la classification des données ultrasonores obtenues par la technique des ultrasons multiéléments (ultrasonic phased array).

Dans un premier temps, nous évaluons les performances de notre modèle en le testant sur des données ultrasonores simulées. Cette étape permet de démontrer la capacité du modèle à classer efficacement les emplacements des défauts, ouvrant ainsi la voie à son application sur des données réelles.

Ensuite, nous utilisons le même modèle pour classer une base de données expérimentale composée d'images d'échantillons de matériaux composites CFRP, obtenue à l'aide de la technique des ultrasons multiéléments. La classification est effectuée en fonction de la localisation des défauts de délamination. Afin d'évaluer l'incidence de l'algorithme proposé pour améliorer la résolution des données ultrasonores, tel que décrit dans le chapitre III, sur la précision du modèle CNN, nous utilisons la classification pour les données brutes ainsi que pour les données traitées par cet algorithme. Cette comparaison nous permet d'évaluer l'impact de l'algorithme sur la précision de la classification et de déterminer son efficacité dans la détection et la localisation des défauts.

IV.2 Quelques travaux existants

Différentes recherches sont en cours dans le domaine de l'inspection automatisée par ultrasons utilisant Deep Learning. Ces études exploitent divers types de base de données ultrasonores tels que les Ascans, Bscans et Cscans. Ces approches peuvent offrir des perspectives prometteuses pour améliorer l'efficacité et la précision de l'inspection par ultrasons. Li et al. [142] ont développé un système automatisé d'inspection par ultrasons visant à détecter les défauts présents dans les matériaux composites utilisés dans l'industrie aéronautique. Dans leur étude, ils ont exploité le potentiel des réseaux 1D-YOLO en intégrant des techniques de convolution dilatée RFP et cascade R-CNN, ainsi que le réseau 1D-CNN

pour la classification des signaux. Les résultats obtenus ont été remarquables, avec une précision de détection de 94,5 %. La base de données utilisée pour l'entraînement et l'évaluation du modèle comprend des images C-scan ainsi que des signaux A-scan provenant d'exams ultrasonores. Dans [143], les auteurs ont proposé une approche combinant l'inspection ultrasonique multiéléments et le Deep Learning pour détecter et localiser les plis dans les composites stratifiés. Ils ont développé un modèle de réseau de neurones convolutif qui utilise la transformation de Fourier à court terme des signaux pour reconnaître les plis à différentes profondeurs. Le modèle a été entraîné en utilisant des données de simulation, atteignant des précisions d'entraînement et de test respectives de 99,6 % et 94,3 %. En utilisant ce modèle, ils ont été capables de prédire à la fois les données de simulation et les données expérimentales.

Les auteurs dans [144] ont proposé une nouvelle approche basée sur les CNN pour la segmentation d'images ultrasonores dans les domaines médical et industriel. En exploitant les données de signaux provenant de différentes profondeurs, le CNN extrait efficacement les caractéristiques des régions d'intérêt et les transmet au réseau de segmentation pour obtenir des images segmentées grâce à des connexions profondes. Dans [145], les auteurs proposent une nouvelle méthode d'identification des défauts internes des tiges d'aspiration en fibre de carbone, basée sur la fusion d'informations provenant des données ultrasonores et un modèle Deep Learning GoogLeNet. Les résultats des tests montrent que la précision globale d'identification des défauts du modèle d'apprentissage profond entraîné était de 99,72%, ce qui lui permet d'identifier efficacement quatre défauts typiques ainsi que l'absence de défauts des tiges d'aspiration en fibre de carbone. Dans [146] les auteurs présentent un article de recherche axé sur l'utilisation de modèles de Deep Learning pour résoudre le problème de classification et de localisation des défauts courants dans les soudures en angle en forme de 'v' d'une plaque de 12 mm d'épaisseur. L'étude utilise la méthode CND par ultrasons multiéléments et les signaux Ascans. La transformation en ondelettes discrète (DWT) est utilisée pour l'extraction des caractéristiques. Deux architectures, à savoir le réseau neuronal à propagation avant (FFNN) et le CNN, sont utilisées pour l'apprentissage supervisé. Le FFNN utilise les caractéristiques extraites par DWT, tandis que le CNN intègre à la fois les caractéristiques et l'ensemble du signal lors de l'apprentissage. L'article aborde également les détails de mise en œuvre des différents modèles et souligne que, bien que tous les modèles atteignent une précision d'environ 80 %, le FFNN convient aux applications simples, tandis que le CNN est recommandé pour les sorties complexes.

La recherche dans [147] se concentre sur l'amélioration et la classification des signaux acquis par transducteur ultrasonores multiélément pour des pièces de soudage en acier au carbone. Un filtre adaptatif appelé "Adaptive Least Means Square" (ALMS) est utilisé pour améliorer les signaux altérés par divers bruits. De plus, la technique de transformation en ondelettes empiriques (EWT) est utilisée pour convertir le signal du domaine temporel en son domaine fréquentiel correspondant. Un réseau neuronal convolutif profond (DCNN) est utilisé pour classifier les signaux de soudage en défectueux ou non défectueux. La méthodologie proposée présente une efficacité et une précision élevées, dépassant les 97%, Ce qui en fait un complément significatif aux méthodologies actuelles dans ce domaine.

Dans [148], les auteurs ont développé un réseau de convolution profond moderne pour la détection de défauts à partir de données ultrasonores multiéléments. Ils ont utilisé de manière approfondie la technique d'augmentation de données pour améliorer les données brutes initialement limitées et faciliter l'apprentissage. L'augmentation des données utilise des défauts virtuels, une technique qui a déjà été utilisée avec succès pour former des inspecteurs humains et qui sera bientôt utilisée dans la qualification des inspections nucléaires. Les auteurs concluent que les réseaux de convolution profonde sont suffisamment puissants pour atteindre des performances comparables à celles des êtres humains dans la détection de fissures à partir de données ultrasonores et l'augmentation des données à l'aide de défauts virtuels est considérée comme une technique clé pour former des réseaux d'apprentissage automatique avec des données défectueuses limitées.

Cette étude bibliographique met en évidence l'utilisation prometteuse du Deep Learning pour la classification des données CND par ultrasons. Cette approche offre des performances remarquables et des résultats satisfaisants, permettant une détection précise des défauts. En exploitant les avantages du Deep Learning, tels que le traitement de grandes quantités de données complexes et le développement de modèles de classification robustes, il est possible d'améliorer les performances et la fiabilité des systèmes de CND basés sur les ultrasons. Cette méthode présente également des avantages en termes de précision de classification, de réduction des erreurs de détection et d'optimisation des ressources et des coûts associés à l'inspection par ultrasons.

Dans ce cadre, nous avons également exploité un modèle de réseau neuronal convolutif profond (CNN) pour la détection et la classification des défauts dans des ensembles de données simulées et expérimentales. De plus, nous avons évalué l'effet du traitement préalable des données sur la précision de la classification. Pour ce faire, nous avons utilisé l'algorithme

proposé dans notre travail pour améliorer les données avant la classification. Notre objectif principal était d'améliorer la précision et la fiabilité de la détection et localisation des défauts.

IV.3 Descriptions des ensembles de données

Dans cette étude, nous avons utilisé à la fois une base de données simulée et expérimentale obtenus à l'aide d'un transducteur ultrasons multiéléments.

IV.3.1 Base de donnée simulée

Le jeu de données simulées a été généré en utilisant l'équation II.5 avec différentes valeurs de profondeur et de rapport signal sur bruit (SNR). Chaque image de l'ensemble de données, également appelée B-Scan, est créée en empilant 16 A-Scans. La base de donnée est divisée en 4 classes distinctes. La première classe couvre une plage de profondeurs de défauts allant de 3,3 mm (situé à 0,3 mm de la face avant) à 5,1 mm, avec un incrément de 0,3 mm. La deuxième classe couvre une plage de profondeurs allant de 5,4 mm à 8,7 mm, avec un incrément de 0,3 mm. La troisième classe couvre une plage de profondeurs allant de 9,0 mm à 12,3 mm, avec un incrément de 0,3 mm et la quatrième classe correspond à des profondeurs allant de 12,6 mm à 14,7 mm (situé à 0,3 mm de la face arrière de l'échantillon simulée), avec un incrément de 0,3 mm. Différentes valeurs de SNR ont été utilisées pour chaque classe, notamment 0 dB, 5 dB, 10 dB et 15 dB. Et pour enrichir la base de données, nous avons effectué une augmentation de données en utilisant les paramètres suivants :

- Plage de zoom : [0,98, 1,02]
- Plage de luminosité : [0,8, 1,2]
- Mode de remplissage : 'constant'
- Plage de rotation : 3 degrés
- Plage de cisaillement : 0,1
- Plage de décalage horizontal : 0,1
- Plage de décalage vertical : 0,1
- Retournement vertical : activé

Grâce à cette augmentation de données, le jeu de données augmenté compte désormais 3510 images, réparties comme suit (figure IV.1) :

- Première classe : 630 images
- Deuxième classe : 1080 images
- Troisième classe : 1080 images
- Quatrième classe : 720 images

Ces caractéristiques de la base de données simulées nous permettent d'évaluer les performances de notre modèle dans la détection et la classification des défauts en tenant compte de différentes profondeurs, valeurs SNR et variations de données augmentées.

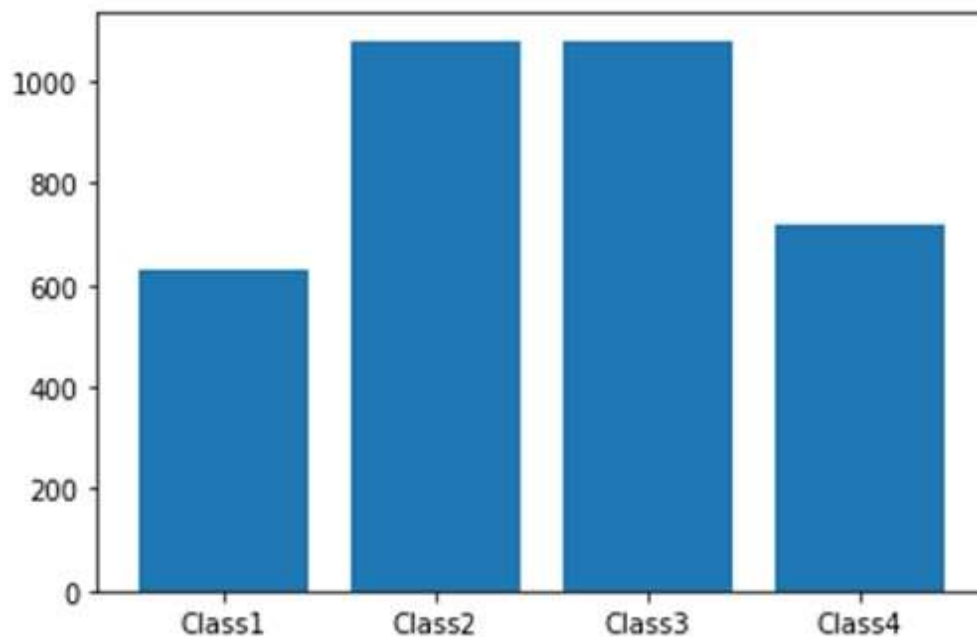


Figure IV.1 Répartition de la base de données simulée.

IV.3.2 Base de données expérimentale

Les données expérimentales ont été obtenues à partir de l'échantillon de CFRP décrit dans le chapitre précédent à l'aide de la technique des ultrasons multiéléments. Cet échantillon contient deux défauts de délamination : le premier est proche de la surface avant et le second est proche de la surface arrière (paragraphe III.5). Une délamination virtuelle est ajoutée entre les couches 3 et 4.

Afin d'obtenir davantage d'images dans l'ensemble de données expérimentales, nous avons appliqué les méthodes suivantes aux défauts de délamination :

1. Translation verticale : Nous avons modifié la position de la région de délamination de manière verticale tout en maintenant la position horizontale fixe. Cette technique nous

permet d'obtenir des images supplémentaires avec des variations dans la position verticale des défauts de délamination, ce qui augmente la diversité des échantillons.

2. Variation des tailles de délamination : Nous avons introduit des variations dans la taille de la région de délamination en créant des images B-scan avec de délamination de petites, moyennes et grandes tailles. Cette variation des tailles de délamination nous permet de simuler différents degrés de dommage et d'ajouter de la complexité aux données expérimentales.
3. Translation horizontale légère vers l'avant et vers l'arrière, tout en maintenant le défaut de délamination à sa place entre les deux couches principales.

Cette approche nous permet d'enrichir l'ensemble de données expérimentales en incluant une plus grande variété de défauts de délamination, ce qui améliore la représentativité et la diversité des échantillons. De plus, en simulant différentes positions verticales, tailles et positions horizontales légères, nous renforçons la capacité de notre modèle à détecter et à classifier efficacement des défauts de délamination de natures et de gravités variées. Ainsi, notre étude reflète mieux les variations potentielles rencontrées dans les matériaux composites réels soumis à l'inspection par ultrasons.

Les classes de cet ensemble de données sont subdivisées comme suit :

- Première classe : sans délamination
- Deuxième classe : délamination située entre les couches 2 et 3
- Troisième classe : délamination située entre les couches 3 et 4
- Quatrième classe : délamination située entre les couches 4 et 5

Une augmentation de données a été effectuée avec les paramètres suivants :

- Plage de zoom : [0,98, 1,02]
- Plage de luminosité : [0,8, 1,2]
- Mode de remplissage : 'constant'
- Plage de rotation : 3 degrés
- Plage de cisaillement : 0,1
- Plage de décalage horizontal : 0,1

- Plage de décalage vertical : 0,1
- Retournement vertical : activé

L'ensemble de données augmenté est composé de 4066 images organisées de la manière suivante (Figure IV.2):

- Delam_Free (sans délamination) : 669 images
- Delam2_3 (délamination entre les couches 2 et 3) : 1384 images
- Delam3_4 (délamination entre les couches 3 et 4) : 1176 images

Delam4_5 (délamination entre les couches 4 et 5) : 837 images.

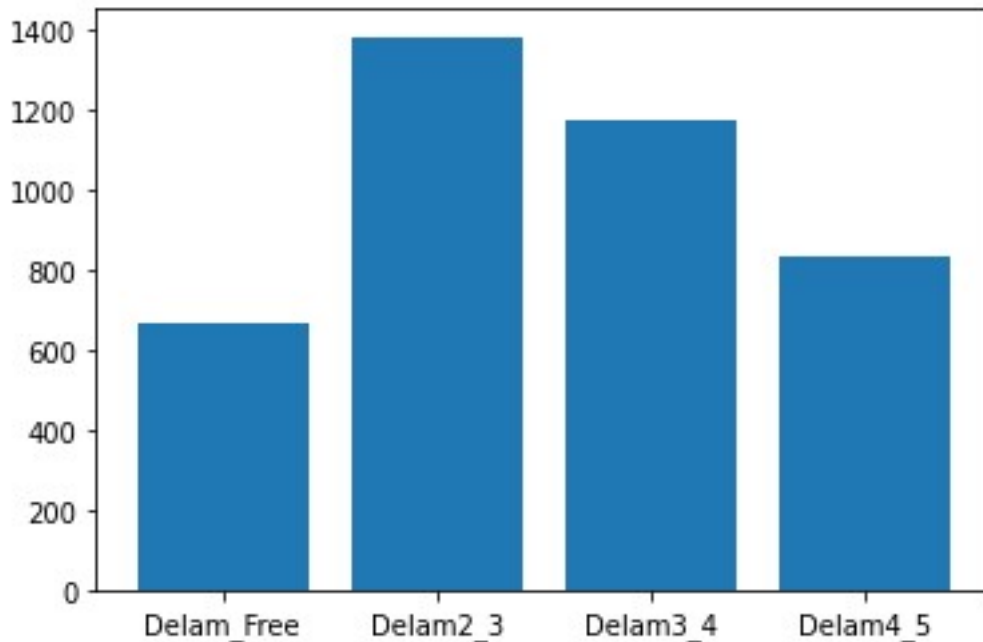


Figure IV.2 Répartition de la base de données expérimentale.

IV.4 Architecture CNN proposée

Le modèle est construit comme suit :

```
def build_model():
```

```
    model = tf.keras.Sequential([  
        tf.keras.Input(shape=(256, 256, 3)),  
        tf.keras.layers.Conv2D(16, 3, activation='elu', padding='same'),
```

```
tf.keras.layers.Conv2D(16, 3, activation='elu', padding='same'),
tf.keras.layers.MaxPool2D(),
tf.keras.layers.Dropout(0.2),
tf.keras.layers.Conv2D(32, 3, activation='elu', padding='same'),
tf.keras.layers.BatchNormalization(),
tf.keras.layers.MaxPool2D(),
tf.keras.layers.Dropout(0.2),
tf.keras.layers.Flatten(),
tf.keras.layers.Dense(32, activation='elu'),
tf.keras.layers.Dropout(0.3),
tf.keras.layers.Dense(4, activation='softmax')
])
model.compile(loss="categorical_crossentropy", optimizer="Adam", metrics=["accuracy"])
checkpoint_cb=tf.keras.callbacks.ModelCheckpoint("UT_Model.h5", save_best_only=True)
early_stopping_cb=tf.keras.callbacks.EarlyStopping(patience=40,restore_best_weights=True)
return model,
```

Ce modèle est construit à l'aide de la bibliothèque TensorFlow et dans la suite, une description de chaque couche :

- **Input** : Couche d'entrée qui spécifie la forme des données d'entrée avec une taille de (256, 256, 3) correspondant à des images RGB de taille 256x256 pixels.
- **Conv2D** : Couche de convolution avec des filtres de taille 3x3 et une fonction d'activation "elu" pour extraire les caractéristiques des images. La couche Conv2D est répétée deux fois avec 16 filtres dans chaque couche.
- **MaxPool2D** : Couche de pooling pour réduire la taille des caractéristiques extraites en utilisant une opération de max pooling.

- **Dropout** : Couche de régularisation qui désactive aléatoirement 20% des neurones pendant l'entraînement pour réduire le surapprentissage.
- **Conv2D** : Une autre couche de convolution avec des filtres de taille 3x3, une fonction d'activation "elu" et avec 32 filtres.
- **BatchNormalization** : Couche de normalisation des lots pour normaliser les activations de la couche précédente et accélérer l'apprentissage du modèle.
- **MaxPool2D** : Couche de pooling pour réduire la taille des caractéristiques extraites en utilisant une opération de max pooling.
- **Dropout** : Couche de régularisation qui désactive aléatoirement 20% des neurones pendant l'entraînement pour réduire le surapprentissage.
- **Flatten** : Couche pour convertir les caractéristiques en un vecteur 1D afin de les alimenter dans les couches de neurones entièrement connectées.
- **Dense** : Couche de neurones entièrement connectés avec une fonction d'activation "elu". Une couche Dense avec 32 neurones est utilisée, suivie d'une couche Dropout qui désactive aléatoirement 30% des neurones.
- **BatchNormalization** : Couche de normalisation des lots pour normaliser les activations de la couche précédente et accélérer l'apprentissage du modèle.
- **Dropout** : Couche de régularisation qui désactive aléatoirement 20% des neurones pendant l'entraînement pour réduire le surapprentissage.
- **Dense (couche de sortie)** : Couche de neurones entièrement connectés avec une fonction d'activation "softmax" pour la classification des quatre classes.

Le modèle est compilé avec une fonction de perte "categorical_crossentropy", l'optimiseur "Adam" et la métrique d'évaluation "accuracy".

Deux rappels (callbacks) sont utilisés pendant l'entraînement :

- **ModelCheckpoint** : Pour enregistrer le meilleur modèle pendant l'entraînement en fonction de la précision (accuracy) sur l'ensemble de validation.
- **EarlyStopping** : Pour arrêter l'entraînement si aucune amélioration significative n'est observée pendant un certain nombre d'époques défini par la patience (40 époques dans

ce cas). L'option `restore_best_weights` est activée pour restaurer les poids du meilleur modèle obtenu lors de l'entraînement.

- Le modèle est entraîné en utilisant les données d'entraînement avec une taille de lot (batch-size) de 32. L'historique de l'entraînement est enregistré dans la variable 'history' pour suivre les métriques d'évaluation et les pertes au fil des époques.
- Cette architecture de modèle vise à classifier les images en quatre classes différentes, avec l'objectif de prédire la présence ou l'absence de délamination dans l'échantillon CFRP et la localisation en cas d'existence. L'augmentation des données a été appliquée pour augmenter la taille de l'ensemble de données et améliorer la capacité de généralisation du modèle.

Une fois l'entraînement terminé, le meilleur modèle est sauvegardé dans un fichier nommé "UT_Model.h5" grâce à 'ModelCheckpoint'. Ce modèle peut ensuite être utilisé pour effectuer des prédictions sur de nouvelles images et évaluer la performance du modèle sur des données de test.

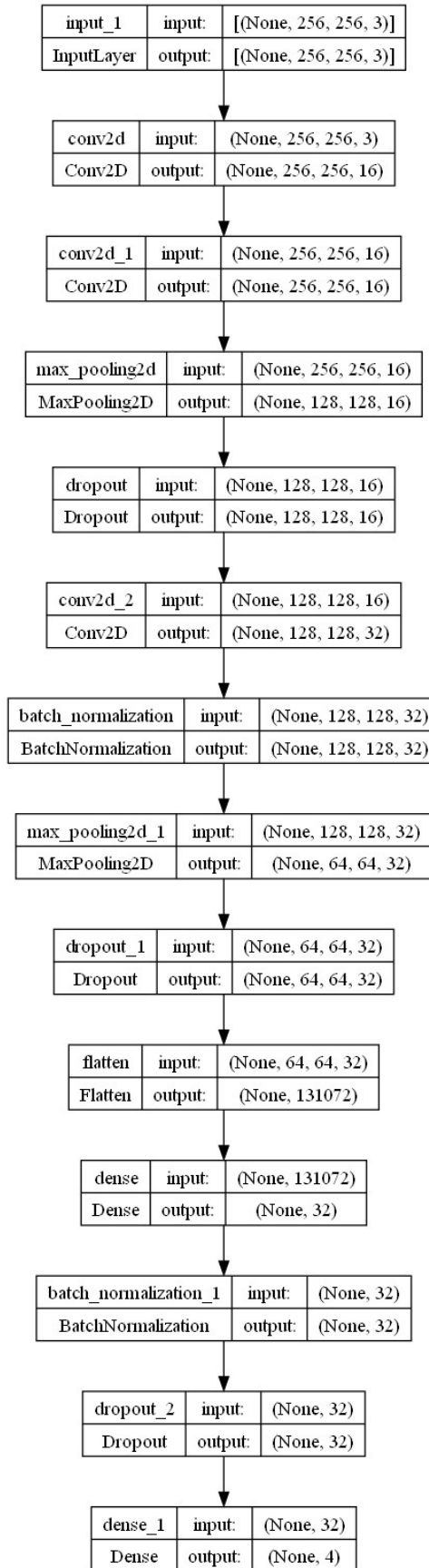


Figure IV.3 Architecture du modèle CNN proposée.

IV.5 Résultats et discussions

Chaque base de données a été divisée en trois ensembles différents : un ensemble d'entraînement (Training set), un ensemble de validation (validation set) et un ensemble de test (testing set). L'ensemble de test a été créé en sélectionnant au hasard 20 % des images de l'ensemble de données, et les images restantes ont été utilisées pour l'entraînement et la validation. Dans l'ensemble d'entraînement et de validation, 80 % des images ont été utilisées pour l'entraînement, et les 20 % restants pour la validation.

IV.5.1 Base de donnée simulées

Pour la base de données simulées, le modèle a été compilé en utilisant l'optimiseur 'Adam', tandis que la perte a été calculée à l'aide de la fonction 'sparse_categorical_crossentropy'. Le modèle proposé a été exécuté sur 100 époques (epochs). De plus, le modèle a également été exécuté avec 109 itérations. Le temps d'exécution moyen pour chaque époque était d'environ 40 secondes. La taille du lot (batch size) a été fixée à 32. Après l'exécution du modèle proposé pour toutes les époques, le modèle a été enregistré dans le répertoire pour une utilisation ultérieure. De plus, l'ensemble de validation a été utilisé pour valider notre modèle proposé en termes de pertes et d'exactitudes d'entraînement et de validation.

La figure IV.4 montre l'exactitude d'entraînement et de validation en fonction des époques. Généralement, l'exactitude d'entraînement est plus élevée, mais dans ce cas, les deux courbes se superposent à mesure que les époques progressent.

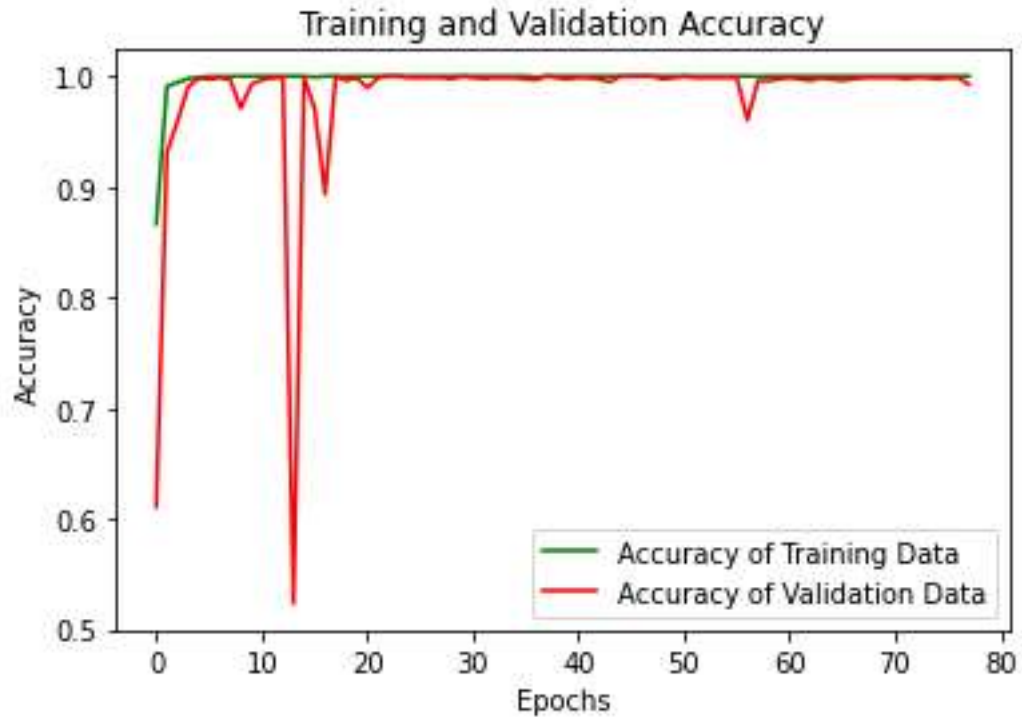


Figure IV.4 Accuracy d'entraînement et de validation en fonction des époques.

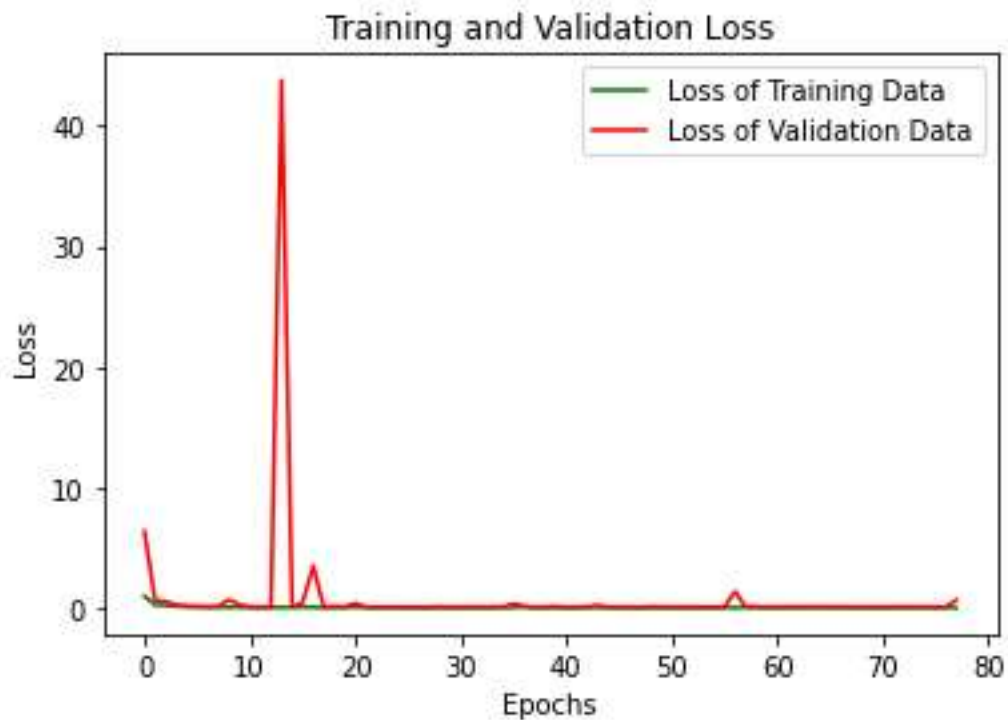


Figure IV.5 Perte d'entraînement et de validation en fonction des époques.

De manière similaire, les pertes d'entraînement et de validation (training and validation loss) ont été présentées dans la figure IV.5. Au fur et à mesure que les époques progressent, les courbes sont très proches l'une de l'autre, et à mesure que les époques se poursuivent, les courbes

se superposent. Cette superposition des courbes de perte d'entraînement et de validation démontre l'absence de sur-ajustement du modèle. Le modèle a été évalué en utilisant l'ensemble de test et a atteint une précision de test de 99,38 %, ce qui correspond à une erreur de classification de seulement 0,62 %. Cela démontre la fiabilité du modèle proposé pour être utilisé comme modèle intelligent pour la détection et la localisation automatique des défauts dans les images ultrasonores multiéléments. L'exactitude (Accuracy) du modèle proposé a été calculée à l'aide de l'équation (IV.1).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (IV.1)$$

où TP (True Positive) : Vrai Positif, TN (True Negative) : Vrai Négatif, FP (False Positive) : Faux Positif et FN (False Negative) : Faux Négatif.

De plus, lors de la phase de mise en œuvre du test du modèle proposé, une matrice de confusion a été calculée, comme le montre la figure IV.6. Elle fournit des valeurs significatives basées sur la classification précise ou incorrecte des images ultrasonores. Ces valeurs sont représentées par les termes TP, TN, FP et FN, qui permettent d'évaluer les performances du modèle dans l'identification correcte des différentes classes. Les valeurs dans la matrice de confusion sont exprimées en pourcentage. Le modèle a obtenu des valeurs TP plus élevées pour toutes les classes, démontrant ainsi une performance globale supérieure.

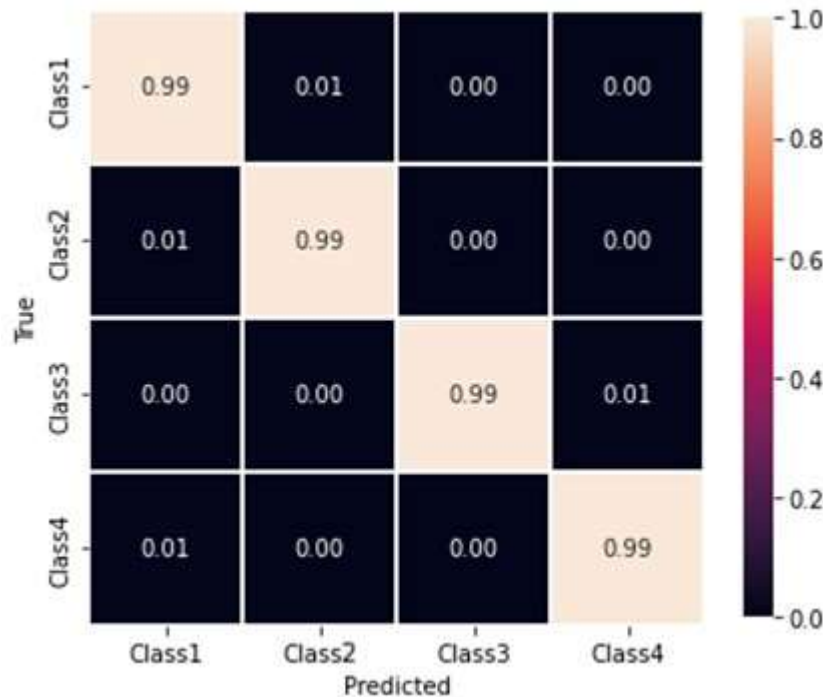


Figure IV.6 Matrice de confusion pour la base de données simulées.

Pour évaluer davantage l'efficacité des modèles proposés, des mesures de 'precision', de 'recall' et de 'F-measure' ont été calculées à partir des valeurs obtenues à partir de la matrice de confusion (équations IV.2, IV.3 et IV.4). Ces mesures fournissent des informations supplémentaires sur la capacité du modèle à classer de manière précise les différentes classes du jeu de données ultrasonores simulées. Sur la base de ces mesures, le rapport de classification est présenté dans le tableau IV.1.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (IV.2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (IV.3)$$

$$F - measure = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (IV.4)$$

Tableau IV.1 Rapport de classification (base de données simulées).

Class	Precision	Recall	F-measure	Support
Class1	0.98	0.99	0.99	101
Class2	0.99	0.98	0.99	173
Class3	1.00	0.97	1.00	173
Class4	0.99	0.97	0.98	116
Accuracy	/	/	0.99	563
Macro avg	0.97	0.99	0.98	563
Weighted avg	0.99	0.98	0.99	563

À partir du tableau IV.1, on peut observer que le modèle proposé a obtenu des performances élevées avec une précision impressionnante de 99,74 % sur l'ensemble de test. Les valeurs dans le tableau IV.1 démontrent la fiabilité du modèle proposé en termes de 'precision', de 'recall' et de 'F-measure', ce qui en fait un système d'aide à la décision pour la détection et la localisation de défauts dans les images ultrasonores simulées.

IV.5.2 Base de données expérimentales

Deux ensembles de données ont été utilisés pour la classification : l'ensemble de données brutes et l'ensemble de données traitées par l'algorithme proposé dans le chapitre III. Notre objectif est de classer ces images des deux bases de données en quatre catégories : 'Delam_Free', 'Delam2_3', 'Delam3_4' et 'Delam4_5', qui sont liées à différentes localisations de défauts de délamination.

Le même modèle utilisé pour classifier l'ensemble de données simulées a été utilisé pour classifier l'ensemble de données expérimentales brutes et traitées en utilisant l'optimiseur ADAM avec un taux d'apprentissage de 0,001. La fonction de perte 'categorical cross-entropy' a été sélectionnée pour évaluer le modèle pendant l'entraînement, et les performances du modèle ont été surveillées à l'aide des métriques définies dans la variable 'METRICS'. Ces métriques comprennent : 'accuracy', 'precision', 'recall' and 'F-mesure'. Le processus d'entraînement a été réalisé pendant 50 époques avec une taille de lot de 32.

Pendant le processus d'entraînement, le modèle a été surveillé à l'aide de deux rappels. Le rappel 'ModelCheckpoint' a enregistré le modèle qui obtenait les meilleures performances sur l'ensemble de validation après chaque époque. Le rappel 'EarlyStopping' a interrompu le processus d'entraînement s'il n'y avait aucune amélioration sur l'ensemble de validation après 40 époques et a restauré les poids du modèle qui obtenait les meilleures performances. Une fois toutes les époques terminées, le modèle a été enregistré dans un répertoire pour une utilisation future. L'ensemble de validation a ensuite été utilisé pour évaluer le modèle proposé en fonction de ses pertes et de ses exactitudes d'entraînement et de validation.

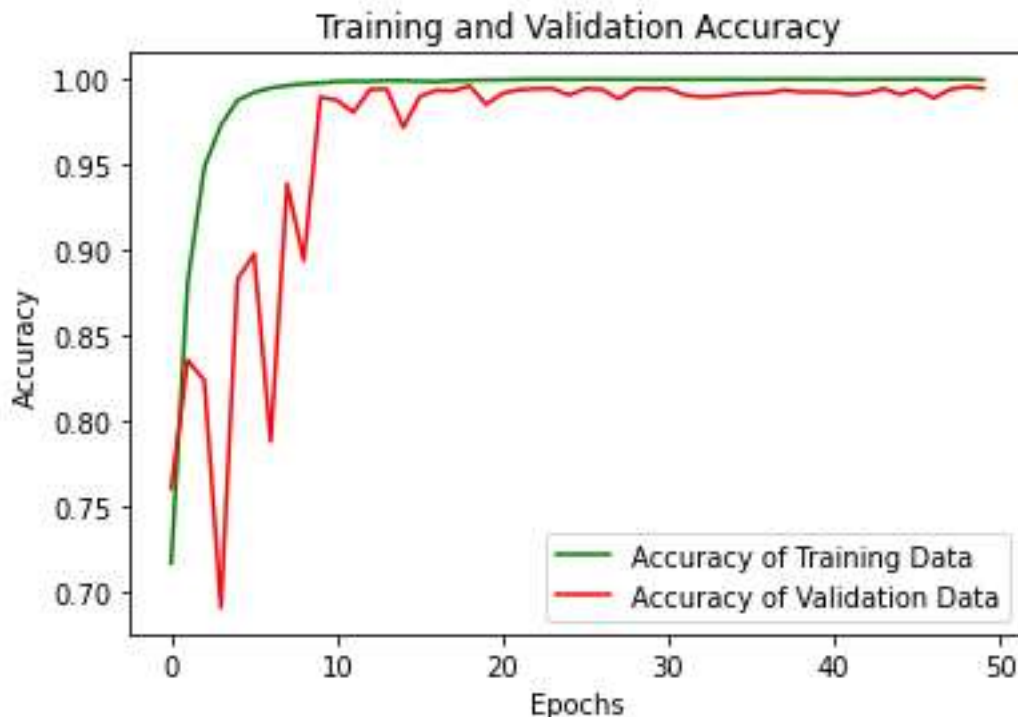


Figure IV.7 Accuracy d'entraînement et de validation en fonction des époques (Base de données brutes).

Les figures IV.7 et IV.8 illustrent l'évolution de l'exactitude d'entraînement et de validation en fonction des époques pour les ensembles de données brutes et traité respectivement. Les graphiques des figures IV.7 et IV.8 montrent que l'exactitude du modèle augmente à la fois sur l'ensemble d'entraînement et sur l'ensemble de validation avec le nombre d'époques. Le graphique de l'ensemble de données brutes dans la Figure IV.7 montre une tendance similaire de l'exactitude du modèle avec le nombre d'époques. L'exactitude d'entraînement commence à environ 71 % et atteint environ 99 % après 6 époques, tandis que l'exactitude de validation commence autour de 76 % et atteint environ 99 % après 13 époques. Pour l'ensemble de données traité, l'exactitude d'entraînement commence à environ 66 % et augmente régulièrement jusqu'à atteindre environ 99 % après 9 époques. De même, l'exactitude de validation commence autour de 73 % et augmente régulièrement pour atteindre environ 99 % après 10 époques. Les courbes d'entraînement et de validation de l'ensemble de données traité semblent se superposer presque complètement après 22 époques, ce qui indique que le modèle a bien appris les caractéristiques et ne sur-ajuste pas l'ensemble d'entraînement. En revanche, les courbes d'entraînement et de validation de la méthode de l'ensemble de données brutes ne se superposent pas aussi étroitement que dans l'ensemble de données traité.

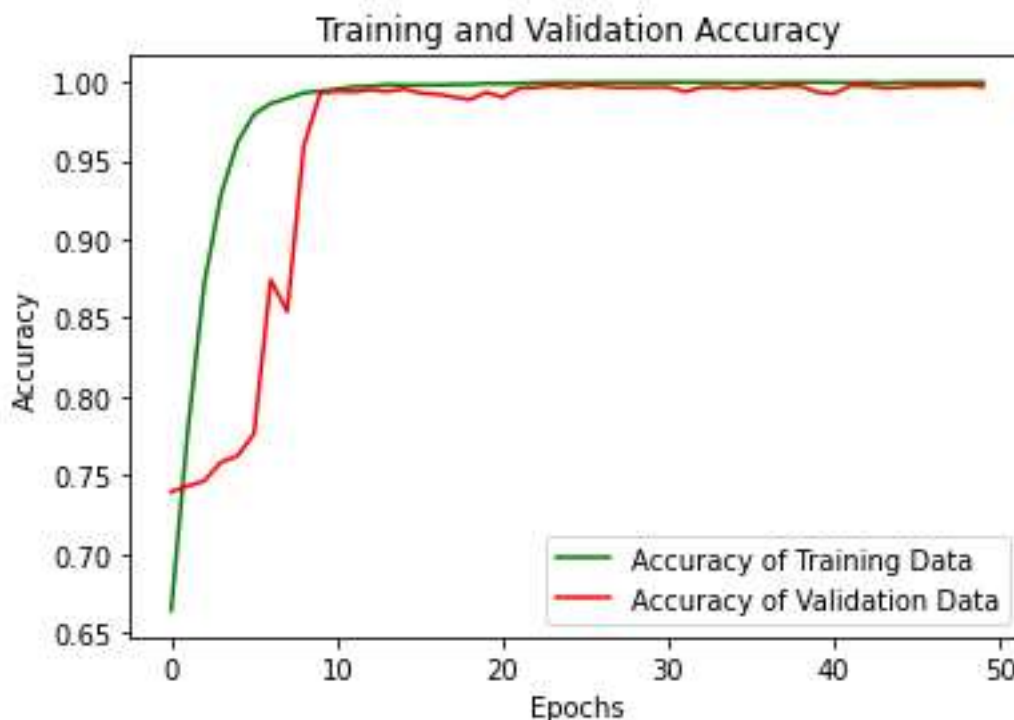


Figure IV.8 Accuracy d'entraînement et de validation en fonction des époques (Base de données traitées).

Les figures IV.9 et IV.10 présentent les courbes de perte (loss) d'entraînement et de validation des deux ensembles de données, brute et traité respectivement. Pour l'ensemble de données brutes, les courbes commencent à se rapprocher vers la 15ème époque, mais elles ne se superposent pas entièrement, restant à une certaine distance l'une de l'autre jusqu'à la fin de l'entraînement. Cela indique que le modèle apprend à mieux s'adapter aux données d'entraînement, mais éprouve encore des difficultés à généraliser aux données de validation. Cependant, l'écart entre les courbes est relativement faible. En revanche, pour l'ensemble de données traité, les courbes convergent et se superposent beaucoup plus tôt, ce qui indique que le modèle est capable de mieux généraliser aux données de validation dès le début de l'entraînement. Globalement, les deux méthodes montrent des améliorations dans la perte d'entraînement et de validation, mais l'ensemble de données traité semble être plus efficace pour réduire le sur-ajustement et améliorer les performances de généralisation.

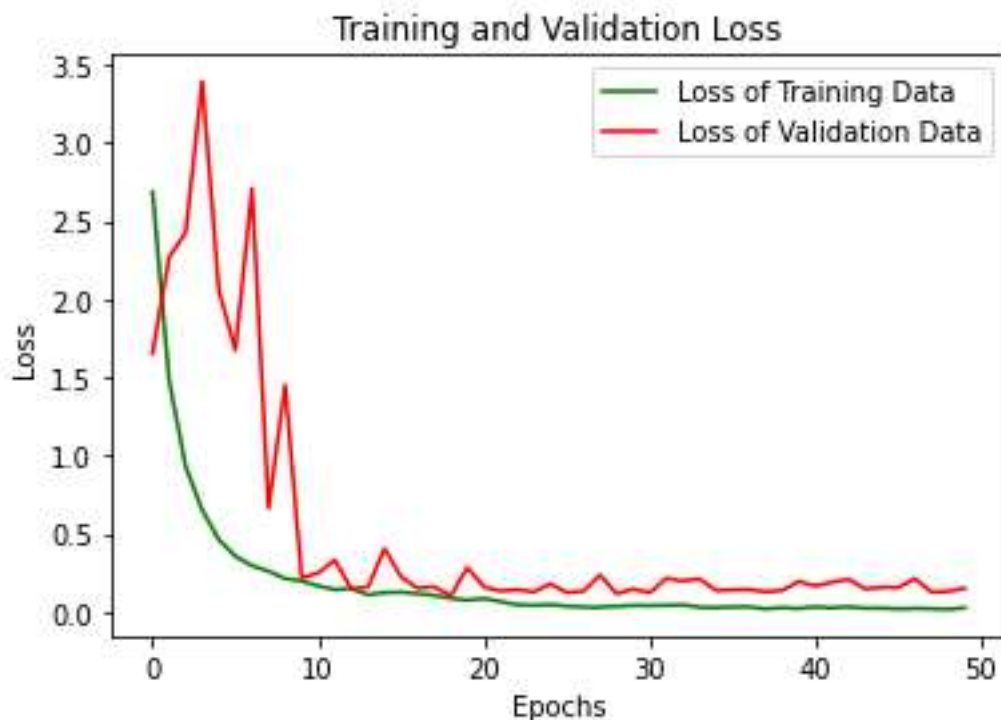


Figure IV.9 Perte d'entraînement et de validation en fonction des époques (Base de données brutes).

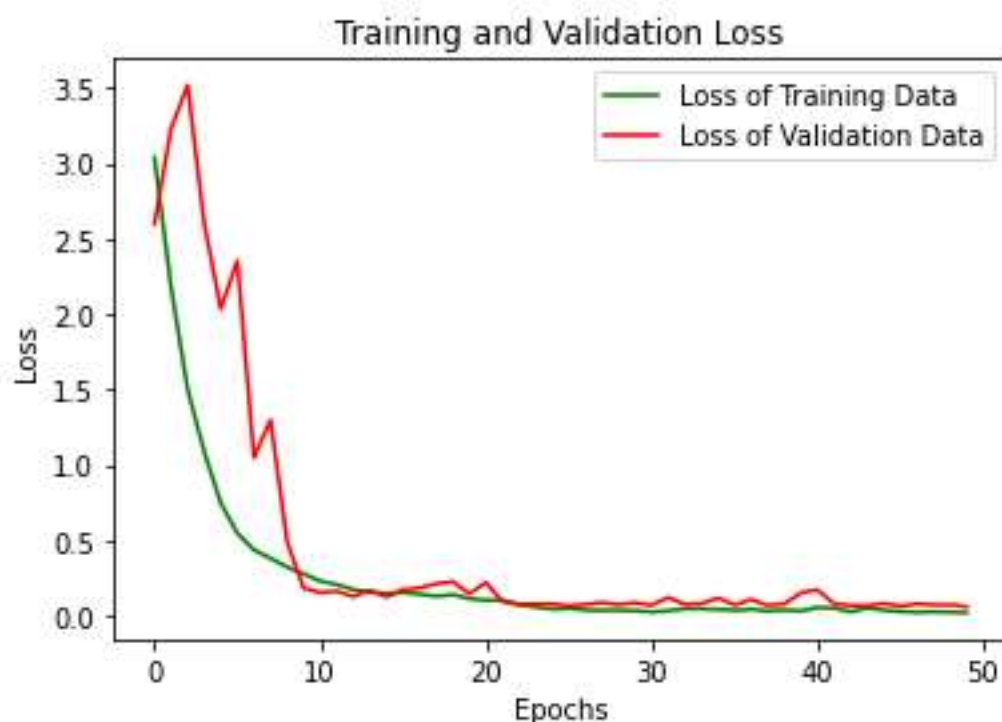


Figure IV.10 Perte d'entraînement et de validation en fonction des époques (Base de données traitées).

IV.5.3 Résultats et Analyse des performances du modèle

Le modèle proposé a été évalué sur l'ensemble de test indépendant, et les résultats sont très prometteurs. Avec la classification du jeu de données brutes, nous avons obtenu une précision impressionnante de 99,70% sur l'ensemble de test, ce qui indique une erreur de classification extrêmement faible de seulement 0,06%. De même, la classification du jeu de données traité a atteint une précision de 99,45% sur l'ensemble de test, ce qui implique une erreur de classification de seulement 0,15%. Ces résultats démontrent que le modèle proposé est capable de classer de manière très efficace les jeux de données brutes et traités. Cette haute précision démontre l'efficacité des modèles en tant que systèmes intelligents pour la localisation des défauts de délamination dans les images des ultrasons multiéléments. Pour mesurer l'exactitude du modèle proposé, nous avons utilisé l'équation (IV.1).

De plus, des matrices de confusion ont été créées pour évaluer les performances de modèle utilisé. Les figures IV.11 et IV.12 illustrent les matrices de confusion pour les jeux de données brutes et traités, respectivement. Ces métriques incluent les valeurs de VP (vrais positifs), VN (vrais négatifs), FP (faux positifs) et FN (faux négatifs), qui fournissent des informations sur les performances du modèle dans l'identification correcte des différentes

classes. Les valeurs dans la matrice de confusion sont données en pourcentage. Il est intéressant de noter que la matrice de confusion pour le jeu de données traité (figure IV.12) montre de meilleures performances par rapport au jeu de données brutes (figure IV.11). Le jeu de données traité a obtenu des valeurs de Vrai Positif plus élevées pour toutes les classes, ce qui se traduit par de meilleures performances globales.

Pour évaluer davantage l'efficacité de modèle proposé, des mesures de 'precision', 'recall' et 'F-measure' ont été calculées à partir des valeurs obtenues à partir de la matrice de confusion (équations IV.2, IV.3 et IV.4). Ces mesures fournissent des informations supplémentaires sur la capacité du modèle à classer avec précision les différentes images.

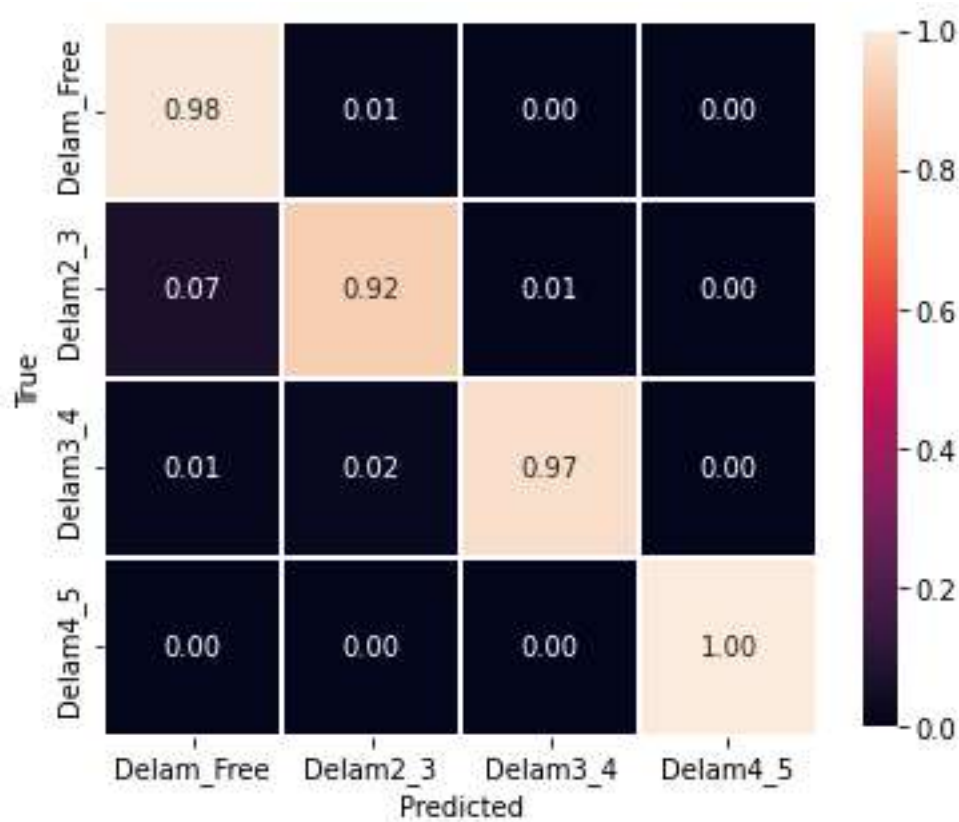


Figure IV.11 Matrice de confusion pour la base de données expérimentales brutes.

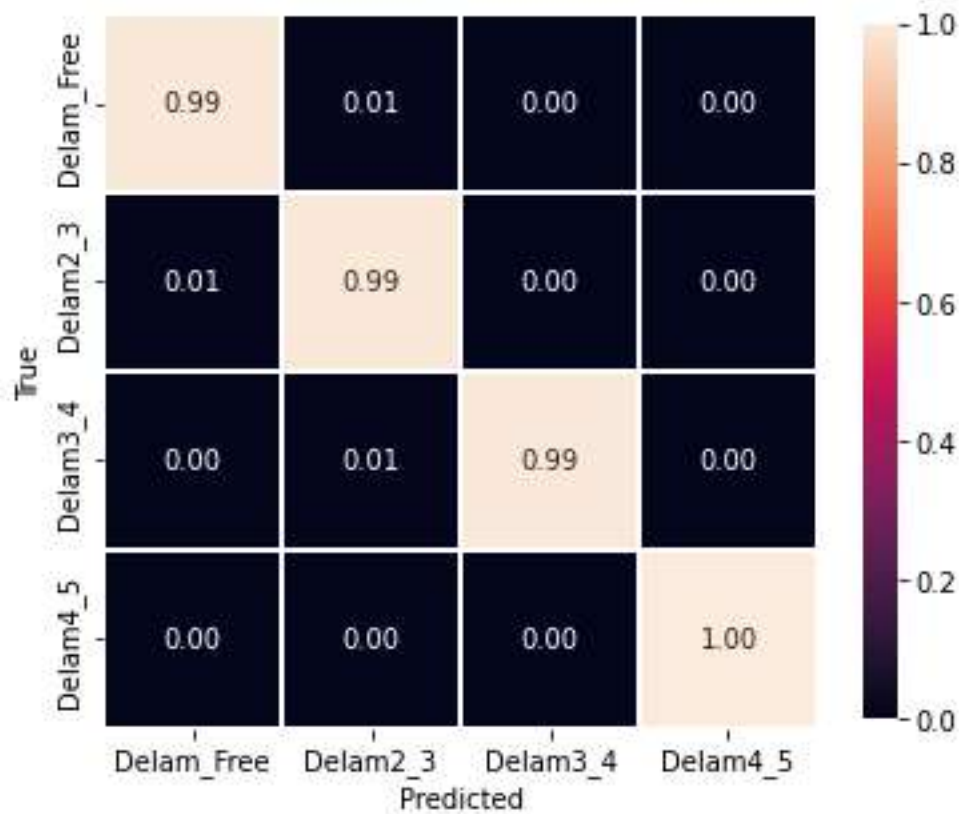


Figure IV.12 Matrice de confusion pour la base de données expérimentales traitées.

Tableau IV.2 Rapports de classification (base de données expérimentales).

Class	Raw dataset			Processed dataset			Support
	Precision	Recall	F-measure	Precision	Recall	F-measure	
Delam_Free	0.98	0.99	0.99	0.99	1.00	0.99	108
Delam2_3	0.96	0.97	0.97	0.99	0.99	0.99	222
Delam3_4	0.98	0.97	0.98	0.99	0.98	0.99	189
Delam4_5	0.97	0.98	0.97	1.00	1.00	0.99	134
Accuracy	/	/	0.98	/	/	0.99	653
Macro avg	0.98	0.98	0.98	0.99	0.99	0.99	653
Weighted avg	0.98	0.98	0.98	0.99	0.99	0.99	653

À partir du tableau IV.2, on peut constater que pour les bases de données brute et traitée, le modèle a obtenu des performances élevées avec des précisions impressionnantes sur l'ensemble de test. Cependant, lorsque nous comparons les valeurs de 'precision', 'recall' et 'F-measure', nous constatons que la base de données traitée surpasse la base de données brute. Le

modèle a obtenu une haute ‘precision’, un ‘recall’ élevé et un ‘F-measure’ élevé pour toutes les classes, ce qui indique que le modèle est capable de classifier correctement les différentes classes avec une grande précision.

IV.6 Conclusion

Dans ce chapitre, notre travail a consisté à développer et évaluer un modèle de classification de défauts de délamination dans des images ultrasonores par l'utilisation du Deep Learning. Nous avons utilisé une base de données simulée et une base de données expérimentale (brute et traitée) pour tester ce modèle.

Les résultats obtenus ont été extrêmement prometteurs, démontrant une capacité remarquable à classifier correctement les différentes classes de défauts de délamination.

De plus, la ‘accuracy’, l'analyse des matrices de confusion, ‘precision’, ‘recall’ et ‘F-measure’, ont révélé que la base de données traitée par l’algorithme proposé dans le chapitre III a surpassé la base de données brute en termes de performances de classification des données expérimentales.

Conclusion générale

Lors de la fabrication, l'assemblage ou l'exploitation de pièces dans l'industrie, des défauts sont susceptibles d'apparaître et peuvent mener à des conséquences graves. Les techniques de NDT permettent, entre autres, de prévoir ce type de problème et de réduire les événements non attendus. Les matériaux sont généralement sujets à l'apparition de défauts structuraux : fissurations, délaminations, corrosions, porosités, défauts de collage, ... etc. Afin de détecter au plus tôt leur présence, de nombreuses techniques de traitement du signal ont été appliquées et développées pour extraire fidèlement les informations essentielles et faire des rapports sur l'état interne de la pièce ou de la structure donnant un bon jugement sur sa composition interne.

Dans ce contexte, notre objectif dans cette thèse est d'améliorer la résolution, détecter et localiser avec précision les défauts de délaminage dans les structures en matériaux composites. Un transducteur multiélément a été utilisé pour détecter le défaut de délaminage dans matériaux composite CFRP fin (épaisseur 2,8 mm). Un algorithme basé sur la transformée de Stockwell modifiée optimisée, l'enveloppe d'énergie de Shannon et le seuillage itératif du plan temps-fréquence a été utilisé pour augmenter la résolution du B-scan ultrasonique. La méthode proposée réalise une séparation entre le signal utile et le bruit et en même temps isole les échos chevauchés au niveau de la décomposition temps-fréquence avec OMST. L'énergie de Shannon met en évidence tous les échos existants dans le signal ultrasonore décomposé dans le plan temps-fréquence via OMST, même ceux ayant une faible amplitude. Le seuillage itératif supprime complètement les fluctuations restantes (faux pics) dans la matrice mise en évidence par l'énergie de Shannon. Selon les résultats obtenus, un niveau significatif du SNR permet d'augmenter la visibilité du délaminage en utilisant l'algorithme proposé par rapport aux résultats obtenus en utilisant les algorithmes SSE et MST-Otsu-SE. L'application de la méthode proposée donne les meilleurs résultats dans l'amélioration de la résolution des données B-scan et la détection et la localisation des défauts de délamination dans les matériaux composites, ce qui donne un ajout important dans les applications ultrasonores NDT-E. La méthode proposée est utilisée pour l'amélioration des B-scans obtenus à partir d'échantillons en acier et en aluminium, et elle parvient avec succès à différencier entre les échos des défauts proches.

Une proposition est faite pour un modèle CNN visant à détecter et classifier les défauts de délamination dans les données B-scan ultrasonores. Ce modèle est testé sur des données simulées et expérimentales, qu'elles soient brutes ou traitées à l'aide de l'algorithme proposé

dans cette étude. Les résultats obtenus sont extrêmement prometteurs, démontrant une capacité remarquable à classifier avec précision les différentes classes de défauts de délamination.

Ce travail représente une contribution significative dans le domaine de la détection automatique des défauts de délamination dans les images ultrasonores, mettant en évidence l'importance de l'utilisation de l'apprentissage profond (Deep Learning) dans le domaine de l'inspection par ultrasons. Il ouvre également des perspectives pour améliorer continuellement la précision et la fiabilité des systèmes d'inspection basés sur les ultrasons, ce qui pourrait avoir un impact positif dans divers secteurs industriels nécessitant une évaluation précise et non destructive des matériaux composites.

Perspectives

Il est possible d'ouvrir de nouveaux horizons de recherche et d'apporter un complément à cette recherche, comme :

- Détecter et localiser les défauts d'autres types de matériaux hautement inhomogènes.
- Le système d'amélioration, détection et localisation des défauts proposé peut être intégré dans une carte d'acquisition de données où des techniques de conditionnement du signal peuvent être ajoutées pour augmenter la précision du système.
- Cette technique peut être appliquée pour tester le comportement des structures en fonctionnement pour l'estimation des défauts dans les applications temps réel.
- Exploration de modèles plus avancés : Bien que le modèle CNN utilisé dans cette étude ait donné des résultats prometteurs, il est possible d'explorer d'autres architectures de réseaux neuronaux plus avancées, telles que les réseaux neuronaux récurrents ou les réseaux neuronaux adversaires génératifs, pour améliorer encore les performances de classification.
- Application à d'autres types de défauts : Outre les défauts de délamination, il serait intéressant d'explorer l'application du modèle à la détection d'autres types de défauts dans les matériaux composites, tels que les fissures, les bulles d'air, ou les inclusions étrangères. Cela élargirait le champ d'application du modèle et sa pertinence pour l'inspection non destructive de divers matériaux.

Références

- [1] R. Smith, « Non-Destructive Testing (NDT)–Guidance Document: An Introduction to NDT Common Methods », Br Inst NDT, n° 2, p. 159, 2015.
- [2] I. Einav, « Non-destructive testing for plant life assessment », International Atomic Energy Agency, 2005.
- [3] International Atomic Energy Agency, « Training Guidelines in Non-destructive Testing Techniques: Leak Testing at Level 2 », IAEA, 2012.
- [4] D. Ensminger, L. J. Bond, « Ultrasonics: fundamentals, technologies, and applications » CRC press, 2024.
- [5] H. Taheri, « Classification of nondestructive inspection techniques with principal component analysis (PCA) for Aerospace Application », 26th ASNT Research Symposium, p. 219-227, 2017.
- [6] J. Wertz, L. Homa, J. Welter, D. Sparkman, J. C. Aldrin, « Case study of model-based inversion of the angle beam ultrasonic response from composite impact damage », J. Nondestruct. Eval. Diagn. Progn. Eng. Syst., vol. 1, n° 4, p. 041001-041001, 2018.
- [7] M. Caminero, I. García-Moreno, G. Rodríguez, J. Chacón, « Internal damage evaluation of composite structures using phased array ultrasonic technique: Impact damage assessment in CFRP and 3D printed reinforced composites », Compos. Part B Eng., vol. 165, p. 131-142, 2019.
- [8] M. S. Hossain, R. Krenek, H. Taheri, F. Dababneh, « Ultrasonic phased array technique for defect detection and sizing in heavy-walled cast components », ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition, American Society of Mechanical Engineers, p. V02BT02A038, 2020.
- [9] X. Yang, « Ultrasonic evaluation of layer parameters in functionally graded materials and fiber reinforced polymers », 2022.
- [10] J. C. Aldrin, J. N. Wertz, J. T. Welter, S. Wallentine, E. A. Lindgren, V. Kramb, D. Zainey, « Fundamentals of angled-beam ultrasonic NDE for potential characterization of hidden regions of impact damage in composites », AIP conference proceedings, AIP Publishing, 2018.
- [11] N. Toyama, J. Ye, W. Kokuyama, S. Yashiro, « Non-contact ultrasonic inspection of impact damage in composite laminates by visualization of Lamb wave propagation », Appl. Sci., vol. 9, n° 1, p. 46, 2018.
- [12] S. Sampath, R. Dhayalan, A. Kumar, N. Kishore, H. Sohn, « Evaluation of material degradation using phased array ultrasonic technique with full matrix capture », Eng. Fail. Anal., vol. 120, p. 105118, 2021.
- [13] L. Satyanarayan, C. Sridhar, C. Krishnamurthy, K. Balasubramaniam, « Simulation of ultrasonic phased array technique for imaging and sizing of defects using longitudinal waves », Int. J. Press. Vessels Pip., vol. 84, n° 12, p. 716-729, 2007.

- [14] F. Hagglund, M. Robson, M. J. Troughton, W. Spicer, I. R. Pinson, « A novel phased array ultrasonic testing (PAUT) system for on-site inspection of welded joints in plastic pipes », Proceedings of the 11th European Conference on Non-Destructive Testing (ECNDT), Prague, Czech Republic, p. 6-10, 2014.
- [15] L. Le Ber, O. Roy, N. Jazayeri, « Applications of phased array techniques to NDT of industrial structures », 2nd International Conference on Technical Inspection and NDT, 2008.
- [16] A. Benammar, A. Kechida, R. Draï, « Signal quality improvement using a new TMSSE algorithm: application in delamination detection in composite materials », J. Nondestruct. Eval., vol. 36, n° 1, p. 16, 2017.
- [17] R. Draï, M. Khelil, A. Benchaala, « Time frequency and wavelet transform applied to selected problems in ultrasonics NDE », NDT E Int., vol. 35, n° 8, p. 567-572, 2002.
- [18] R. Mohammadkhani, L. Z. Fragonara, M. J. Padiyar, I. Petrunin, J. Raposo, A. Tsourdos, I. Gray, « Improving depth resolution of ultrasonic phased array imaging to inspect aerospace composite structures », Sensors, vol. 20, n° 2, p. 559, 2020.
- [19] R. Stockwell, L. Mansinha, R. Lowe, « Localisation of the complex spectrum: the S transform », J. Assoc. Explor. Geophys., vol. 17, n° 3, p. 99-114, 1996.
- [20] E. Sejdić, I. Djurović, J. Jiang, « A window width optimized S-transform », EURASIP J. Adv. Signal Process., vol. 2008, p. 1-13, 2007.
- [21] S. S. Sahu, G. Panda, N. V. George, « An improved S-transform for time-frequency analysis », 2009 IEEE International Advance Computing Conference, IEEE, p. 315-319, 2009.
- [22] L. Mansinha, R. Stockwell, R. Lowe, M. Eramian, R. Schincariol, « Local S-spectrum analysis of 1-D and 2-D data », Phys. Earth Planet. Inter., vol. 103, n° 3-4, p. 329-336, 1997.
- [23] A. Moukadem, Z. Bouguila, D. O. Abdeslam, A. Dieterlen, « A new optimized Stockwell transform applied on synthetic and real non-stationary signals », Digit. Signal Process., vol. 46, p. 226-238, 2015.
- [24] S. Chatterjee, K. Samanta, N. R. Choudhury, R. Bose, « Detection of myopathy and ALS electromyograms employing modified window Stockwell transform », IEEE Sens. Lett., vol. 3, n° 7, p. 1-4, 2019.
- [25] K.-H. Im, D. Hsu, H. Jeong, « Material property variations and defects of carbon/carbon brake disks monitored by ultrasonic methods », Compos. Part B Eng., vol. 31, n° 8, p. 707-713, 2000.
- [26] J. Shi, S. Liu, F. Liu, G. Xun, « Multi-mode ultrasonic visualization of porosity in composites using a focused transducer with high sensitivity and near-surface resolution », Compos. Part C Open Access, vol. 4, p. 100104, 2021.
- [27] S. H. C. Ortiz, T. Chiu, M. D. Fox, « Ultrasound image enhancement: A review », Biomed. Signal Process. Control, vol. 7, n° 5, p. 419-428, 2012.
- [28] S. Nakagawa, R. Ogino, S. Otsuka, « Assessment of detection threshold and temporal resolution of distantly presented bone-conducted ultrasonic hearing », Jpn. J. Appl. Phys., vol. 57, n° 7S1, p. 07LD22, 2018.

- [29] A. Bond-Thorley, H. Wang, J. S. Sandhu, « Application of acoustography for the ultrasonic NDE of aerospace composites », *Nondestructive Evaluation of Aging Materials and Composites IV*, SPIE, p. 23-34, 2000.
- [30] J.-R. Lee, H. Tsuda, N. Toyama, « Impact wave and damage detections using a strain-free fiber Bragg grating ultrasonic receiver », *Ndt E Int.*, vol. 40, n° 1, p. 85-93, 2007.
- [31] M. L. Oelze, W. D. O'Brien Jr, « Defining optimal axial and lateral resolution for estimating scatterer properties from volumes using ultrasound backscatter », *J. Acoust. Soc. Am.*, vol. 115, n° 6, p. 3226-3234, 2004.
- [32] C. E. Engeler, E. Russell Ritenour, K. Amplatz, « Axial and lateral resolution of rotational intravascular ultrasound: in vitro observations and diagnostic implications », *Cardiovasc. Intervent. Radiol.*, vol. 18, p. 239-242, 1995.
- [33] M. Elliott, A. Thrush, « Measurement of resolution in intravascular ultrasound images », *Physiol. Meas.*, vol. 17, n° 4, p. 259, 1996.
- [34] M. Qu, H. Ding, D. Li, K. Zhu, D. Lv, H. Xu, X. Guo, J. Xie, « Imaging of simulated muscle based on single chip of AlN piezoelectric micromachined ultrasonic transducer », *J. Micromechanics Microengineering*, vol. 32, n° 7, p. 075003, 2022.
- [35] X. Chen, F. Kong, Y. Fu, X. Zhao, R. Li, G. Wang, H. Zhang, « A review on wire-arc additive manufacturing: typical defects, detection approaches, and multisensor data fusion-based model », *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 117, p. 707-727, 2021.
- [36] P. E. Lhuillier, A. Schumm, B. Chassignole, B. Lathuiliere, T. Autrusson, S. Shahjahan, O. Saulauze, « Overview of the finite elements modeling of the ultrasonic propagation in complex media at EDF R&D », *Proc. 19th World Conf. on Non-Destructive Testing*, Munich, Germany, 13--17 June 2016, 2016.
- [37] M. Schrapp, T. Scharrer, M. Goldammer, S. J. Rupitsch, A. Sutor, H. Ermert, R. Lerch, « Artifact reduction in non-destructive testing by means of complementary data fusion of x-ray computed tomography and ultrasonic pulse-echo testing », *Meas. Sci. Technol.*, vol. 24, n° 12, p. 125403, 2013.
- [38] A. Bulavinov, M. Kröning, K. Reddy, J. G. H. Ribeiro, « Real-time quantitative ultrasonic inspection », *IV Conferencia Panamericana de END Buenos Aires*, 2007, p. 1-15.
- [39] L. Moreau, B. W. Drinkwater, P. D. Wilcox, « Ultrasonic imaging algorithms with limited transmission cycles for rapid nondestructive evaluation », *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 56, n° 9, p. 1932-1944, 2009.
- [40] J. Duan, H. Zhong, B. Jing, S. Zhang, M. Wan, « Increasing axial resolution of ultrasonic imaging with a joint sparse representation model », *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 63, n° 12, p. 2045-2056, 2016.
- [41] X. Sun, L. Lin, S. Jin, « Improving Time Resolution of Ultrasonic Signals with Frequency-Domain Sparse Blind Deconvolution (FSBD) Method », *J. Nondestruct. Eval.*, vol. 41, n° 2, p. 37, 2022.

- [42] A. A. Mahmoud, S. E. Rabaie, T. Taha, O. Zahran, F. Abd El-Samie, W. Al-Nauimy, « Comparative study of different denoising filters for speckle noise reduction in ultrasonic b-mode images », *Int. J. Image Graph. Signal Process.*, vol. 5, n° 2, p. 1, 2013.
- [43] A. Osman, U. Hassler, V. Kaftandjian, J. Hornegger, « An automated data processing method dedicated to 3D ultrasonic non destructive testing of composite pieces », *IOP conference series: materials science and engineering*, IOP Publishing, p. 012005, 2012.
- [44] A. Osman, U. Hassler, V. Kaftandjian, J. Hornegger, « Automated segmentation of ultrasonic volumetric data of composite materials », *Insight-Non-Destr. Test. Cond. Monit.*, vol. 57, n° 3, p. 153-160, 2015.
- [45] F. W. Kremkau, K. Taylor, « Artifacts in ultrasound imaging. », *J. Ultrasound Med.*, vol. 5, n° 4, p. 227-237, 1986.
- [46] S. Zhong, W. Nsengiyumva, « Ultrasonic Testing Techniques for Nondestructive Evaluation of Fiber-Reinforced Composite Structures », in *Nondestructive Testing and Evaluation of Fiber-Reinforced Composite Structures*, Springer, p. 133-195, 2022.
- [47] M. K. Feldman, S. Katyal, M. S. Blackwood, « US artifacts », *Radiographics*, vol. 29, n° 4, p. 1179-1189, 2009.
- [48] L. Mažeika, R. Šlitteris, A. Vladišauskas, « Measurement of velocity and attenuation for ultrasonic longitudinal waves in the polyethylene samples », *Ultragarsas/Ultrasound*, vol. 65, n° 4, p. 12-15, 2010.
- [49] J. Huang, J. K. Triedman, N. V. Vasilyev, Y. Suematsu, R. O. Cleveland, P. E. Dupont, « Imaging artifacts of medical instruments in ultrasound-guided interventions », *J. Ultrasound Med.*, vol. 26, n° 10, p. 1303-1322, 2007.
- [50] F. C. Laing, A. Kurtz, « The importance of ultrasonic side-lobe artifacts. », *Radiology*, vol. 145, n° 3, p. 763-768, 1982.
- [51] W. Hillger, L. Bühling, D. Ilse, « Review of 30 Years Ultrasonic systems and developments for the future », *11th European Conference on Non-destructive Testing*, 2014.
- [52] J. Y. Zhang, W. J. Xu, J. Carlier, X. M. Ji, B. Nongaillard, S. Queste, Y. P. Huang, « Modelling and simulation of high-frequency (100 MHz) ultrasonic linear arrays based on single crystal LiNbO₃ », *Ultrasonics*, vol. 52, n° 1, p. 47-53, 2012.
- [53] A. Wronkiewicz, K. Dragan, K. Lis, « Assessment of uncertainty in damage evaluation by ultrasonic testing of composite structures », *Compos. Struct.*, vol. 203, p. 71-84, 2018.
- [54] I. Pelivanov, L. Ambroziński, A. Khomenko, E. G. Koricho, G. L. Cloud, Mahmoodul Haq, M. O'Donnell, « High resolution imaging of impacted CFRP composites with a fiber-optic laser-ultrasound scanner », *Photoacoustics*, vol. 4, n° 2, p. 55-64, 2016.
- [55] G. Rizzatto, « Ultrasound transducers », *Eur. J. Radiol.*, vol. 27, p. S188-S195, 1998.
- [56] D. Jasaitiene, S. Valiukeviciene, G. Linkeviciute, R. Raisutis, E. Jasiuniene, R. Kazys, « Principles of high-frequency ultrasonography for investigation of skin pathology », *J. Eur. Acad. Dermatol. Venereol.*, vol. 25, n° 4, p. 375-382, 2011.

- [57] H. Chen, Z. Liu, Y. Gong, B. Wu, C. He, « Evolutionary strategy-based location algorithm for high-resolution Lamb wave defect detection with sparse array », *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 68, n° 6, p. 2277-2293, 2021.
- [58] L. Peralta, J. V. Hajnal, M.-X. Tang, K. Christensen-Jeffries, « Effects of aberration on super-resolution ultrasound imaging using microbubbles », *2021 IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS)*, IEEE, p. 1-4, 2021.
- [59] J. Zhang, B. W. Drinkwater, P. D. Wilcox, « Defect characterization using an ultrasonic array to measure the scattering coefficient matrix », *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 55, n° 10, p. 2254-2265, 2008.
- [60] M. M. Vernon, M. B. Lewin, « Fetal and neonatal echocardiography », *Avery's Dis. Newborn*, p. 779-789, 2018.
- [61] M. A. Barakat, H. A.-A. Afifi, « The use of ultrasound to detect sub-surface defects in Aluminum pieces », *J. Phys. Sci. Appl.*, vol. 1, n° 1, p. 29, 2011.
- [62] J.-D. Aussel, « Split-spectrum processing with finite impulse response filters of constant frequency-to-bandwidth ratio », *Ultrasonics*, vol. 28, n° 4, p. 229-240, 1990.
- [63] I. Pelivanov, A. Shtokolov, C.-W. Wei, M. O'donnell, « A 1 kHz a-scan rate pump-probe laser-ultrasound system for robust inspection of composites », *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 62, n° 9, p. 1696-1703, 2015.
- [64] R. Demirli, J. Saniie, « Model-based estimation of ultrasonic echoes. Part I: Analysis and algorithms », *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 48, n° 3, p. 787-802, 2001.
- [65] R. Demirli, J. Saniie, « Model-based estimation of ultrasonic echoes. Part II: Nondestructive evaluation applications », *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 48, n° 3, p. 803-811, 2001.
- [66] A. Benyahia, A. Benammar, A. Guessoum, « An Improved Ultrasonic B-Scan Images Method for Delamination Defects in Composite Materials Based Optimized Modified Stockwell Transform », *J. Nondestruct. Eval.*, vol. 41, n° 2, p. 36, 2022.
- [67] N. Laroche, E. Carcreff, S. Bourguignon, J. Idier, A. Duclos, P.-E. Lhuillier, « Detection and Separation of Close Flaws in Coarse-Grained Materials Using Ultrasonic Image Deconvolution », *J. Nondestruct. Eval.*, vol. 41, n° 4, p. 66, 2022.
- [68] S. Guo, Y. Huang, D. Chen, L. Ren, D. Wang, W. Feng, « In-Situ Ultrasonic Inspection of Thickness and Morphology of Thermal Interface Material in Multilayer Structure Using Modified Minimum Entropy Deconvolution », *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 71, p. 1-10, 2022.
- [69] A. Benammar, R. Draï, A. Guessoum, « Ultrasonic inspection of composite materials using minimum entropy deconvolution », *Materials Science Forum, Trans Tech Publ*, p. 1555-1561, 2010.
- [70] J. Chen, E. Wu, H. Wu, H. Zhou, K. Yang, « Enhancing ultrasonic time-of-flight diffraction measurement through an adaptive deconvolution method », *Ultrasonics*, vol. 96, p. 175-180, 2019.

- [71] R. H. Herrera, E. Moreno, H. Calas, R. Orozco, « Blind deconvolution of ultrasonic signals using high-order spectral analysis and wavelets », Progress in Pattern Recognition, Image Analysis and Applications: 10th Iberoamerican Congress on Pattern Recognition, CIARP 2005, Havana, Cuba, November 15-18, 2005. Proceedings 10, Springer, p. 663-670, 2005.
- [72] Y. Bu, X. Liu, J. A. Turner, Y. Song, X. Li, « Grain size evaluation with time-frequency ultrasonic backscatter », NDT E Int., vol. 117, p. 102369, 2021.
- [73] A. Benyahia, A. Benammar, A. Guessoum, « Delamination Defects Localization in Carbon Fiber Composite Laminates Using Ultrasonic Signal Processing », 2020 6th International Symposium on New and Renewable Energy (SIENR), IEEE, p. 1-5, 2021.
- [74] S. S. Bang, Y. H. Lee, Y.-J. Shin, « Defect detection in pipelines via guided wave-based time–frequency-domain reflectometry », IEEE Trans. Instrum. Meas., vol. 70, p. 1-11, 2021.
- [75] R. Draï, M. Khelil, A. Benchaala, « Time frequency and wavelet transform applied to selected problems in ultrasonics NDE », NDT E Int., vol. 35, n° 8, p. 567-572, 2002.
- [76] E. Oruklu, S. Aslan, J. Saniie, « Applications of time-frequency distributions for ultrasonic flaw detection », 2009 IEEE International Ultrasonics Symposium, IEEE, p. 2000-2003, 2009.
- [77] T. Liu, J. Li, X. Cai, S. Yan, « A time-frequency analysis algorithm for ultrasonic waves generating from a debonding defect by using empirical wavelet transform », Appl. Acoust., vol. 131, p. 16-27, 2018.
- [78] N. E. Huang, « Hilbert-Huang transform and its applications », vol. 16. World Scientific, 2014.
- [79] N. E. Huang, « Review of empirical mode decomposition », Wavelet Applications VIII, SPIE, p. 71-80, 2001.
- [80] S. Shukla, S. Mishra, B. Singh, « Empirical-mode decomposition with Hilbert transform for power-quality assessment », IEEE Trans. Power Deliv., vol. 24, n° 4, p. 2159-2165, 2009.
- [81] H. Cao, M. Jiang, L. Jia, M. Ma, L. Sun, L. Zhang, A. Tian, J. Liang, « An ultrasonic signal processing method to improve defect depth estimation in composites based on empirical mode decomposition », Meas. Sci. Technol., vol. 32, n° 11, p. 115112, 2021.
- [82] Z. Qi, Q. Pei-Wen, L. Qing-Kun, C. Tian-lu, H. Tao, « Application of empirical mode decomposition to ultrasonic signal », IEEE Ultrasonics Symposium, 2005, IEEE, p. 1789-1792, 2005.
- [83] R. Kažys, O. Tumšys, D. Pagodinas, « Ultrasonic detection of defects in strongly attenuating structures using the Hilbert–Huang transform », NDT E Int., vol. 41, n° 6, p. 457-466, 2008.
- [84] Y. Lu, J. Saniie, « A comparative study of singular spectrum analysis and empirical mode decomposition for ultrasonic NDE », 2016 IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS), IEEE, p. 1-4, 2016.

- [85] T. Kong, C. Xu, S. Zhou, « A time-frequency method for ultrasonic flaw inspection based on HHT », 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing, IEEE, p. 3988-3991, 2010.
- [86] Q. F. Li, Y. Wang, L. Y. Xi, « Research on Ultrasonic Testing of Coarse-Grain Materials with Hilbert-Huang Transform », *Adv. Mater. Res.*, vol. 820, p. 97-101, 2013.
- [87] S. D. Wu, J. C. Chiou, E. Goldman, « Solution for mode mixing phenomenon of the empirical mode decomposition », 2010 3rd International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE), IEEE, p. V2-500, 2010.
- [88] J. M. Yu, Z. Zhang, « Research on feature extraction for ultrasonic echo signal based on EEMD approach », *Appl. Mech. Mater.*, vol. 321, p. 1311-1316, 2013.
- [89] G. K. Sharma, A. Kumar, T. Jayakumar, B. P. Rao, N. Mariyappa, « Ensemble Empirical Mode Decomposition based methodology for ultrasonic testing of coarse grain austenitic stainless steels », *Ultrasonics*, vol. 57, p. 167-178, 2015.
- [90] K. Dragomiretskiy, D. Zosso, « Variational mode decomposition », *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 62, n° 3, p. 531-544, 2013.
- [91] W. Liu, S. Cao, Y. Chen, « Applications of variational mode decomposition in seismic time-frequency analysis », *Geophysics*, vol. 81, n° 5, p. V365-V378, 2016.
- [92] A. Benammar, F. Chibane, « Resolution improvement of ultrasonic signals using sparse deconvolution and variational mode decomposition algorithms », *Russ. J. Nondestruct. Test.*, vol. 56, n° 6, p. 479-489, 2020.
- [93] C. Liner, « An overview of wavelet transform concepts and applications », *Univ. Houst.*, p. 1-17, 2010.
- [94] P. Yang, Q. Li, « Wavelet transform-based feature extraction for ultrasonic flaw signal classification », *Neural Comput. Appl.*, vol. 24, p. 817-826, 2014.
- [95] W. K. Ngui, M. S. Leong, L. M. Hee, A. M. Abdelrhman, « Wavelet analysis: mother wavelet selection methods », *Appl. Mech. Mater.*, vol. 393, p. 953-958, 2013.
- [96] M. Khelil, J. H. Thomas, L. Simon, R. El Guerjouma, M. Boudraa, « Characterization of structural noise patterns and echo separation in the time-frequency plane for austenitic stainless steels », *J. Nondestruct. Eval.*, vol. 36, p. 1-14, 2017.
- [97] H. Chen, M. J. Zuo, X. Wang, M. R. Hoseini, « An adaptive Morlet wavelet filter for time-of-flight estimation in ultrasonic damage assessment », *Measurement*, vol. 43, n° 4, p. 570-585, 2010.
- [98] Y. Chen, H. Ma, « Application of wavelet analysis to signal de-noising in ultrasonic testing of welding flaws », 17th World Conference on Nondestructive Testing, Shanghai, China, Citeseer, 2008.
- [99] V. Matz, M. Kreidl, R. Šmíd, « Signal-to-noise ratio improvement based on the discrete wavelet transform in ultrasonic defectoscopy », *Acta Polytech.*, vol. 44, n° 4, 2004.

- [100] G. Sharma, S. Bhagi, S. Thirunavukkarasu, B. Rao, « Wavelet transform-based approach for processing ultrasonic B-scan images », *Insight-Non-Destr. Test. Cond. Monit.*, vol. 59, n° 2, p. 93-99, 2017.
- [101] A. Praveen, K. Vijayarekha, S. T. Abraham, B. Venkatraman, « Signal quality enhancement using higher order wavelets for ultrasonic TOFD signals from austenitic stainless steel welds », *Ultrasonics*, vol. 53, n° 7, p. 1288-1292, 2013.
- [102] F. Bettayeb, S. Hacıane, S. Aoudia, « Improving the time resolution and signal noise ratio of ultrasonic testing of welds by the wavelet packet », *NDT E Int.*, vol. 38, n° 6, p. 478-484, 2005.
- [103] S. Qi, C. Zhao, Y. Yang, « Research on ultrasonic detection of seabed oil pipeline based on wavelet packet denoising », 2009 5th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, IEEE, p. 1-4, 2009.
- [104] V. Matz, R. Smid, S. Starman, M. Kreidl, « Signal-to-noise ratio enhancement based on wavelet filtering in ultrasonic testing », *Ultrasonics*, vol. 49, n° 8, p. 752-759, 2009.
- [105] S. Ventosa, C. Simon, M. Schimmel, J. J. Dañobeitia, A. Mánuel, « The S-transform from a wavelet point of view », *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 56, n° 7, p. 2771-2780, 2008.
- [106] P. Dash, B. Panigrahi, G. Panda, « Power quality analysis using S-transform », *IEEE Trans. Power Deliv.*, vol. 18, n° 2, p. 406-411, 2003.
- [107] R. G. Stockwell, L. Mansinha, R. Lowe, « Localization of the complex spectrum: the S transform », *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 44, n° 4, p. 998-1001, 1996.
- [108] M. A. Malik, J. Saniie, « S-transform applied to ultrasonic nondestructive testing », 2008 IEEE Ultrasonics Symposium, IEEE, p. 184-187, 2008.
- [109] A. Benammar, R. Draï, A. Guessoum, « Ultrasonic flaw detection using threshold modified S-transform », *Ultrasonics*, vol. 54, n° 2, p. 676-683, 2014.
- [110] H. Cai, C. Xu, S. Zhou, H. Yan, L. Yang, « Study on the thick-walled pipe ultrasonic signal enhancement of modified S-transform and singular value decomposition », *Math. Probl. Eng.*, vol. 2015, 2015.
- [111] T. Kundu, « Ultrasonic nondestructive evaluation: engineering and biological material characterization », CRC press, 2003.
- [112] H. C. Wu, N. Gupta, P. S. Mylavarapu, « Blind multiridge detection for automatic nondestructive testing using ultrasonic signals », *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 53, n° 10, p. 1902-1911, 2006.
- [113] A. M. Sabatini, « A digital-signal-processing technique for ultrasonic signal modeling and classification », *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 50, n° 1, p. 15-21, 2001.
- [114] X. Li, N. M. Bilgutay, R. Murthy, « Spectral histogram using the minimization algorithm-theory and applications to flaw detection », *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 39, n° 2, p. 279-284, 1992.
- [115] K. Donohue, H. Cheah, « Spectral correlation filters for flaw detection », 1995 IEEE Ultrasonics Symposium. Proceedings. An International Symposium, IEEE, p. 725-728, 1995.

- [116] J. R. Houghton, P. Shen, « Ultrasonic reflector classification with autoregressive models », *J. Res. Nondestruct. Eval.*, vol. 1, n° 4, p. 235-246, 1990.
- [117] A. Abbate, J. Koay, J. Frankel, S. C. Schroeder, P. Das, « Signal detection and noise suppression using a wavelet transform signal processor: application to ultrasonic flaw detection », *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 44, n° 1, p. 14-26, 1997.
- [118] Z. Chen, Y. Shi, B. Jiao, H. Zhao, « Ultrasonic nondestructive evaluation of spot welds for zinc-coated high strength steel sheet based on wavelet packet analysis », *J. Mater. Process. Technol.*, vol. 209, n° 5, p. 2329-2337, 2009.
- [119] M. Leo, D. Looney, T. D'Orazio, D. P. Mandic, « Identification of defective areas in composite materials by bivariate EMD analysis of ultrasound », *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 61, n° 1, p. 221-232, 2011.
- [120] U. R. Abeyratne, A. P. Petropulu, J. M. Reid, T. Golas, E. Conant, F. Forsberg, « Higher order versus second order statistics in ultrasound image deconvolution », *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 44, n° 6, p. 1409-1416, 1997.
- [121] P. J. Loughlin, J. W. Pitton, L. E. Atlas, « Proper time-frequency energy distributions and the Heisenberg uncertainty principle », [1992] *Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis*, IEEE, p. 151-154, 1992.
- [122] J. A. Hogan, J. D. Lakey, « Time-frequency and time-scale methods: adaptive decompositions, uncertainty principles, and sampling. Springer, 2005.
- [123] C. Guetbi, D. Kouamé, A. Ouahabi, J. P. Chemla, « Methods based on wavelets for time delay estimation of ultrasound signals », 1998 *IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems. Surfing the Waves of Science and Technology (Cat. No. 98EX196)*, IEEE, p. 113-116, 1998.
- [124] A. Abbate, J. Koay, J. Frankel, S. Schroeder, P. Das, « Application of wavelet transform signal processor to ultrasound », 1994 *Proceedings of IEEE Ultrasonics Symposium*, IEEE, p. 1147-1152, 1994.
- [125] S. G. Mallat, « Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of $L^2(R)$ », *Trans. Am. Math. Soc.*, vol. 315, n° 1, p. 69-87, 1989.
- [126] R. Ditommaso, F. Ponzio, G. Auletta, « Damage detection on framed structures: modal curvature evaluation using Stockwell Transform under seismic excitation », *Earthq. Eng. Eng. Vib.*, vol. 14, p. 265-274, 2015.
- [127] M. J. Hasan, J. M. Kim, « Bearing fault diagnosis under variable rotational speeds using stockwell transform-based vibration imaging and transfer learning », *Appl. Sci.*, vol. 8, n° 12, p. 2357, 2018.
- [128] S. Ari, M. K. Das, A. Chacko, « ECG signal enhancement using S-Transform », *Comput. Biol. Med.*, vol. 43, n° 6, p. 649-660, 2013.
- [129] X. H. Chen, Z. H. He, D. J. Huang, X. T. Wen, « Low frequency shadow detection of gas reservoirs in time-frequency domain », *Chin. J. Geophys.*, vol. 52, n° 1, p. 215-221, 2009.

- [130] N. V. George, S. S. Sahu, L. Mansinha, K. Tiampo, G. Panda, « Time localised band filtering using modified S-transform », 2009 International Conference on Signal Processing Systems, IEEE, p. 42-46, 2009.
- [131] S. Assous, B. Boashash, « Evaluation of the modified S-transform for time-frequency synchrony analysis and source localisation », EURASIP J. Adv. Signal Process., vol. 2012, n° 1, p. 1-18, 2012.
- [132] A. Perez, R. C. Gonzalez, « An iterative thresholding algorithm for image segmentation », IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., n° 6, p. 742-751, 1987.
- [133] N. Otsu, « A threshold selection method from gray-level histograms », IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol. 9, n° 1, p. 62-66, 1979.
- [134] A. Benyahia, A. Benammar, A. Guessoum, « Delamination Defects Localization Using a New Time Frequency Algorithm Based on S-Transform for Ultrasonic Testing of Wind Turbine Blades Composite Materials », Russ. J. Nondestruct. Test., vol. 57, n° 11, p. 976-986, 2021.
- [135] M. Cobos, J. J. López, « Stereo audio source separation based on time–frequency masking and multilevel thresholding », Digit. Signal Process., vol. 18, n° 6, p. 960-976, 2008.
- [136] A. Amirou, D. Ould-Abdeslam, Z. Zidelmal, M. Aidene, J. Merckle, « Using S-transform and Shannon energy for electrical disturbances detection », IECON 2014-40th annual conference of the IEEE industrial electronics society, IEEE, p. 2452-2457, 2014.
- [137] A. Benyahia, A. Osman, A. Benammar, A. Guessoum, « New Algorithm Based on S-Transform to Increase Defect Resolution Within Ultrasonic Images », Recent Advances in Engineering Mathematics and Physics: Proceedings of the International Conference RAEMP 2019, Springer, p. 245-259, 2020.
- [138] Z. Zidelmal, A. Amirou, D. Ould-Abdeslam, A. Moukadem, A. Dieterlen, « QRS detection using S-Transform and Shannon energy », Comput. Methods Programs Biomed., vol. 116, n° 1, p. 1-9, 2014.
- [139] X. Cheng, G. Ma, Z. Wu, H. Zu, X. Hu, « Automatic defect depth estimation for ultrasonic testing in carbon fiber reinforced composites using deep learning », NDT E Int., vol. 135, p. 102804, 2023.
- [140] M. Meng, Y. J. Chua, E. Wouterson, C. P. K. Ong, « Ultrasonic signal classification and imaging system for composite materials via deep convolutional neural networks », Neurocomputing, vol. 257, p. 128-135, 2017.
- [141] M. Rautela, S. Gopalakrishnan, « Ultrasonic guided wave based structural damage detection and localization using model assisted convolutional and recurrent neural networks », Expert Syst. Appl., vol. 167, p. 114189, 2021.
- [142] C. Li, W. He, X. Nie, X. Wei, H. Guo, X. Wu, H. Xu, T. Zhang, X. Liu, « Intelligent damage recognition of composite materials based on deep learning and ultrasonic testing », AIP Adv., vol. 11, n° 12, 2021.

- [143] H. Zhang, L. Peng, H. Zhang, T. Zhang, Q. Zhu, « Phased array ultrasonic inspection and automated identification of wrinkles in laminated composites », *Compos. Struct.*, vol. 300, p. 116170, 2022.
- [144] F. Zhang, L. Luo, Y. Zhang, X. Gao, J. Li, « A Convolutional Neural Network for Ultrasound Plane Wave Image Segmentation With a Small Amount of Phase Array Channel Data », *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 69, n° 7, p. 2270-2281, 2022.
- [145] C. Hua, S. Chen, G. Xu, Y. Lu, B. Du, « Defect identification method of carbon fiber sucker rod based on GoogLeNet-based deep learning model and transfer learning », *Mater. Today Commun.*, vol. 33, p. 104228, 2022.
- [146] P. Pawar, R. Buktar, « Detection and Classification of Defects in Ultrasonic Testing Using Deep Learning », *Proceedings of the 2nd International Conference on Recent Trends in Machine Learning, IoT, Smart Cities and Applications: ICMISC 2021*, Springer, p. 1-15, 2022.
- [147] J. JC, « Phased array ultrasonic test signal enhancement and classification using Empirical Wavelet Transform and Deep Convolution Neural Network », *Concurr. Eng.*, vol. 30, n° 3, p. 229-236, 2022.
- [148] I. Virkkunen, T. Koskinen, O. Jessen-Juhler, J. Rinta-Aho, « Augmented ultrasonic data for machine learning », *J. Nondestruct. Eval.*, vol. 40, p. 1-11, 2021.