

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

THÈSE PRÉSENTÉE À
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

COMME EXIGENCE PARTIELLE
DU DOCTORAT EN GÉNIE ÉLECTRIQUE

PAR
SYLVIE LEGENDRE

MÉTHODES D'INSPECTION NON DESTRUCTIVE
PAR ULTRASONS DE RÉSERVOIRS D'HYDROGÈNE
BASÉES SUR LA TRANSFORMÉE EN ONDELETTES

MAI 2000

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire ou de cette thèse a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire ou de sa thèse.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire ou cette thèse. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire ou de cette thèse requiert son autorisation.

À mon époux Daniel,

À mes enfants Marie-Ange et Philippe,

Résumé

L'hydrogène comme source d'énergie non polluante est aujourd'hui une réalité, le développement de techniques de stockage de l'hydrogène de grande capacité et sûres, une nécessité. Les réservoirs d'hydrogène, sous pression ou cryogéniques, sont inévitablement soumis à de fortes contraintes thermiques et mécaniques mettant en jeu leur intégrité et posant un réel problème de sécurité. La problématique du contrôle de la qualité de ces réservoirs présente des aspects particuliers liés à leur géométrie, cylindrique ou irrégulière, leur dimension mais aussi la nature homogène ou hétérogène des matériaux qui le composent, entièrement métalliques ou en matériau composite et polymères. L'inspection ultrasonore par réflexion ou transmission offre l'avantage d'un contrôle pénétrant et une utilisation sûre comparée aux méthodes alternatives d'examen des structures. Deux stratégies d'inspection ultrasonore, par ondes de plaques (Lamb) ou de volume, sont étudiées dans le cadre de ce travail.

La problématique de recherche se pose en termes de recherche et développement de méthodes algorithmiques de traitement du signal pour l'interprétation des données fournies lors de l'inspection ultrasonore. La méthodologie adoptée pour répondre à cette problématique est basée sur l'extraction de paramètres discriminants dans les signaux et leur interprétation, par application de techniques avancées de traitement de signaux et d'images, telles que l'analyse

multiéchelle particulièrement la transformée en ondelettes et les réseaux de neurones. La contribution scientifique apportée concerne le développement de méthodes de traitement de signaux adaptées à l'analyse et l'interprétation des signaux d'inspection non destructive ultrasonore de matériaux. Si deux grands domaines de recherche sont touchés dans ce sujet de recherche, soit le traitement de signal et l'évaluation non destructive par ultrasons, l'emphase est mise sur le traitement de signal.

La méthodologie du travail repose sur une utilisation systématique de la transformée en ondelettes des signaux d'inspection comme outil d'analyse. Les méthodes d'interprétation des représentations en ondelettes développées sont adaptées et adaptables aux différents cas d'inspection, tels que l'inspection par ondes de Lamb ou de volume, l'inspection de structures de nature homogène ou hétérogène. Diverses méthodes d'interprétation de la transformée en ondelettes des signaux d'inspection sont proposées, afin de répondre à des cas concrets d'inspection. Une variété d'applications est étudiée, le cas des structures métalliques inspectées par ondes de Lamb, le test de soudures métalliques et le cas des structures en matériaux composites renforcés, afin de valider l'hypothèse d'une utilisation systématique de la transformée en ondelettes. Les méthodes développées sont validées sur des données expérimentales d'inspection et comparées avec des méthodes classiques utilisées pour ces cas de problèmes d'inspection par ultrasons. Ces méthodes sont principalement une méthode basée sur le temps de vol et la méthode du SAFT (*Synthetic Aperture Focusing Technique*) pour l'inspection par ondes de Lamb et les méthodes basées sur la diversité spectrale, telles que le *Split-Spectrum* (SSP) et le *Cut-Spectrum* (CSP) pour l'inspection par ondes de volume.

Remerciements

J'exprime ma sincère reconnaissance au professeur Jacques Goyette, directeur de thèse, du département de Physique de l'Université du Québec à Trois-Rivières, pour sa confiance, son soutien constant tout au long des travaux de thèse et pour m'avoir accueillie au sein de l'équipe des "Essais non-destructifs". Sa disponibilité, ses conseils mais aussi son enthousiasme et ses qualités humaines ont été grandement appréciés, je l'en remercie vivement.

Je tiens à remercier le professeur Tapan K. Bose, codirecteur de thèse, directeur de l'Institut de recherche sur l'hydrogène de l'Université du Québec à Trois-Rivières, pour m'avoir accueillie à l'Institut. Je le remercie pour sa confiance et le soutien financier qui ont grandement contribués au bon déroulement du projet.

Mes remerciements vont également au Prof. Kodjo Agbossou du département de Génie électrique et de génie informatique de l'Université du Québec à Trois-Rivières, au Dr Robert Hay, président de Tisec Inc. de Montréal, au Dr Daniel Lévesque de l'Institut de matériaux industriels (IMI) de Montréal et au Prof. Fathallah Nouboud du département de mathématiques et informatique de l'Université du Québec à Trois-Rivières qui, avec le Prof. Jacques Goyette, ont accepté d'évaluer ce travail et de faire partie du jury de thèse.

Ma plus grande gratitude s'adresse à Daniel Massicotte, à la fois époux et collègue de travail. Ses encouragements, ses conseils, sa confiance et son infinie patience ont grandement contribués à ce doctorat. Merci .

Mes sincères remerciements aux autres membres de la petite équipe des "Essais non destructifs", le Dr. Djamel Zellouf pour avoir partager ses connaissances en génie des matériaux et son savoir-faire avec les systèmes d'inspection et René Sicard pour toutes les prises de mesure. À tous les deux, merci.

Je remercie également toutes les personnes qui de près ou de loin ont contribué au bon déroulement du projet, particulièrement M. Guy Boisclair de l'École d'ingénierie, professionnel en informatique, le Dr. Mohamad Chibani de la compagnie 2CI inc. pour son implication dans le projet, les professeurs André D. Jacob et Pierre Sicard du département de génie électrique, respectivement directeur du département et directeur du comité des études avancées, ainsi que les amis et collègues, Adel-Omar, Aurélien, Frédéric, Louis, Martin et Nico...

J'exprime ma reconnaissance aux organismes qui m'ont supportée financièrement durant ce projet, soient Les Fonds des priorités gouvernementales en sciences et technologies (FPGST) du Québec et le Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG); ainsi que la compagnie Tektrend inc. pour les prêts d'équipement.

Finalement, mes plus sincères remerciements à toute ma famille en France, qui de loin a suivi mes travaux et m'a toujours encouragée; et bien sûr un merci tout spécial pour Marie-Ange et Philippe qui ont bien voulu partager leur maman avec le doctorat et à qui je dédie ce travail.

Avant-Propos

Ce projet de recherche de doctorat s'inscrit dans un projet de grande envergure ayant cours présentement à l'Institut de recherche sur l'hydrogène (IRH), intitulé "Développement de la technique d'imagerie acoustique pour l'investigation de la structure des réservoirs d'hydrogène". Ce volet de recherche est subventionné par le Fonds des Priorités Gouvernementales en Sciences et Technologies du ministère de l'industrie et du commerce du Québec. La prise de conscience de la nécessité de protéger l'environnement à l'échelle mondiale tend actuellement à discréditer les sources d'énergie polluantes, principalement celles dérivées du pétrole, et favorise le développement de sources beaucoup plus inoffensives pour l'environnement. Ainsi certains pays imposent des échéances pour interdire la production de gaz polluants tels que les gaz d'échappement des véhicules motorisés. Concernant l'industrie automobile, deux grands axes de développement émergent, les véhicules électriques et les véhicules à l'hydrogène. La recherche à l'Institut de recherche sur l'hydrogène est essentiellement axée sur le stockage de l'hydrogène et les domaines de recherche qui s'y rattachent. L'objectif principal du projet concerne donc le développement de techniques de stockage de l'hydrogène de grande capacité et sûres. Deux grands types de réservoirs de stockage prédominent actuellement, métalliques (principalement en acier) pour le stockage à

haute pression et cryogéniques en matériau composite pour le stockage sous forme liquide. Quelque soit le type de réservoirs, il est inévitablement soumis à de fortes contraintes thermiques et mécaniques qui mettent en jeu son intégrité et pose un réel problème de sécurité.

Le volet de recherche qui vise le contrôle de l'intégrité de ces réservoirs est axé sur l'utilisation, l'amélioration et le développement de techniques avancées d'inspection non-destructive afin de détecter les délaminations, les fissures et autres défauts qui peuvent se manifester lors de la fabrication et l'utilisation des réservoirs. La nature homogène ou hétérogène des matériaux revêt une importance capitale quant au choix de la méthode d'inspection. Le choix pour une inspection ultrasonore par réflexion ou transmission a été retenu à l'Institut de recherche sur l'hydrogène et l'infrastructure de recherche développée en conséquence.

En marge des techniques classiques d'inspection par ondes ultrasonores volumiques, B-scan et C-scan principalement, il est avantageux dans le cas de certaines structures de travailler avec des ondes de Lamb ou de plaque. Ces ondes se propagent sur de longues distances et sont particulièrement adaptées à l'inspection des structures minces de grandes dimensions, ce qui est le cas des réservoirs d'hydrogène, et évitent ainsi une procédure d'inspection matricielle. Cependant une des principales difficultés d'utilisation de ce type d'ondes provient de la difficulté de les générer dans la structure inspectée, particulièrement dans le cas de matériaux non homogènes. Les bancs d'essai sont disponibles à l'IRH pour l'inspection des deux types de réservoirs pour les deux stratégies d'inspection, volumique et surfacique. Puisque nous disposons de tous les dispositifs nécessaires à la génération des ondes ultrasonores dans les réservoirs d'hydrogène métalliques, en matériau composite ou en polymère, les efforts de recherche portent sur l'aspect analyse des signaux produits lors de l'inspection

L'équipe de recherche œuvrant sur le projet d'inspection non destructive des réservoirs d'hydrogène par des techniques ultrasonores est actuellement composée de trois professeurs, le Pr Tapan K. Bose, directeur de l'IRH, le Pr Jacques Goyette du département de Physique et le Pr Daniel Massicotte du département de Génie électrique, ainsi que le Dr Djamel Zéllouf, chercheur post doctoral, Sylvie Legendre, étudiante au doctorat en génie électrique, René Sicard, étudiant à la maîtrise en physique, un professionnel de recherche et un technicien.

Table des matières

	<i>page</i>
DÉDICACE	ii
RÉSUMÉ	iii
REMERCIEMENTS	v
AVANT-PROPOS	vii
TABLE DES MATIÈRES	x
LISTE DES FIGURES.....	xv
LISTE DES TABLEAUX.....	xx
LISTE DES SYMBOLES ET ABRÉVIATIONS	xxi
1. INTRODUCTION	1
1.1 Problématique	1
1.2 Objectifs	4
1.3 Méthodologie	6
1.4 Structure de la thèse	9
2. SYSTÈMES D'INSPECTION NON DESTRUCTIVE PAR ULTRASONS	12
2.1 Inspection non destructive.....	12
2.2 Inspection par ondes de Lamb.....	14

2.2.1	Principe d'inspection	14
2.2.2	Génération des ondes de Lamb	17
2.2.3	Système expérimental d'inspection par ondes de Lamb.....	19
2.2.4	Méthodes de traitement de signal pour l'inspection par ondes de Lamb.....	20
2.3	Inspection par ondes de volume ultrasonores	25
2.3.1	Principe d'inspection	25
2.3.2	Système expérimental d'inspection par ondes de volume	29
2.3.3	Méthodes d'analyse des ondes de volume ultrasonores.....	29
2.4	Inspection des réservoirs d'hydrogène	34
2.4.1	Spécificités de l'inspection non destructive des réservoirs d'hydrogène.....	34
2.4.2	Génération des données d'inspection dans des structures métalliques	36
2.4.3	Génération des données d'inspection dans des structures métalliques	39
2.5	Conclusion	39
3.	ANALYSE PAR LA TRANSFORMÉE EN ONDELETTES.....	42
3.1	Introduction.....	42
3.2	L'analyse multi-échelle par ondelettes	44
3.2.1	Historique.....	44
3.2.2	Types de transformées en ondelettes.....	47
3.3	Transformée par ondelettes orthogonales	50
3.3.1	Bases théoriques.....	50
3.3.2	Représentations graphiques de la transformée en ondelettes d'un signal.....	57
3.4	L'analyse par transformée en ondelettes de signaux ultrasonores.....	59
3.4.1	Pourquoi la transformée en ondelettes?	59
3.4.2	Problématique posée par l'utilisation de la transformée en ondelettes	60

3.4.3 Application de la transformée en ondelettes aux signaux ultrasonores.....	65
3.5 Conclusion	68
4. PROPOSITION DE MÉTHODES D'INTERPRÉTATION DES SIGNAUX D'INSPECTION ULTRASONORES	69
4.1 Introduction.....	69
4.2 Analyse et interprétation des signaux d'inspection par ondes de Lamb.....	70
4.2.1 Extraction de paramètres discriminants par transformée en ondelettes	70
4.2.2 Méthodes d'interprétation pour la détection des défauts de structures.....	76
4.2.3 Méthodes d'interprétation pour la détection des défauts de soudure	80
4.3 Analyse et interprétation des signaux d'inspection par ondes de volume	89
4.3.1 Problématique reliée à l'inspection des matériaux composites	89
4.3.2 Extraction des paramètres discriminants par transformée en ondelettes.....	91
4.3.3 Méthode d'interprétation pour la détection des défauts de structure	91
4.4 Conclusion	95
5. SYNTHÈSE ET CRITIQUE DES RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX	97
5.1 Introduction.....	97
5.2 Détection des défauts de structure dans une plaque d'acier	98
5.2.1 Application des méthodes d'interprétation des signaux d'inspection par ondes de Lamb	98
5.2.2 Comparaison avec la méthode d'imagerie SAFT	108
5.3 Détection des défauts de soudure dans des plaques d'aluminium.....	110
5.3.1 Application de la méthode d'imagerie pour l'inspection par ondes de Lamb	110

5.3.2 Application des méthodes de classification des signaux d'inspection par ondes de Lamb	110
5.3.3 Analyse des résultats et comparaison qualitative.....	118
5.4 Détection des défauts de structure dans un matériau composite.....	120
5.4.1 Application de la méthode d'interprétation proposée	120
5.4.2 Comparaison avec une méthode basée sur la diversité spectrale	125
5.5 Conclusion	131
6. CONCLUSION	133
6.1 Synthèse des travaux de recherche.....	133
6.2 Contribution algorithmique.....	136
6.3 Contribution méthodologique	139
6.4 Perspectives.....	141
7. BIBLIOGRAPHIE	144
ANNEXE A [LEG99c]: S. Legendre, D. Massicotte, J. Goyette, T.K. Bose, "Wavelet-Transform-Based Method of Analysis for Lamb-Wave Ultrasonic NDE Signals", <u>IEEE Transcations in Instrumentation and</u> <u>Measurement</u> , Vol. 49, No. 3, Juin 2000.....	161
ANNEXE B [LEG99b]: S. Legendre, D. Massicotte, J. Goyette, "Ultrasonic Aluminum Weld Testing Method Based on the Wavelet Transform and a Neural Classifier", <u>Compte-rendu du Congrès Canadien de Génie</u> <u>Électrique et Informatique CCGEI'99</u> , Edmonton, pp.761-765, Mai 1999	169
ANNEXE C [LEG99d]: S. Legendre, D. Massicotte, J. Goyette, "Ultrasonic NDE of composite Material Structures Using Wavelet Coefficients", article soumis à <u>NDT&E International</u> - Elsevier	175

- ANNEXE D [LEG00]: S. Legendre, D. Massicotte, J. Goyette, "Neural Classification of Lamb Wave Ultrasonic Weld testing Signals using Wavelet Coefficients", article soumis à IEEE Transcations in Instrumentation and Measurement 182

Liste des figures

	<i>page</i>
Figure 1.1 : Structure et méthodologie de la thèse.....	10
Figure 2.1: Courbes de dispersion en modes symétrique et antisymétrique pour l'acier [Tektrend International].	15
Figure 2.2 : Génération des ondes de Lamb : a) transducteur piézo-électrique et b) EMAT.....	17
Figure 2.3: Système d'inspection par ondes de Lamb.....	19
Figure 2.4 : Technique d'imagerie SAFT.	24
Figure 2.5: Principe de base d'une inspection par ondes de volume.....	26
Figure 2.6 : Principe de la focalisation des ondes de volume.	28
Figure 2.7: Système d'inspection par ondes de volume : bain d'immersion et robot.....	30
Figure 2.8 : Principe de la méthode du <i>Split-spectrum</i> : mécanisme d'expansion.....	33
Figure 2.9: Plaques d'acier testées.....	37
Figure 2.10: Plaques pour le test de la soudure d'aluminium.....	38
Figure 2.11 : Paramètres géométriques d'une soudure métallique.	38
Figure 3.1: Espace temps-fréquence pour la transformée en ondelettes discrète	48

Figure 3.2: Schémas d'analyse multirésolution a) par ondelettes et b) par paquets d'ondelettes	49
Figure 3.3: a) Transformée en ondelettes orthogonales rapide par filtres numériques en cascade et sous-échantillonnage par 2 et b) transformée en ondelettes orthogonales inverse.	55
Figure 3.4: a) Signal analysé et b) représentation de sa transformée en ondelettes dans un espace temps-fréquence.....	57
Figure 3.5: a) Représentation des coefficients d'ondelettes orthogonales et b) représentation dans un espace temps-fréquence des signaux reconstitués pour chaque échelle d'approximation.	58
Figure 3.6 : Signal ultrasonore a), sa transformée de Fourier (spectre) b) et sa transformée en ondelettes orthogonales.....	61
Figure 3.7 : Exemples d'ondelettes mères.....	63
Figure 4.1 : Schéma de principe d'analyse et d'interprétation des signaux ultrsonores.....	71
Figure 4.2: Transformée en ondelettes d'un signal ultrasonore à partir d'ondelettes de Coiflet, représentation des décompositions d_j aux différentes échelles $1 \leq j \leq 5$	71
Figure 4.3: Décomposition en ondelettes et signal reconstitué, $N=1024$, $J=10$: a) approximation d_3 ; b) signal reconstitué avec a); c) approximation \check{d}_3 avec $M_3=3$ et d) signal reconstitué avec c).....	75
Figure 4.4 : Topologie typique d'un réseau de neurones multicouche, où W_{10} et W_{21} sont les matrices de poids de connexion intercouches.	82

Figure 4.5: a) Signal d'inspection d'une soudure d'aluminium par ondes de Lamb et b) vecteurs \check{d}_3 , \check{d}_4 et \check{d}_5 avec $M_j=3$ pour $j=3,4,5$	84
Figure 4.6: Codage des entrées par la méthode 2 par extraction d'un sous vecteur de dimension $K=8$ dans \check{d}_3 , $M_j=3$, $m=62$ dans l'équation (5.6) et $x=[-0.0474, 0, 0.0525, 0, -0.0487, 0, 0, 0]^T$	86
Figure 4.7 : Codage des entrées par calcul de la dispersion spatiale et l'amplitude moyenne des coefficients d'ondelettes prépondérants, $H=L=3$, $s_0=57$ et $s_\alpha=6.5 \times 10^{-4}$, et $x=[0.0762, 0.2587]^T$	88
Figure 4.8: Signaux d'inspection par ondes de volume dans une structure en matériau composite: a) zone avec défaut et b) zone sans défaut.	90
Figure 4.9 : Extraction de paramètres discriminants dans des signaux ultrasonores, $H=3$, $L=5$ et $M_j=8$ pour $j = 3,4$ et 5 : a) région sans défaut et b) région avec défaut.	91
Figure 4.10 : Calcul du paramètre de caractérisation dans un signal d'inspection dans un matériau composite verre/époxyde. Le cercle indique le coefficient d'ondelettes de plus grand module dans une fenêtre.	94
Figure 5.1 : Image idéale du bord de la plaque d'acier crantée.	99
Figure 5.2 : Signaux d'inspection d'ondes de Lamb ultrasonore: a) signal brut, b) signal moyen et c) signal bruité synthétiquement.	100
Figure 5.3 : Images d'inspection d'une plaque d'acier avec des signaux ultrasonores moyennés: a) méthode directe, b) méthode 1 ($M_3=1$) et c) méthode 2 (variance σ_x^2 calculée pour $M_3=4$).	102

Figure 5.4 : Images d'inspection d'une plaque d'acier avec des signaux ultrasonores bruités synthétiquement (SNR=12 dB): a) méthode directe, b) méthode 1 ($M_3=1$) et c) méthode 2 (variance σ_x^2 calculée pour $M_3=4$).....	103
Figure 5.5 : Images d'inspection d'une plaque d'acier avec des signaux ultrasonores bruts: a) méthode directe, b) méthode 1 ($M_3=1$) et c) méthode 2 (variance σ_x^2 calculée pour $M_3=4$).	104
Figure 5.6 : Courbe de dispersion spatiale des 4 coefficients prépondérants, σ_x^2 for $n_x=1,\dots,N_x$, de d_3 pour les signaux d'inspection bruts.	105
Figure 5.7 : Détection de deux défauts consécutifs par la méthode d'extraction de paramètres discriminants itérative.	105
Figure 5.8 : Image produite par une méthode SAFT d'une plaque inspectée par ondes de Lamb.	109
Figure 5.9 : Courbes d'apprentissage pour $K^{app}=9$ en continu et $K^{app}=5$ en pointillé; et les courbes de généralisation correspondantes notées avec des étoiles et des carrés respectivement.....	112
Figure 5.10 : a) Données de test D_1 et b) classes de soudure correspondantes : 1 - régulière, 2 - épaisse, 3 - large, 4 - porosités et 5 - manque de soudure.....	115
Figure 5.11 : Courbe d'apprentissage (ligne continue) et de généralisation en ligne (tirets).....	116
Figure 5.12 : Résultats de classification sur D_2 : classes désirée (*) et obtenue (o).....	117

Figure 5.13 : a) Niveaux d'approximation en ondelettes orthogonales d'un signal ultrasonore généré dans une structure en verre/époxyde et b) signal original.....	122
Figure 5.14 : Image 3D d'un échantillon de $14 \times 12 \text{ mm}^2$ en verre/époxyde générée par la méthode d'imagerie basée sur la transformée en ondelettes.....	123
Figure 5.15 : Image contour d'un échantillon de $14 \times 12 \text{ mm}^2$ en verre/époxyde générée par la méthode d'imagerie basée sur la transformée en ondelettes	123
Figure 5.16 : Images générées par la méthode basée sur la transformée en ondelettes : a) $H=L=3$, b) $H=L=4$, c) $H=L=5$ et d) $H=3$ et $L=5$	124
Figure 5.17 : Images générées par le méthode basées sur la transformée en ondelettes : influence des paramètres de fenêtrage sur le contraste.	126
Figure 5.18 : Images d'inspection d'un échantillon de $12 \times 14 \text{ mm}^2$ en verre/époxyde : a) SSP, b) CSP, c) LSP et d) méthode basée sur la transformée en ondelettes.....	127
Figure 5.19 : Image contour (C^2) d'un échantillon de $12 \times 24 \text{ mm}^2$ en verre/époxyde générée par la méthode d'imagerie basée sur la transformée en ondelettes	129

Liste des tableaux

	<i>page</i>
Tableau 5.1: Résultats de classification pour le contrôle de qualité d'une soudure d'aluminium.	113
Tableau 5.2: Paramètres géométriques définissant chaque classe de soudure, le symbole \forall indique toute valeur possible.....	114
Tableau 5.3 : Résultats de classification pour cinq classes de soudure d'aluminium	116
Tableau 5.4 : Complexités arithmétiques des méthodes de traitement des signaux : <i>Split-Spectrum</i> (SSP), méthode basée sur la transformée en ondelettes (TO) et méthode de déconvolution basée sur le filtre de Kalman.	130

Liste des symboles et abréviations

Symboles

a_j	vecteur d'approximation en ondelettes à l'échelle 2^j
$a_j(n)$	approximation discrète de f à l'échelle 2^j
A_i	$i^{ème}$ mode de Lamb antisymétrique
c	vitesse de propagation dans un médium (SAFT)
$c_{x,y}$	paramètre de caractérisation d'un A-scan
C	matrice des paramètres de caractérisation d'un C-scan
d_i	distance défaut-récepteur (SAFT)
$d_j(n)$	coefficients d'ondelettes de f à l'échelle 2^j
d_j	vecteur d'ondelettes à l'échelle 2^j appelée aussi niveau d'approximation d'ondelettes du signal $f(n)$
\check{d}_j	vecteur d'ondelettes modifié à l'échelle 2^j du signal $f(n)$
$d_j(k)$	$k^{ème}$ élément du niveau d'approximation d'ondelettes à l'échelle 2^j

$\bar{d}_j(k)$	$k^{ième}$ élément du niveau d'approximation modifié d'ondelettes à l'échelle 2^j
$\bar{d}_{j,x}$	vecteur d'ondelettes modifié à l'échelle 2^j du signal $f_x(n)$
D	distance entre le transducteur et le réflecteur
D	ensemble de données de référence
D	matrice des paramètres d'inspection
\tilde{D}_j	matrice d'image pour l'inspection par ondes de Lamb à l'échelle 2^j
D^{app}	ensemble de données d'apprentissage
D^{test}	ensemble de données de test en ligne
D^{val}	ensemble de données de validation hors ligne
e	épaisseur du matériau
$e_j(t)$	$j^{ième}$ split-signal (SSP)
$e_s(t)$	signal d'écho de surface
$e_t(t)$	signal d'écho cible (défaut ou fond)
$E_j(\omega)$	$j^{ième}$ split-spectrum (SSP)
$f(\bullet)$	fonction de décision d'un neurone
$f(n)$	fonction analysée discrète
$f(t)$	fonction analysée continue
$g(n)$	filtre numérique discret associé à la fonction d'échelle $\psi(t)$
$g(t)$	fenêtre temporelle
$g_{(b,\omega)}(t)$	ondelette de Gabor
$G_f(b,\omega)$	transformée de Gabor d'une fonction $f(t)$

$h(n)$	filtre numérique discret associé à la fonction d'échelle $\phi(t)$
H	seuil d'élimination des approximations en ondelettes hautes fréquences
j	indice
J	échelle d'approximation en ondelettes maximale
k	indice
K	nombre de signaux d'inspection à classer
K^{app}	dimension de l'ensemble de données d'apprentissage
K^{test}	dimension de l'ensemble de données de test en ligne
K^{val}	dimension de l'ensemble de données de validation hors ligne
L	seuil d'élimination des approximations en ondelettes basses fréquences
M_j	nombre de coefficients sélectionnés à l'échelle 2^j
M_{SSP}	nombre de mini-spectres utilisé dans le <i>Split-Spectrum</i>
M_{TO}	dimension des ondelettes (nombre de points)
M_D	dimension du vecteur gain de Kalman.
n	indice
N	dimension d'un vecteur ou d'un signal discret
N_C	nombre de classes
N_e	dimension du vecteur d'entrée x
N_p	nombre de positions d'inspection (SAFT)
N_x	nombre de colonnes de scan
N_y	nombre de lignes de scan

o_k	sortie d'un neurone
p	front d'onde (SAFT)
p_1	épaisseur de la capsule d'une soudure métallique
p_2	épaisseur du cordon d'une soudure métallique
$P_{V_j} f$	projection orthogonale de f sur V_j
q	largeur du cordon d'une soudure métallique
$r(t)$	signal reçu par un transducteur
$r_{x,y}(t)$	signal d'inspection par onde de volume (A-scan)
s	paramètre d'échelle (T.O)
$s(t)$	fonction temporelle, signal temporel
s_α	facteur de normalisation d'amplitude
s_σ	facteur de normalisation de dispersion spatiale
$S(f)$	transformée de Fourier d'une fonction $s(t)$, spectre
S_i	$i^{\text{ème}}$ mode de Lamb symétrique
t	temps
t_i	temps de vol (SAFT)
T	retard entre un écho et une émission ultrasonore
T_e	temps de vol de l'écho de surface
T_d	temps de vol de l'écho de défaut
T_f	temps de vol de l'écho de fond
u	paramètre de translation (T.O)
v_p	vitesse de phase
v_L	vitesse de propagation longitudinale

v_T	vitesse de propagation transversale
V	vitesse de propagation d'une onde ultrasonore
V_j	sous-espace d'approximation à l'échelle 2^j , $V_j \subset L^2(IR)$
w	paramètre de définition d'une fenêtre à l'échelle 2^j
Wf	vecteur de transformée en ondelettes de la fonction $f(n)$
$\check{W}f$	vecteur de transformée en ondelettes modifié de la fonction $f(n)$
$W\mathcal{F}(u,s)$	transformée en ondelettes continue de la fonction $f(t)$
$W\mathcal{F}(j,n)$	transformée en ondelettes discrète de la fonction $f(t)$
W_j	sous-espace de détails à l'échelle 2^j , $W_j \subset L^2(IR)$
W_{ji}	matrice de poids de connexion entre la couche i et la couche j dans un réseau de neurones multicouche
$x(n)$	signal discret
$\dot{x}(n)$	signal discret idéal (non bruité)
\boldsymbol{x}	vecteur entrées du réseau de neurones
x_i	i ^{ème} élément du vecteur \boldsymbol{x}
$x_{R,i}$	position du récepteur i (SAFT)
x_S	position fixe de la source (SAFT)
X_i	i ^{ème} élément du spectre X
$\{\boldsymbol{x}_k / y_k\}$	paire d'entrée/sortie d'un réseau de neurone
\boldsymbol{y}	vecteur de sorties du réseau de neurones
z_k	résultat de sommation par un neurone avant la fonction de décision
α	paramètre pour les modes de propagation des ondes de Lamb
α_j	amplitude moyenne des coefficients d'ondelettes

β	paramètre pour les modes de propagation des ondes de Lamb
$\phi(t)$	fonction d'échelle
$\{\phi_{j,n}(t)\}_{(j,n) \in \mathbb{Z}^2}$	base de fonctions orthonormées obtenues par dilatations et translations de $\phi(t)$
$\eta(t)$	bruit de structure ou de fond
$\eta(n)$	bruit affectant un signal discret
ν	fréquence
θ	seuil imposée à la dispersion spatiale
θ_i	angle d'incidence dans un transducteur piézo-électrique
θ_r	angle de réflexion dans un transducteur piézo-électrique
σ_j	dispersion spatiale définie par une déviation standard
σ_x^2	dispersion spatiale définie par une variance
$\Omega(x,z)$	point d'image bidimensionnelle (SAFT)
$\psi(t)$	fonction analysante ou ondelette mère
$\{\psi_{j,n}(t)\}_{(j,n) \in \mathbb{Z}^2}$	base d'ondelettes orthonormées obtenues par dilatations et translations de $\psi(t)$
$\psi_{u,s}(t)$	ondelette fille
\arg_k	opérateur retournant l'indice de l'expression évaluée
$\dim(\)$	dimension d'un vecteur
x	scalaire
x	vecteur
X	matrice

\mathbb{N}	ensemble des entiers naturels
\mathbb{R}	ensemble des réels
\mathbb{Z}	ensemble des entiers
\langle , \rangle	produit scalaire
$[]^T$	vecteur transposé
\oplus	opérateur d'addition sur les ensembles
\bullet^*	complexe conjugué
∞	valeur infinie
$\ \cdot \ _2$	norme dans l'espace de Hilbert Λ_2

Abréviations

ASIC	Application Specific Integrated Circuit
CSP	Cut-Spectrum
DSP	Digital Signal Processor
EMAT	ElectroMagnetic Acoustic Transducer
FFT	Fast Fourier Transform (transformée de Fourier rapide)
IRH	Institut de Recherche sur l'Hydrogène
LSP	Low Spectrum
NDE	Non Destructive Evaluation, (évaluation non destructive)
QFDT	Quasi Frequency Diversity Technique (technique de la diversité spectrale)
SAFT	Synthetic Aperture Focusing Technique
SNR	Signal-to-Noise ratio, rapport signal/bruit
SSP	Split-Spectrum
TO	Transformée en ondelettes

1

Introduction

1.1 Problématique

Le stockage de l'hydrogène sous forme gazeuse, à l'intérieur de cylindres à haute pression est une technique bien éprouvée qui est employée de façon courante. D'un autre côté, le stockage de l'hydrogène sous forme liquide dans des réservoirs demeure l'une des méthodes les plus efficaces pour emmagasiner de grandes quantités d'hydrogène. Par conséquent, deux types de réservoirs sont actuellement utilisés: les réservoirs métalliques pour le stockage de l'hydrogène sous pression; les réservoirs cryogéniques en matériau composite pour le stockage sous forme liquide à -250°C. Ces réservoirs sont inévitablement soumis à de très fortes contraintes thermiques et mécaniques qui mettent en jeu leur intégrité et posent donc un réel problème de sécurité [LEE96]. Plusieurs méthodes d'évaluation non destructive sont actuellement utilisées pour répondre à des problématiques similaires [ANS95], [GUO94] mais le cas des réservoirs d'hydrogène pose des difficultés particulières qui sont liées d'une part au matériau utilisé pour ces réservoirs dans le cas des réservoirs cryogéniques et d'autre part à la forme complexe de ces réservoirs. Dans un souci de concision de cette problématique générale,

les problématiques spécifiques posées par la nature de la structure inspectées seront abordées au chapitre suivant.

Un autre aspect de la problématique vise à déterminer le type d'inspection le mieux adapté à une situation particulière. En premier lieu, le choix d'une méthode d'inspection par ondes ultrasonores est retenu car il convient particulièrement bien à l'application visée et présente des avantages intéressants. Ainsi la détection de défauts de surface et en profondeur, débouchants ou non est possible, techniquement on parle d'un contrôle pénétrant. Les systèmes par ultrasons sont en général peu coûteux en termes de capteurs et d'appareillage, sauf dans des cas spécifiques requérant des instruments spécialisés, par exemple un bain d'immersion ou un contrôle de haute précision du déplacement du capteur nécessitant un système robotisé. Ajoutons qu'ils ne nécessitent pas de protection particulière pour le manipulateur lors de la prise de mesures. Plusieurs méthodes de génération et de propagation des ondes ultrasonores dans les structures inspectées sont envisageables. Il convient toutefois de faire un choix éclairé en se basant sur divers critères tels que la forme, l'épaisseur ou la nature homogène ou non de la structure. Les méthodes surfaciques par ondes de surface ou de plaque se prêtent bien à des cas de détection d'anomalies de surface ou proche de la surface, alors que les méthodes dites volumiques s'adressent plutôt à la détection des défauts intrinsèques. Dans le cas de l'inspection de structures métalliques (conductrices), l'utilisation des ondes ultrasonores de Lamb [VIK67] nous permet de proposer une technique d'inspection non destructive à plus grande échelle. On considère ici le rapport temps d'inspection/surface inspectée par rapport au cas d'une technique basée sur les ondes de volume[ALL97]. Avec des méthodes volumiques telles que les techniques B-scan ou C-scan, une inspection matricielle de la structure est requise, la qualité et la rapidité de traitement d'une structure sont donc directement liées au pas d'échantillonnage choisi. Une amélioration de ces deux paramètres est attendue par l'utilisation d'une inspection

par une technique surfacique, cependant l'étape d'interprétation des signaux générés lors de l'inspection par ondes de Lamb est souvent complexe. En effet, ce type d'ondes induit plusieurs modes de propagation, créant de ce fait des recouvrements de pics qui rendent difficile leur interprétation [CAW96].

D'autres facteurs sont aussi à considérer pour poser un choix quant au type d'onde d'inspection, ainsi la nature de la structure étudiée et les difficultés engendrées lors de la génération dictent le mode d'inspection. Dans le cas de l'inspection de structures en polymère ou en matériau composite non homogène, il devient plus ardu de générer des ondes de surface ou de Lamb qui se propagent sur une distance appréciable. Il peut être plus indiqué de travailler avec des ondes de volume. Le problème de l'interprétation des signaux est alors tout aussi important compte tenu de la nature diffractante des structures en matériaux non homogènes.

Inévitablement lié à l'aspect traitement de signal et extraction d'information, se pose aussi le choix d'une présentation des résultats sous forme d'une image, on parlera alors de techniques d'imagerie ou sous forme d'un résultat de classification, interviendra alors de choix du classificateur et des résultats produits par ce dernier.

Nous pouvons compléter cette problématique en précisant que différentes techniques sont disponibles pour la génération de tel ou tel type d'ondes ultrasonores. En effet il existe de nombreux types de transducteurs et des critères tels que les coûts d'utilisation, le matériel périphérique requis, la maniabilité et autres sont alors des critères de choix. Pour notre projet, nous disposons déjà de l'infrastructure nécessaire à la génération des signaux ultrasonores pour des inspections par ondes de Lamb ou de volume. La problématique se pose alors en termes de recherche et développement de méthodes algorithmiques permettant l'interprétation des données fournies lors de l'inspection. Cette analyse peut être, par exemple, l'extraction de paramètres

discriminants dans les signaux et la production d'une représentation explicite des anomalies de structure détectées.

1.2 Objectifs

L'objectif principal de ce projet de recherche est une contribution au développement d'une méthode d'inspection non destructive de matériaux, par la proposition de méthodes de traitement du signal adaptées à la détection d'anomalies de surface ou en profondeur. Plus spécifiquement, l'inspection de réservoirs d'hydrogène, en acier pour le stockage sous-pression ou en matériaux composites pour le stockage sous forme liquide, est ici considérée. Ce travail de recherche s'intègre donc au domaine de l'inspection de structures soumises à de fortes contraintes et requérant de ce fait un contrôle de sécurité régulier pour en vérifier l'intégrité. La contribution scientifique est apportée au développement de méthodes de traitement de signaux adaptées à l'analyse et l'interprétation des signaux d'inspection non destructive ultrasonores.

L'apport scientifique concerne deux grands domaines de recherche, soit le traitement de signal, domaine du génie électrique et l'évaluation non destructive par ultrasons, domaine de la physique. L'emphase est mise sur le traitement de signal par la proposition de méthodes de traitement de signaux ultrasonores pour répondre à une problématique du domaine de la physique. Dans l'application d'inspection non destructive, la sonde d'inspection est constituée d'ondes ultrasonores. Les méthodes d'analyse des signaux d'inspection proposées seront basées sur l'extraction de paramètres discriminants dans les signaux et leur interprétation, par application de techniques avancées de traitement de signaux et d'images. L'objectif principal peut être décomposé en sous-objectifs qui sont:

- (i) Mettre en application des techniques avancées de traitement de signal afin de répondre à des problèmes réels d'inspection non destructive de structures complexes telles que les réservoirs d'hydrogène.
- (ii) Valider l'utilisation d'une méthode d'analyse multiéchelle, la transformée ondelettes, des signaux d'inspection ultrasonores dans plusieurs cas d'applications. L'objectif est de disposer d'une méthode systématique d'extraction de paramètres discriminants dans les signaux d'inspection ultrasonores.
- (iii) Proposer diverses méthodes de sélection et d'interprétation des paramètres discriminants contenus dans la transformée en ondelettes des signaux d'inspection et répondant aux besoins des applications variées.

Ces sous objectifs atteints et les méthodes validées par comparaison avec d'autres méthodes de traitement de signaux d'inspection expérimentaux, nous aurons atteint les objectifs visés et contribué au développement de nouvelles techniques d'inspection non destructive par ultrasons.

L'originalité de ce projet de recherche tient d'une part dans l'utilisation de techniques avancées de traitement de signal, telles que l'analyse par la transformée en ondelettes et les réseaux de neurones; et d'autre part dans l'objectif de développer une méthode suffisamment versatile pour pouvoir traiter une grande variété d'applications en inspection non destructive par ultrasons. Le développement de méthodes d'interprétation de la transformée en ondelettes des signaux adaptées et adaptables aux différents cas d'inspection, tels que l'inspection par ondes de plaque ou de volume, l'inspection de structures de nature homogène ou hétérogène est alors nécessaire. L'originalité de notre projet repose donc sur une utilisation plus systématique de la transformée en ondelettes pour l'analyse des signaux ultrasonores en proposant des méthodes de

sélection des paramètres discriminants, d'interprétation de ces paramètres et d'imagerie ou de classification performantes.

1.3 Méthodologie

La recherche bibliographique ayant permis de cerner très précisément la problématique, les grands axes de travail ont été définis afin de permettre l'aboutissement des travaux de recherche. Ces axes concernent les méthodes d'inspection non destructive ultrasonores par ondes de Lamb et ondes de volume et les algorithmes de traitement de signaux pour l'interprétation des données d'inspection. De cette recherche bibliographique, nous tirons les articles et volumes de références permettant de justifier la contribution scientifique du travail de recherche proposé.

Dans une première étape de développement, le cas des réservoirs d'hydrogène métalliques en aluminium ou en acier est traité car la nature homogène de ces structures simplifie la propagation des ondes ultrasonores de plaque ou de volume. La méthode de traitement des signaux ultrasonores d'inspection est mise au point, dans un premier temps, sur des plaques en acier, d'épaisseur similaire à celle de la paroi des réservoirs d'hydrogène en acier, des défauts de structure sont alors créés artificiellement. Dans une seconde étape, des plaques métalliques soudées sont utilisées pour traiter le cas des défauts de soudure plus susceptibles de présenter des défauts ou altérations. Nous proposons de développer un processus complet de traitement des signaux d'inspection basé sur les trois étapes suivantes:

- (i) L'analyse des signaux qui permet d'extraire des caractéristiques ou paramètres discriminants contenant l'information pertinente sur les signaux en appliquant une transformation temps-fréquence en ondelettes.

- (ii) L'interprétation des résultats fournis par l'étape d'analyse, soit la transformation en ondelettes, qui inclut la prise de décision compte tenu des résultats produits par l'étape (i).
- (iii) La présentation des résultats d'interprétation qui implique le développement ou l'utilisation de techniques d'imagerie ou un processus de classification.

La méthodologie d'analyse et d'interprétation des signaux d'inspection non destructive repose donc sur différentes opérations de traitement du signal, incluant l'analyse, l'interprétation des résultats d'analyse et une procédure d'imagerie ou de classification dépendant des objectifs.

La nature métallique des plaques permet l'utilisation d'un transducteur électromagnétique acoustique (EMAT) pour la génération des ondes ultrasonores de Lamb, limitant ainsi les problèmes de couplage mécaniques inhérents à l'utilisation de transducteurs piézo-électriques [MAX83]. La principale difficulté expérimentale quant à l'utilisation des ondes de Lamb est la superposition de divers modes de propagation dans la structure créant un phénomène de confusion lors de l'analyse des signaux. Idéalement, pour une inspection non destructive, la sélection d'un seul ou éventuellement deux mode(s) permet d'obtenir un signal de propagation propre. La détection d'une anomalie dans la structure se fait alors par la détection des modifications des amplitudes des signaux ou éventuellement de nouveaux modes générés par l'anomalie elle-même [CAW96]. Les informations pertinentes sont alors contenues dans les signaux reçus par mode de transmission-réception ou en pulse-écho. L'extraction de ces informations requiert des méthodes de traitement de signaux très performantes compte tenu de la complexité des signaux.

Pour l'étude des signaux ultrasonores, nous pouvons mener l'analyse dans les deux domaines: temporel pour des informations telles que les vitesses de propagation des ondes, le temps de vol, la position et les amplitudes des pics; et fréquentiel pour des informations sur les fréquences des impulsions ultrasonores, les modes de propagation et les conversions de modes.

De cela émerge l'idée de travailler dans les deux domaines simultanément pour disposer d'un maximum d'informations en choisissant une méthode d'analyse multiéchelle telle que la transformée en ondelettes [MEY87], [MAL98]. L'analyse et éventuellement la synthèse de signaux permettent alors de réaliser l'étape d'extraction de paramètres caractéristiques, sous condition de disposer de méthodes adéquates d'interprétation des résultats de transformation.

L'étape suivante du développement consiste à développer des techniques d'imagerie, dans le cas de la détection de défauts dans la structure; ou de classification pour la prise de décision quant à la nature d'un défaut, cas du test de la qualité de la soudure. Dans ce dernier cas, la classification requiert le choix d'un classificateur adapté au problème traité. Notre choix s'est porté sur classificateur neuronal en vertu de sa grande souplesse de modélisation des systèmes difficiles à modéliser synthétiquement. De plus, comme il agit comme une boîte noire, il ne requiert pas d'information a priori sur le modèle analytique du système.

La méthode complète d'analyse, d'interprétation et d'imagerie ou de classification validée dans le cas de l'inspection par ondes de Lamb des plaques et soudures métalliques, le cas plus complexe de l'inspection des structures en matériaux composites peut être abordé. Des difficultés spécifiques à l'inspection de ce type de matériaux apparaissent: (i) la génération des ondes ultrasonores est rendue plus complexe compte tenu de la nature non homogène du matériau (fibres), une conséquence directe de cette difficulté est que nous n'envisageons pas actuellement de travailler avec des ondes de Lamb dans ce cas et axons les travaux sur une inspection par ondes de volume; (ii) l'interprétation des signaux est complexe compte tenu des phénomènes de réflexion en surface et de diffraction dans la structure produisant un fort bruit de structure. Les méthodes de traitement de signaux utilisées et développées pour ce cas d'application doivent donc être très performantes et particulièrement bien adaptées aux caractéristiques de propagation des ondes ultrasonores dans les matériaux composites.

La validation des méthodes d'inspection pour le cas des structures métalliques est faite par comparaison avec d'autres méthodes telles que des méthodes directes de détection de pics dans le domaine temporel ou la méthode du SAFT (*Synthetic Aperture Focusing Technique*) [BLO98] ou encore une méthode basée sur la déconvolution des signaux d'inspection. Le cas de l'inspection des réservoirs en polymère ou matériau composite est en général traité par des méthodes de traitement de signaux bien adaptées basées sur la diversité spectrale telles que les algorithmes du *Split Spectrum* [AUS90] ou le *Cut Spectrum* [ERI92]; ou encore basées sur des techniques de déconvolution de signaux [CHE96b]. L'étape de validation achevée, il sera envisageable de proposer une méthodologie complète de traitement adaptée au cas des signaux d'inspection non destructive par ultrasons pour les réservoirs d'hydrogène et autres structures analogues.

1.4 Structure de la thèse

Afin de faciliter la compréhension de cette thèse, une représentation schématique de sa structure est proposée à la figure 1.1, où chaque bloc représente une étape de la méthodologie d'analyse et d'interprétation des signaux d'inspection ultrasonores et par là même une section de la thèse.

En premier lieu, au chapitre d'introduction, nous définissons la problématique du travail de recherche, les objectifs fixés pour démontrer la contribution scientifique apportée dans cette thèse, ainsi que les grandes étapes de la méthodologie proposée pour atteindre ces objectifs.

Dans le but de préciser la problématique de ce travail de recherche, au chapitre 2, nous exposons les grands principes de l'inspection non destructive par ultrasons pour les deux stratégies d'inspection, par ondes de Lamb et par ondes de volume. La problématique sous son

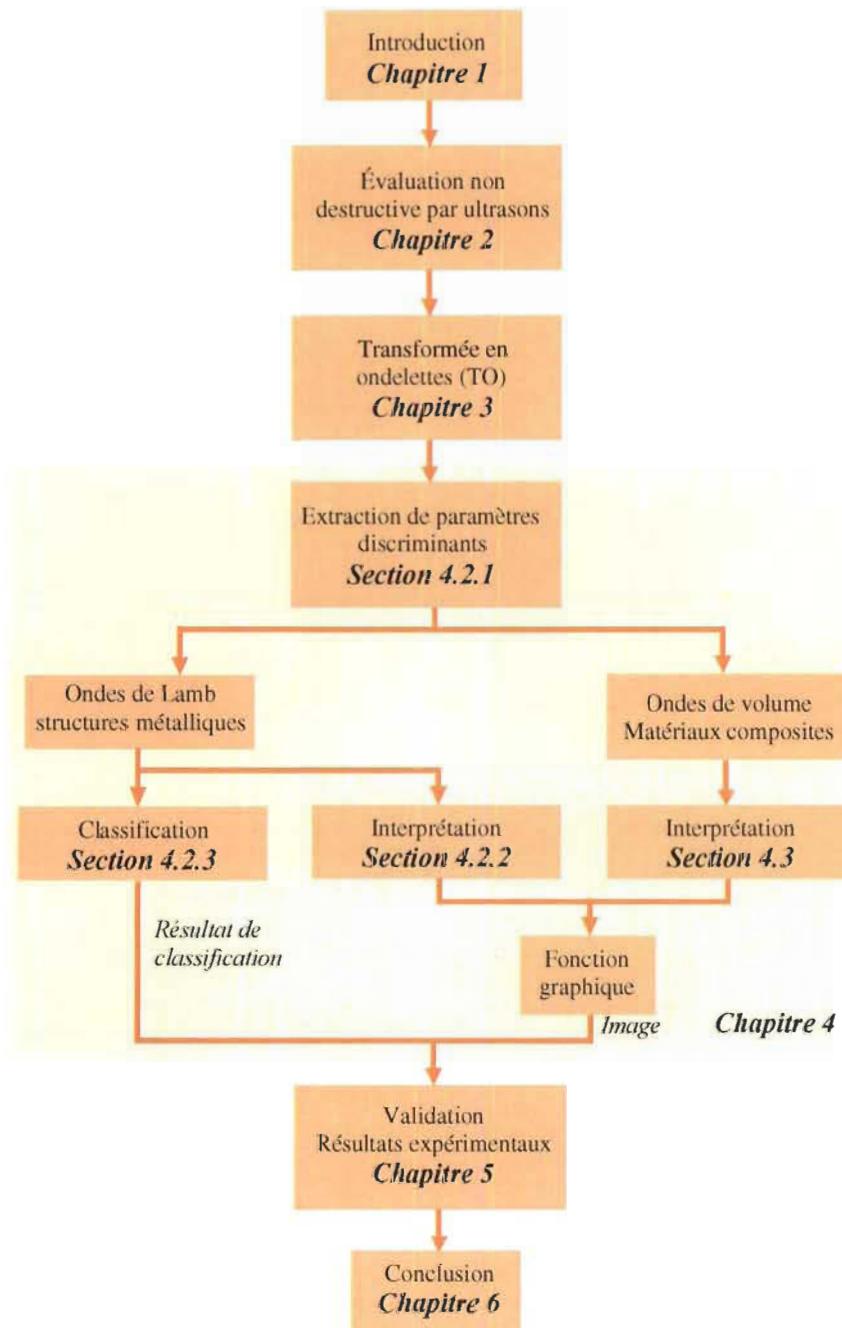


Figure 1.1: Structure et méthodologie de la thèse.

aspect traitement des signaux ultrasonores présentée, nous introduisons l'apport scientifique qui peut être attendu par une méthode d'analyse dans le domaine temps-fréquence de ces signaux. Une revue de la littérature est également présentée afin de définir avec précision le contexte de recherche de la thèse, nous ciblons ainsi les principales références retenues pour valider

l'approche proposée.

Les fondements mathématiques de l'analyse par transformée en ondelettes sont développés au chapitre 3, le cas de la transformée en ondelettes orthogonales discrète est présenté en détails. Dans ce chapitre une revue de la littérature permet de justifier l'importance de l'analyse par transformée en ondelettes dans le cas de signaux ultrasonores, les grandes lignes de la méthodologie de développement des méthodes d'inspection non destructive par ultrasons sont alors définies.

Au chapitre 4, nous proposons un ensemble de méthodes d'interprétation de la transformée en ondelettes des signaux ultrasonores d'inspection afin de valider l'hypothèse d'une application systématique de ce type de transformation des signaux. Plusieurs cas d'applications d'inspection non destructive sont traités, par ondes de Lamb ou de volume, pour des structures de différentes natures, homogènes (plaques métalliques et soudures) ou hétérogènes (échantillons en matériaux composites renforcés). La transformée en ondelettes est utilisée dans une première étape de l'analyse qui est complétée par une étape d'interprétation menant à la production d'une image des structures inspectées ou encore un résultat de classification informant du type de défaut détecté.

Les méthodes d'interprétation ainsi développées et exposées sont testées et évaluées par des résultats d'analyse et d'interprétation de données expérimentales. Ces résultats sont présentés au chapitre 5 où des évaluations qualitative ou quantitative complètent l'étape de validation des méthodes.

Finalement, le chapitre de conclusion fait une synthèse des travaux développés dans le cadre de ce travail de recherche afin d'en rappeler la contribution scientifique sous deux aspects, algorithmique et méthodologique. Les perspectives de développements futurs sont également présentées.

2

Systèmes d'inspection non destructive par ultrasons

2.1 L'inspection non destructive

Le problème de l'inspection ou évaluation non destructive des structures se rencontre dans un très vaste champ d'applications et plusieurs techniques sont utilisées ou développées pour répondre aux besoins croissant de l'industrie. Une méthode de contrôle non destructif est fondée sur la déformation d'un champ d'une grandeur physique par une discontinuité [PER93], ce qui revient à exploiter ce phénomène physique pour détecter la présence d'une hétérogénéité dans une structure. Le choix de la grandeur physique utilisée comme sonde, la source d'excitation, détermine le type de méthode de contrôle. Les techniques les plus courantes sont:

- Le contrôle visuel est la technique la plus simple et permet de détecter uniquement des défauts débouchants; cette technique à l'avantage d'être rapide et bon marché.
- La magnétoscopie utilise comme source d'excitation un champ magnétique, l'interaction avec l'objet se fait par induction magnétique. Ce type de technique permet de détecter des

défauts superficiels dans des matériaux magnétiques.

- La radiographie, les courants de Foucault, la macroscopie, l'endoscopie, l'holographie utilisent comme source d'excitation un champ électromagnétique de fréquence très variable (10 à 10^{20} Hz). L'interaction avec l'objet se fait par induction, réflexion, diffusion ou absorption en fonction de la fréquence du champ électromagnétique.
- Le contrôle par ultrasons, échographie ou par transmission, utilise comme source d'excitation des vibrations élastiques générées le plus souvent par un capteur piézoélectrique, l'interaction est de type réflexion, diffusion ou absorption. Ces techniques s'appliquent pour de nombreux types de défauts, sont sans danger, mais présentent l'inconvénient d'une interprétation souvent délicate.
- L'émission acoustique utilise une contrainte qui interagit avec l'objet par induction. Cette méthode est spécifique à certaines applications et requiert une étape d'interprétation relativement complexe.
- L'étanchéité utilise la pression comme source d'excitation et s'adresse au contrôle des enceintes pour la détection de défauts traversants.
- La thermographie utilise la température comme source d'excitation, l'interaction se fait par conduction, convection ou rayonnement.

À l'Institut de recherche sur l'hydrogène, le champ de recherche vise le développement de méthodes d'évaluation non destructive pour l'inspection des réservoirs d'hydrogène. Le choix de méthodes par ultrasons surfacique et volumique a été arrêté lors de l'étape initiale du projet général. Le choix de tel ou tel type d'inspection reste fortement influencé par notre aptitude à générer et propager des ondes ultrasonores de qualité suffisante pour être traitées numériquement et produire des informations pertinentes sur la qualité de la structure évaluée.

2.2 Inspection par de ondes Lamb

2.2.1 Principe d'inspection

Les ondes de Lamb ou ondes de plaque sont des ondes guidées qui affectent toute l'épaisseur d'une plaque lorsque cette épaisseur est de l'ordre de quelques longueurs d'onde. Ces ondes s'apparentent aux ondes de Rayleigh, ou ondes de surface, qui se propagent de façon caractéristique en surface, n'affectant ainsi qu'une faible épaisseur de l'ordre de la longueur d'onde et provoquant une ondulation de surface. Si l'épaisseur de la structure dans laquelle se propage une onde de Rayleigh est de faible épaisseur, l'onde se propage dans toute l'épaisseur affectant ainsi les deux surfaces. L'onde prend alors le nom d'onde de Lamb ou de plaque. Il existe deux types de mode de propagation possibles, suivant que les surfaces vibrent symétriquement (*modes symétriques*) ou qu'elles vibrent parallèlement (*modes antisymétriques*). Les modes de propagation sont représentés par des courbes de dispersion obtenues en résolvant les équations de vitesse de propagation des ondes [PER93]:

$$\text{mode symétrique : } \frac{\operatorname{th}\left(\frac{\pi ve\beta}{v_P}\right)}{\operatorname{th}\left(\frac{\pi ve\alpha}{v_P}\right)} = \frac{4\alpha\beta}{(1+\beta^2)^2} \quad (2.1)$$

$$\text{mode antisymétrique : } \frac{\operatorname{th}\left(\frac{\pi ve\beta}{v_P}\right)}{\operatorname{th}\left(\frac{\pi ve\alpha}{v_P}\right)} = \frac{(1+\beta^2)^2}{4\alpha\beta} \quad (2.2)$$

où v_P est la vitesse de propagation, v est la fréquence, e est l'épaisseur du matériau et α et β dépendent des vitesses de propagation longitudinale v_L et transversale v_T selon les relations

$$\alpha = \left(1 - \frac{v_P^2}{v_L^2}\right)^{\frac{1}{2}} \text{ et } \beta = \left(1 - \frac{v_P^2}{v_T^2}\right)^{\frac{1}{2}}$$

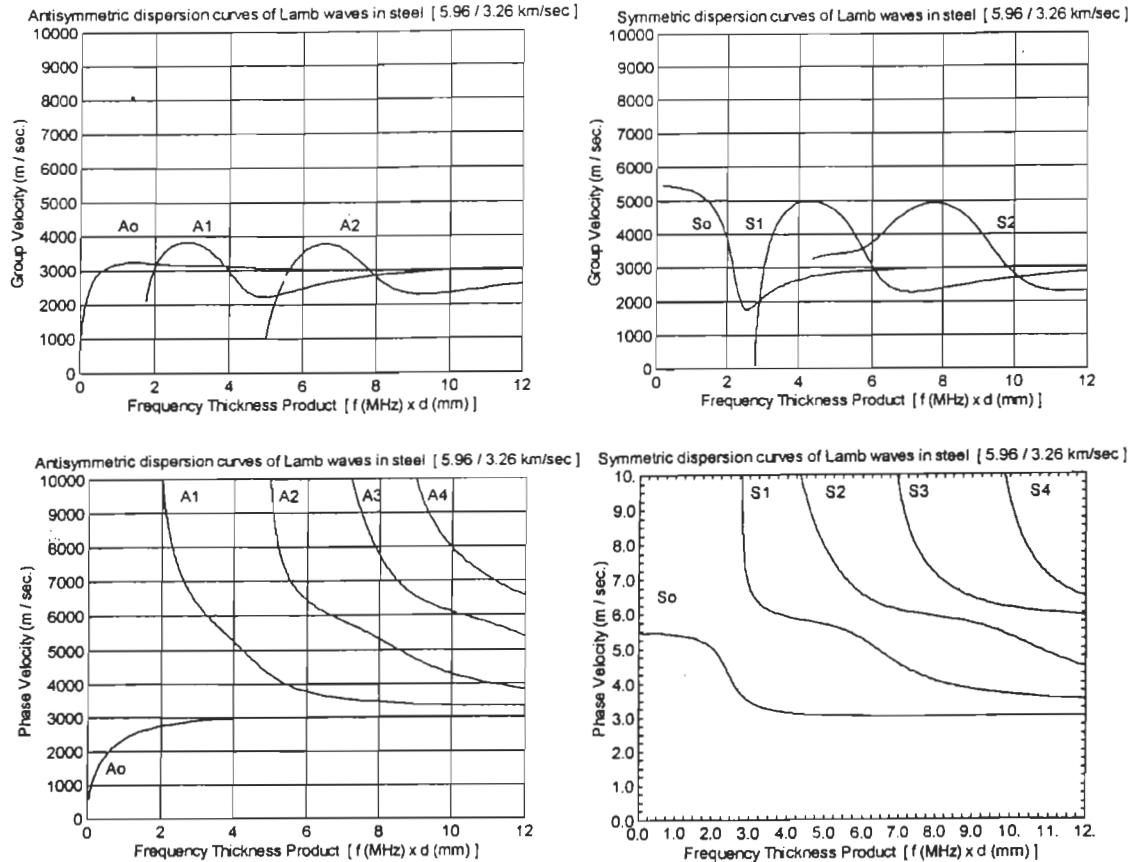


Figure 2.1: Courbes de dispersion en modes symétriques et antisymétriques pour l'acier [Tektrend International]

Un exemple de courbes de dispersion pour l'aluminium est présenté à la figure 2.1.

Comme les ondes de Lamb sont caractérisées par une vitesse de phase qui dépend de la fréquence, elles sont dispersives. Les diverses composantes fréquentielles d'une impulsion ultrasonore ne se propagent donc pas toutes à la même vitesse, intervient alors la notion de vitesse de groupe qui correspond à la vitesse de propagation de l'amplitude de l'onde [PER93].

Les ondes de Lamb peuvent être excitées dans des plaques métalliques par l'application d'une contrainte en surface. Le type d'excitation, exprimé par des amplitudes variables dans le domaine du temps et l'espace, détermine les modes excités. Ainsi une excitation sous forme d'une impulsion de Dirac en un point engendrera une infinité de modes de propagation. Dans

une application pratique, il est indispensable de limiter le nombre de modes de propagation engendrés par l'excitation à un petit nombre afin d'éviter la confusion inhérente à un signal comportant de multiple modes. La limitation du nombre de modes de propagation est réalisée en limitant la largeur de bande en fréquences et nombre d'ondes de l'excitation [TOD99].

Une méthode d'inspection basée sur les ondes de Lamb présente un potentiel très intéressant par comparaison avec une inspection ultrasonore par ondes de volume pour deux raisons principales: la zone inspectée ne doit pas nécessairement être directement accessible et le balayage est plus rapide. En effet, lorsqu'une structure est inspectée par ondes de volume ultrasonores, un balayage matriciel inspecte la structure complète en épaisseur. La résolution de l'inspection est inévitablement liée au pas de balayage et le temps de traitement de toute la structure peut être important. Les ondes de Lamb en se propagent en surface offrent la possibilité de couvrir une grande surface par la propagation d'une seule onde, diminuant de façon significative le rapport surface inspectée / temps d'inspection. Mais si les ondes de plaque peuvent améliorer le temps d'inspection en évitant une inspection matricielle, l'étape d'interprétation des signaux est souvent difficile car plusieurs modes de propagation sont généralement générés et créent des problèmes de recouvrement de pics. De plus, les interactions physiques entre les ondes de Lamb et la structure dans laquelle elles se propagent sont complexes. Ainsi les phénomènes physiques engendrés par l'interaction d'une onde de Lamb et une soudure ou un joint d'adhésion sont un bon exemple de la difficulté sous-jacente à l'analyse des signaux lors d'un contrôle de qualité de la soudure ou du joint [TOD99]. De cela ressort le grand intérêt de travailler sur les aspects d'analyse et d'interprétation des signaux en appliquant et développant des méthodes performantes de traitement de signal.

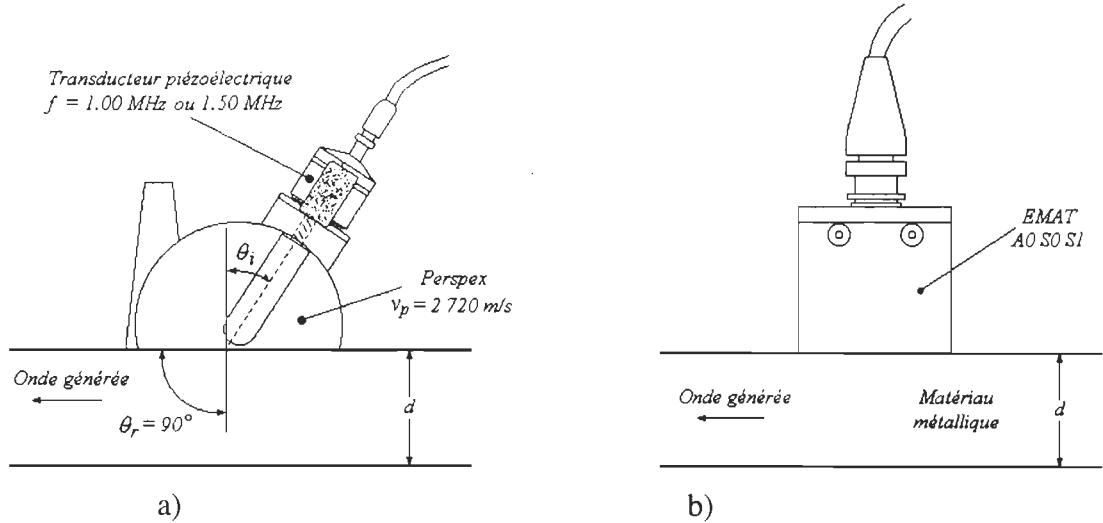


Figure 2.2: Génération des ondes de Lamb: a) transducteur piézo-électrique et b) EMAT.

2.2.2 Génération des ondes de Lamb

Les ondes de Lamb sont habituellement générées par des transducteurs piézo-électriques qui produisent des signaux de grande amplitude. La génération d'une onde de Lamb par un émetteur piézo-électrique est effectuée en donnant un certain angle au transducteur par rapport à une droite normale à la plaque. La figure 2.2a présente un schéma de transducteur piézo-électrique où θ_i et θ_r sont respectivement les angles d'incidence et de réfraction et v_p est la vitesse de phase de l'onde de compression dans le sabot (2 720 m/s pour le perspex). La vitesse de phase dans la plaque dépend du mode de propagation excité. Le principal inconvénient de ce type de transducteur réside dans le couplage avec la structure dans laquelle doit être générée l'onde ultrasonore. La structure peut éventuellement être immergée, le couplant est habituellement l'eau, mais il faudra alors tenir compte des pertes radiales non négligeables qui viennent limiter la portée des ondes. Si l'immersion est impossible, en raison par exemple de la nature du matériau à inspecter ou de la dimension de la structure, l'utilisation d'un fluide couplant ou d'un jet d'eau est envisageable. Dans le cas d'un couplage par fluide de type gel, il

est difficile de contrôler efficacement la quantité de couplant pour rendre le déplacement et l'adhérence du capteur constants. L'épaisseur de couplant et la pression influencent directement l'amplitude des signaux. Avec un montage manuel, les prises de mesure deviennent vite laborieuses et compliquent beaucoup l'inspection principalement en raison de la non reproductibilité des signaux.

Des alternatives intéressantes sont cependant envisageables, telles que l'utilisation d'un générateur d'ondes ultrasonores au laser ou encore dans le cas de matériau conducteur, la génération des ondes peut être faite à l'aide d'un EMAT (*ElectroMagnetic Acoustic Transducer*) (figure 2.2b) [MAX83]. Cette alternative a été retenue car les réservoirs d'hydrogène sous pression sont métalliques, en acier ou aluminium et sont donc particulièrement bien adaptés à la génération des ondes de Lamb à l'aide d'un EMAT. Ce capteur ne nécessitant pas de couplant, le problème de la reproductibilité des signaux inhérent à l'utilisation des capteurs piézo-électriques est évité. La génération des modes de propagation des ondes de Lamb est obtenue par sélection de la fréquence du signal d'excitation. Un autre avantage tient dans la qualité de réception des signaux, les EMAT sont de bons récepteurs. Cependant les EMAT présentent deux inconvénients importants: (i) les amplitudes des ondes générées sont relativement faibles en comparaison avec celles générées par un capteur piézo-électrique; (ii) la sensibilité au bruit est très forte, les EMAT ont tendance à capter beaucoup de bruit environnemental, principalement induit par les instruments électroniques périphériques. Cette sensibilité au bruit affecte de manière non négligeable la qualité des signaux. Un pré-traitement des signaux tel qu'une moyenne ou un filtrage peut être envisagé avant leur interprétation. Il est important de souligner que la nature du bruit qui affecte les signaux d'inspection est difficile à identifier car plusieurs sources de bruit sont présentes. Nous pouvons citer le bruit environnant généré par l'instrumentation source de perturbations magnétiques et le bruit d'amplification inhérent à

l'amplification des signaux de faible amplitude. Une analyse du spectre du signal bruité nous a permis d'opter pour un filtrage numérique qui offre l'avantage de limiter la perte d'information qui présente plusieurs composantes de fréquence et une plus grande souplesse d'utilisation en fonction des variations de l'environnement.

2.2.3 Système expérimental d'inspection par ondes de Lamb

Nous disposons actuellement des deux types de transducteurs déjà mentionnés pour la génération des ondes de Lamb, piézo-électriques ou électromagnétiques acoustiques (EMAT); ainsi que de tous les instruments périphériques nécessaires: une source d'excitation RITEC, un amplificateur, un oscilloscope numérique pouvant effectuer des moyennes et un filtre passe-bande 0,9MHz-5,5 MHz. L'inspection des structures peut être faite en mode pulse-écho ou en

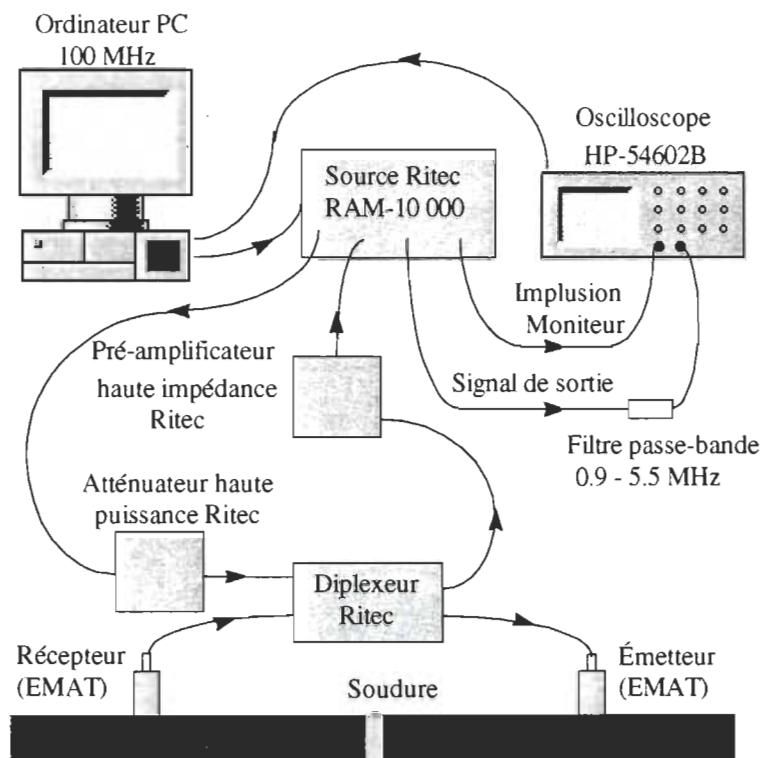


Figure 2.3 : Système d'inspection par ondes de Lamb.

émission-transmission. Cependant la difficulté pratique associée à la manipulation conjointe de deux transducteurs, le couplage émetteur-récepteur, fait que le mode pulse-écho est préférablement choisi dans la majorité de nos travaux. Un schéma du système est proposé à la figure 2.3 dans le cas de l'inspection d'une soudure métallique à l'aide de deux EMAT en émission-réception. Les EMAT dont nous disposons permettent de générer les modes de propagation A0, S0 et S1, les modes fondamentaux A0 et S0 sont des modes sensibles caractérisés par des amplitudes élevées.

2.2.3 Méthodes de traitement de signal pour l'inspection par ondes de Lamb

2.2.4.1 Références bibliographiques

Nous avons vu que l'inspection ultrasonore par ondes de Lamb se présente comme une méthode en marge des techniques plus classiques d'inspection par ondes ultrasonores volumiques. Les ondes de Lamb se propageant sur de longues distances, elles sont particulièrement adaptées aux structures minces de grandes dimensions et éventuellement de forme complexe, ce qui est le cas pour les réservoirs d'hydrogène. Une méthode d'inspection utilisant ce type d'onde ultrasonore évite de plus une procédure d'inspection matricielle. Il ne faut cependant pas négliger certaines difficultés liées à l'utilisation des ondes de Lamb qui se dégagent à deux niveaux : (i) la génération des ondes qui joue sur le choix du transducteur, le couplage entre le transducteur et la structure, et la nature du matériau inspecté particulièrement dans le cas d'un matériau non homogène; (ii) l'analyse des signaux de propagation et l'extraction d'information cohérente dans des signaux complexes en raison de phénomènes de recouvrement de pics, de confusion de modes et de bruit électrique ou de structure (cas des matériaux composites).

Une revue de la littérature nous a permis de prendre connaissance des méthodes d'inspection exploitant des ondes de Lamb aussi bien pour la génération des ondes que l'analyse des signaux de propagation. L'aspect génération des ondes de Lamb est particulièrement bien exposé dans les travaux de Cawley *et al.* pour les matériaux métalliques [CAW96], [CAW97] et composites [CAW94], [CAW96], [GUO92], [GUO94]; ainsi que dans les travaux de Hutchins, Jansen *et al.* pour les structures métalliques [HUT93], [JAN90], [WRI97] et composites [JAN94], [SCU96], pour ce dernier les ondes de Lamb sont générées par laser. Le cas de l'inspection des réservoirs à haute pression métalliques par des ondes Lamb est présenté dans [TEK97] où l'emphase est mise sur l'aspect du système d'inspection. De nombreuses autres références sont aussi disponibles, telles que [CHI94], [MAS97], [PIE97], il est bien entendu que la liste présentée n'est pas exhaustive. L'aspect traitement des signaux d'inspection par ondes de Lamb, notre centre d'intérêt, est semble-t-il plus rarement abordé mais certaines références très pertinentes deviennent les outils indispensables pour évaluer la contribution scientifique du présent travail de recherche.

Concernant les techniques d'imagerie utilisées pour l'évaluation non destructive par ondes de Lamb, une des plus classiques est la technique du SAFT (*Synthetic Aperture Focusing Technique*) [BLO98], [LEV97] et ses variantes telles que le SUPERSAFT [KRI89] et le SAFT en fréquences [BUS92] et cette technique est d'ailleurs à l'étude dans notre propre équipe à l'IRH. Des méthodes basées sur le temps de vol sont aussi envisageables, mais elles souffrent de piétres performances lorsque les signaux sont fortement bruités ou en cas de confusion de modes de propagation et de recouvrement de pics. Le problème de la discrimination de l'arrivée des différents modes de Lamb est traité dans [AUS89]. Pour contrer l'effet de bruit provenant de perturbation et améliorer la détection de pics dans les signaux, de nombreuses techniques ont été développées [ROS84] telles que le moyennage, l'auto corrélation et la corrélation croisée,

des techniques de filtrage, l'analyse ou la corrélation spectrale. En général ces techniques requièrent des connaissances à priori sur l'information cherchée, que ce soit dans le domaine temporel ou des fréquences, ce qui peut parfois se révéler problématique [ABB97]. Les dernières années ont vu l'émergence de nouvelles techniques d'analyse basées sur l'analyse multiéchelle ou temps-fréquence qui allie les deux domaines d'étude simultanément. Le cas du traitement de signaux d'inspection par ondes de Lamb est considéré dans les travaux [ABB97] et [STA97].

Le cas de l'inspection non destructive des soudures par ondes de Lamb, qui est un des objectifs visé par ce travail de recherche, peut être considéré à part car un aspect classification est en général associé à ce type de problème. Ainsi l'inspection non destructive d'une soudure ne se contente pas de produire une image de la soudure, ce qui peut être fait avec des techniques classiques ultrasonores par ondes de volume, mais vise à qualifier la soudure pour répondre à des critères d'acceptation ou de refus dans un processus de contrôle de qualité [DIT96].

L'effort actuel pour répondre à cette problématique est essentiellement dirigé vers l'utilisation des réseaux de neurones artificiels reconnus comme bons classificateurs de processus non linéaires [HAY99]. Dans une méthode d'inspection non destructive, les réseaux de neurones sont utilisés pour la classification des paramètres caractéristiques extraits des signaux. Ils fournissent des informations de différents types, susceptibles de produire par la suite une représentation des défauts détectés. Il est cependant peu réaliste d'appliquer directement un signal ultrasonore à l'entrée d'un réseau de neurones, c'est pourquoi les signaux requièrent un pré-traitement qui le plus souvent consiste à appliquer une transformée de Fourier. Le signal transformé peut alors être échantillonné et présenté à l'entrée du réseau. Le réseau agit alors comme un classificateur et produit les informations qui caractérisent le signal.

Ces informations peuvent être la position, la taille, la nature du défaut. Sur cet aspect, les travaux de Challis *et al.* sont particulièrement intéressants et illustrent bien la performance des réseaux de neurones [BOR95], [CHA96], [TOD99]. Dans ces articles, la méthode d'inspection est basée sur les ondes de Lamb et est utilisée pour la détection du type de joints en époxie entre deux plaques d'aluminium.

2.2.4.2 Méthodes d'analyse et d'imagerie

La revue de la littérature nous a permis de connaître l'état d'avancement de la recherche dans le domaine de l'inspection non destructive par ondes ultrasonores de Lamb, en ciblant particulièrement l'aspect traitement des signaux. Dans notre travail de recherche, le cas de l'inspection par ondes de Lamb se limite aux réservoirs d'hydrogène métalliques compte tenu de la grande difficulté à générer des ondes de Lamb dans des matériaux composites avec le système expérimental dont nous disposons. Afin de faciliter le développement des méthodes de traitement de signaux, nous traitons des échantillons de plaques métalliques. La validation des méthodes proposées sera faite par comparaison avec les résultats obtenus avec d'autres méthodes d'analyse ou d'imagerie. Pour l'inspection de structures par ondes de Lamb, les méthodes retenues sont présentées brièvement ci dessous.

➤ Détection de pic dans un signal par une méthode directe:

Cette méthode très simple consiste à détecter l'amplitude maximale dans un signal temporel et d'en déterminer l'instant d'apparition afin d'évaluer le temps de vol de l'écho reçu. Cette technique peut faire appel à un processus de fenêtrage temporel et être jumelée avec des techniques de filtrage numérique et de moyenne pour limiter l'impact des bruits de perturbation sur le signal analysé.

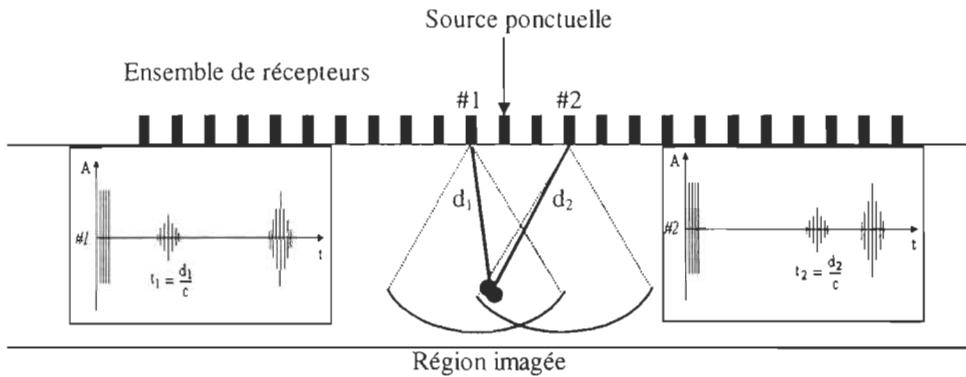


Figure 2.4 : Technique d'imagerie SAFT

➤ Méthode d'imagerie SAFT:

L'algorithme SAFT fait appel à une source ponctuelle d'excitation et un ensemble de récepteurs enregistrant le front d'onde qui contient l'information sur la source et sur l'onde diffusée (figure 2.4). Cet ensemble de récepteurs est en fait un unique récepteur en déplacement, le mode pulse-écho est aussi envisageable avec un seul transducteur ayant une ouverture de scan linéaire. Les temps de vol des réponses enregistrées et la vitesse de propagation dans le médium permettent de calculer la distance parcourue de chaque réponse. En se basant sur cette distance et les positions de la source et des récepteurs, des distributions secondaires de la source peuvent être reconstruites dans l'espace. Pour être plus précis, nous pouvons dire que le processus de reconstruction de l'image bidimensionnelle $\Omega(x, z)$ d'une hétérogénéité dans le plan x-z d'un système de coordonnées cartésiennes peut être écrite comme

$$\Omega(x, z) = \sum_{i=1}^{N_p} p \left(x_{R,i}, x_S; t = t_0 + \frac{1}{c} \left\{ \sqrt{(x - x_S)^2 + (z - z_0)^2} + \sqrt{(x - x_{R,i})^2 + (z - z_0)^2} \right\} \right) \quad (2.3)$$

où p est le front d'onde enregistré, x_S est la position fixe de la source, $x_{R,i}$ est la position du récepteur i à une des N_p positions le long de l'ouverture sur la surface d'inspection $z = z_0$ et c est la vitesse de l'onde dans le médium. L'information en un point est calculée

en sommant l'information provenant de chacun des récepteurs. Ce point est en fait un rectangle dont nous choisissons la dimension (plus il est de petites dimensions, plus le temps de calcul est long). La distance séparant le point en question et les récepteurs, combinée à la vitesse c du milieu, indique à quelle position dans le temps nous devons aller chercher l'information voulue dans le signal des récepteurs.

➤ Classification des soudures basées sur une représentation en transformée de Fourier:

Comme nous l'avons vu précédemment, l'évaluation de la qualité des soudures fait appel à un processus de classification, nous retenons l'utilisation d'un classificateur neuronal. La validation de la méthode que nous proposons sera faite de manière qualitative avec celle proposée dans [TOD99] basée sur la représentation en transformée de Fourier des signaux d'inspection. Les transformées de Fourier des signaux sont numérisées puis utilisées comme entrées du réseau de neurones agissant comme classificateur. La sortie du réseau, une fois entraîné, produit une classe d'appartenance du signal traité et informe sur la géométrie du joint. La comparaison de cette méthode et de celle que nous proposons pourra se faire qualitativement en termes de taux de classification et essentiellement de complexité du réseau de neurones utilisé et du temps d'apprentissage de ce dernier, compte tenu de la différence entre les applications.

2.3 Inspection par ondes de volume ultrasonores

2.3.1 Principe d'inspection

L'inspection non destructive par ondes ultrasonores de volume de compression est une méthode très couramment utilisée et la littérature est très prolixe à ce sujet [BRI85], [LAM95].

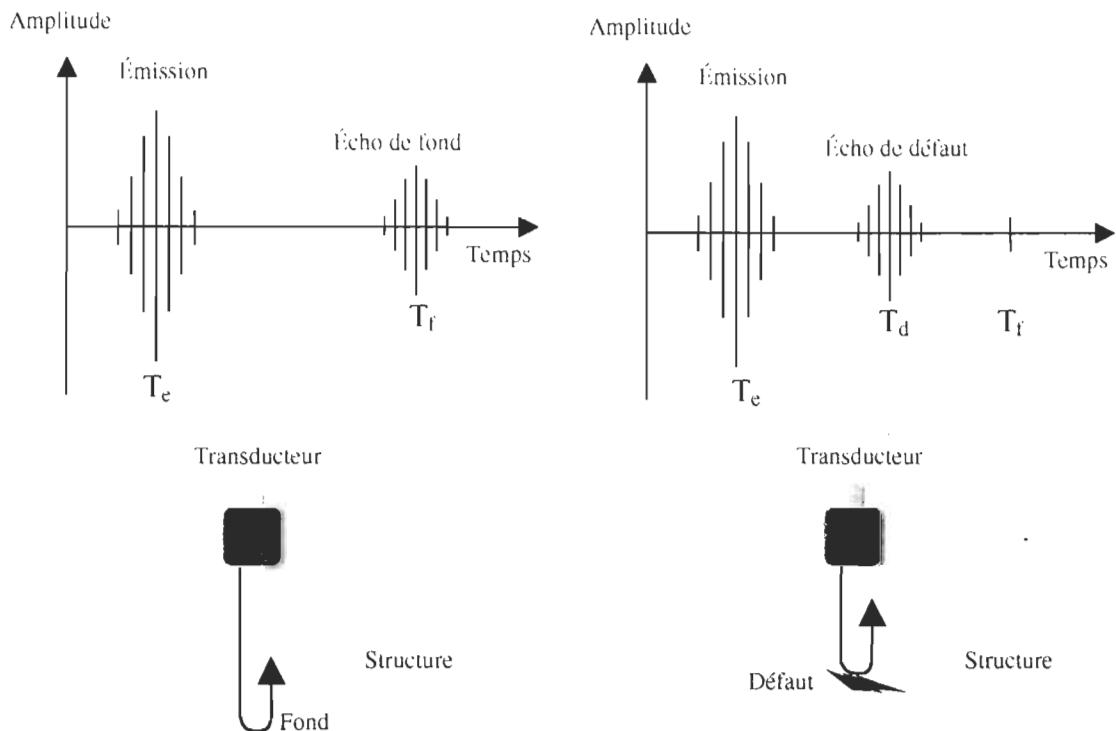


Figure 2.5: Principe de base d'une inspection par ondes de volume.

Dans cette section, nous ne présenterons donc que les principes fondamentaux nécessaires à la compréhension de la méthode pour la prise de mesures d'inspection. Nous n'entrerons pas dans les détails des phénomènes physiques des interactions entre les ondes ultrasonores et la structure dans laquelle elles se propagent, afin de limiter raisonnablement le contexte de recherche du présent travail qui concerne l'aspect traitement des signaux d'inspection. Tel que précisé précédemment, l'inspection par ondes de volume concerne les réservoirs d'hydrogène en matériaux composites pour le stockage sous forme liquide. La figure 2.5 illustre de manière très simple le principe de base d'une inspection par ondes de volume ultrasonores longitudinales en mode pulse-écho. L'impulsion ultrasonore en se propageant dans la structure à inspecter se réfléchit sur les obstacles présents, défauts, porosités ou fond, qui sont en fait des changements brusques de l'impédance acoustique et l'écho contient alors les informations d'inspection. Le retard entre l'écho et l'émission, T , est une fonction de distance entre le transducteur et le

réflecteur, D , selon [LAM95]

$$T = 2 \cdot \frac{D}{V} \quad (2.4)$$

où V est la vitesse de propagation de l'onde.

Dans un système d'inspection basé sur l'analyse des signaux issus de la propagation d'une onde ultrasonore de volume, une limitation est imposée quant à la possibilité de détection d'un défaut par plusieurs paramètres. Ces paramètres, directement liés au faisceau ultrasonore utilisé, agissent directement sur le rapport signal/bruit du signal reçu et doivent être pris en compte pour monter un système d'inspection fiable [BRI85]:

- Nature du défaut : - sa taille par rapport au diamètre du faisceau ; - sa géométrie (surfaces réfléchissantes planes ou irrégulières) ; - la régularité des surfaces car les rugosités sont responsables d'une dissipation de l'énergie réfléchie ; - la nature homogène ou hétérogène du matériau ; - l'élasticité du matériau car plus la vitesse de propagation est importante, plus la réflexion sur le défaut est élevée ; et la localisation du défaut car plus celui-ci est profond, plus l'amplitude reçue en écho est faible.

- Nature du faisceau : les transducteurs ultrasonores à faces planes (émettant des ondes planes) produisent un champ acoustique caractérisé par deux zones distinctes : - la zone de champ proche, située sous la face émettrice, présente une largeur de faisceau pratiquement constante ; - la zone de champ lointain dans laquelle le faisceau diverge et le rapport signal/bruit devient plus faible. Un champ acoustique sera dit focalisé si les fronts d'ondes dans la région du champ proche convergent vers un même point, le foyer. Le maximum d'amplitude se trouve alors en ce point où la largeur de la tâche focale est la

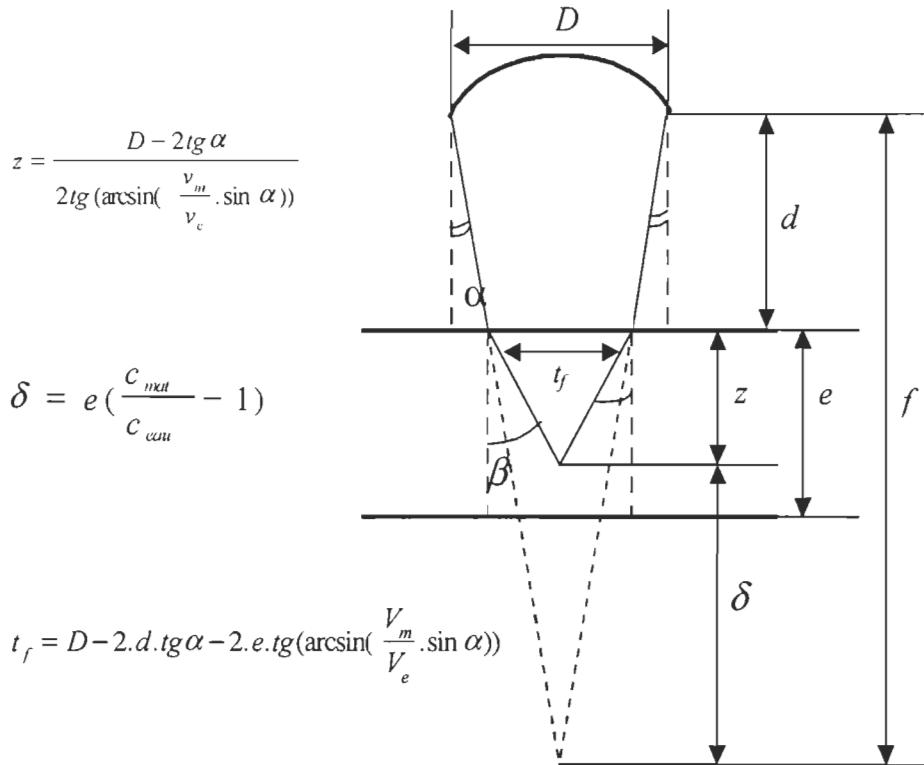


Figure 2.6 : Principe de la focalisation des ondes de volume.

plus faible. Le diamètre de la tache focale dépend du rapport distance focale / diamètre du transducteur (plus ce rapport est petit, plus le pouvoir focalisant est important, et plus le diamètre de la tache focale est faible). La distance de ce point à la surface du capteur est appelée distance focale. A partir du point focal, se trouve la zone de champ lointain et le faisceau diverge, voir la figure 2.6. La position du foyer de focalisation par rapport au défaut (avant, sur ou après) intervient directement sur le rapport signal/bruit et donc la résolution. Idéalement, la focalisation devrait se faire sur le défaut, ce qui est peu réaliste. Donc pour optimiser les chances de détection, il faut choisir entre une focalisation en deçà de la zone possible de défaut, soit en surface et ce sera au prix d'un rapport signal/bruit faible ou une focalisation au delà, soit sur le fond de la structure, mais c'est au détriment de la résolution [WEA89].

- Pas de balayage: Si le diamètre de la tâche focale est inférieur à celui du défaut, un pas de déplacement trop élevé du transducteur peut ne pas détecter un défaut, il faut donc que le diamètre de la tâche focale soit supérieur au pas de déplacement. Comme on ne peut pas vraiment augmenter le diamètre de la tâche focale ; c'est donc le pas de déplacement qui doit être inférieur au diamètre de la tâche focale.

2.3.2 Système expérimental d'inspection par ondes de volume

L'inspection non destructive des réservoirs d'hydrogène par ondes de volume est réalisée dans un bain d'immersion de grande dimension disponible dans les locaux de l'IRH. L'eau est le milieu de couplage nécessaire à la propagation des ondes ultrasonores. Actuellement nous disposons de deux transducteurs piézo-électriques, ce sont des transducteurs focalisés large bande émettant des impulsions brèves de fréquence centrale de l'ordre de 5 MHz et 10 MHz respectivement. Leur distance focale est de 50 mm et leur ouverture angulaire avoisine les 10 degrés pour un diamètre de 12.5 mm. Le banc d'essai, voir la figure 2.7, est équipé d'un système robotisé permettant d'une part le déplacement du transducteur et d'autre part le déplacement rotatif d'une structure cylindrique de grande taille. Le déplacement du transducteur piézo-électrique est assuré par un robot à six axes de liberté permettant un balayage rapide des structures inspectées. Le système est complété par un système de traitement des signaux et d'imagerie ARIUS II [TEK93].

2.3.3 Méthodes d'analyse des ondes de volume ultrasonores

2.3.3.1 Problématique engendrée par l'inspection des matériaux hétérogènes

Une méthode d'inspection par ondes de volume repose sur la détection des échos, ce qui fait appel à des méthodes d'analyse qui nous le verrons peuvent être faites dans le domaine du

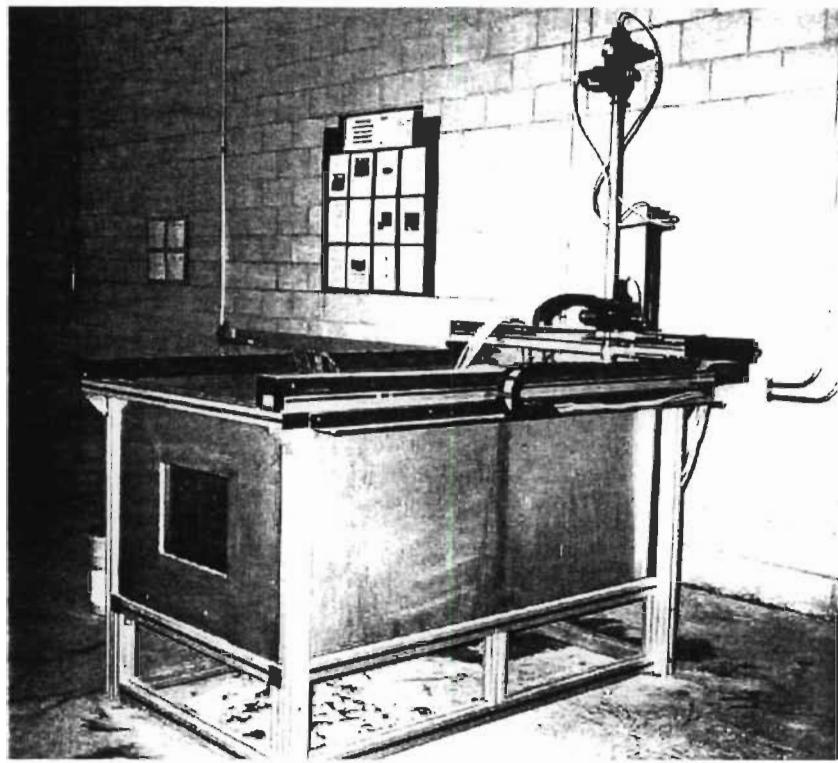


Figure 2.7: Système d'inspection par ondes de volume: bain à immersion et robot.

temps, des fréquences ou les deux simultanément. Dans une processus d'inspection ou de contrôle, l'objectif de l'analyse des signaux est l'obtention d'information sur l'intégrité de la structure inspectée. Cela revient à détecter dans un signal reçu par le transducteur les réflexions éventuellement induites par un défaut. Or ce signal à analyser est corrompu par un bruit, électrique ou autre, plus ou moins important. Dans le cas particulier d'une structure hétérogène, ce bruit a pour origine la nature elle-même de la structure, les différentes couches du matériau agissent chacune comme un réflecteur, produisant un fort niveau de bruit de structure, appelé aussi bruit de fond. Cette problématique peut-être décrite mathématiquement comme suit. Appelons $r(t)$ le signal reçu par le transducteur qui est composé d'une somme de plusieurs composantes [AUS90]: - l'écho de surface $e_s(t)$; - l'écho de fond ou de défaut aussi appelé écho cible $e_t(t)$; et le bruit de structure ou de fond $\eta(t)$, soit :

$$r(t) = e_s(t) + e_t(t) + \eta(t) \quad (2.5)$$

L'analyse des signaux revient alors à extraire l'écho cible et d'en déterminer l'origine. Les informations obtenues permettent de déterminer la position et éventuellement la nature d'un défaut détecté entre la surface et le fond de la structure. Dans le cas de l'inspection de matériau composite, la difficulté d'analyse des signaux et donc d'extraction de l'information cohérente dans ceux-ci est due d'une part aux réflexions du signal sur les différentes couches composant la structure, les fibres et, d'autre part, à l'atténuation de l'onde causée par la diffraction induite par ces fibres.

Il est peu probable qu'un ajustement des paramètres du système d'inspection puisse résoudre les problèmes de résolution et de rapport signal/bruit lors d'un processus d'inspection, à moins de connaître les caractéristiques du défaut à détecter. Ce qui bien sûr est peu réaliste. L'amélioration devra donc venir du développement et de l'application de méthodes sophistiquées de traitement de signal. Actuellement la tendance favorise deux grands types de méthodes, soient celles basées sur la déconvolution de signaux [CHE96b], [HUA94] et celles basées sur la diversité des fréquences (QFDT) qui sont proposées par exemple dans les travaux de Newhouse *et al.* [NEW82]. Nous pouvons citer la méthode du *Split Spectrum* (SSP) [SHA89], [BIL90], [AUS90] et ses dérivées telles que la méthode du *Cut Spectrum* (CSP) [ERI92]. Ces méthodes de traitement du signal dans le domaine des fréquences permettent d'éviter certaines difficultés liées au traitement dans le domaine du temps. La majorité de ces méthodes font appel à la transformée de Fourier des signaux pour fournir des informations dans le domaine des fréquences. Ce processus permet de distinguer les différents modes ou fréquences de propagation des ondes [BOR95]. Cependant, l'avènement des méthodes de transformation dans le domaine temps-fréquence ouvre de nouveaux horizons très prometteurs [ABB94], [CHE96], [MEY95]. 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. Dans le cas de l'interprétation des signaux ultrasonores d'une inspection non destructive, ces deux types informations sont indispensables pour évaluer une anomalie en termes de position et nature.

2.3.3.2 Méthodes d'analyse et d'imagerie

Une étude comparative des différentes méthodes d'analyse basées sur la diversité des fréquences a été réalisée au centre d'essai d'évaluation non destructive de l'IRH dans le cadre du projet de recherche [ZEL00]. Dans cet article, une revue des principales variantes de la méthode du *Split Spectrum* (SSP) est faite; dans le cadre de cette thèse, nous en présentons les principes de base. Cette technique de traitement des signaux vise à la séparation de l'information cohérente et de l'information non cohérente constituant le signal analysé. Selon la définition de la problématique, équation (2.4), il apparaît que la transformée de Fourier du signal analysé, le spectre, est constitué de la somme des contributions spectrales des différents échos, soient les échos de surface et cible, et du bruit. Il faut remarquer que le spectre de l'écho cible est nécessairement dans la bande passante du signal mesuré. Le principe du SSP repose sur la détermination d'un ensemble de signaux de diverses fréquences qui contiennent des informations cohérentes et incohérentes, c'est l'étape d'expansion; suivie d'un processus d'extraction qui vient dissocier les deux types d'information et ainsi décorrélérer le bruit [ZEL00]. L'expansion (figure 2.8) consiste à produire un ensemble de signaux à bande de fréquences étroite obtenus en multipliant le spectre du signal analysé par des fenêtres de type gaussiennes constituant une banque de filtres de largeur de bande constante et régulièrement distribués. Le résultat de chaque multiplication est appelé un *split-spectrum* qui est normalisé en amplitude et dont la transformée de Fourier inverse constitue un *split-signal*.

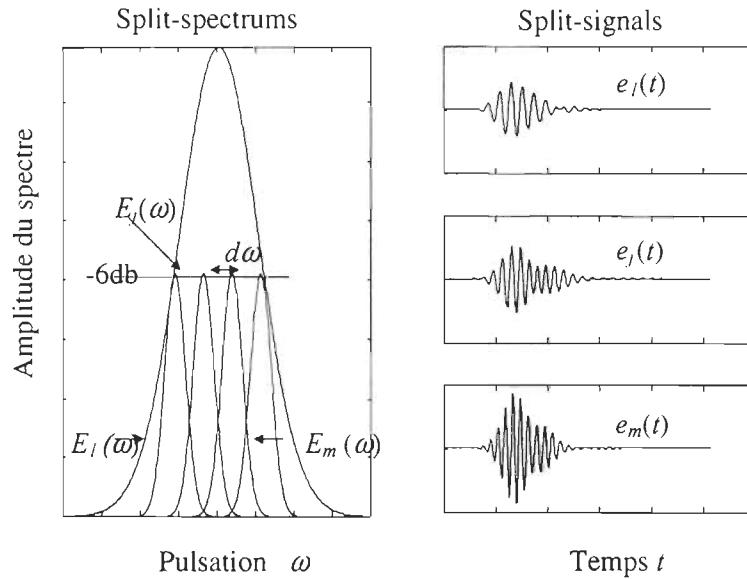


Figure 2.8: Principe de la méthode du *Split-spectrum*: mécanisme d'expansion.

L'extraction repose sur l'hypothèse selon laquelle l'écho cible est le fruit d'un phénomène d'interaction physique entre une onde ultrasonore et la cible (défaut ou fond) et donc, sous condition que le matériel n'est pas dispersif, cet écho est caractérisé par des propriétés invariables pour chaque fréquence de sa bande passante. Un écho apparaissant à un instant t doit nécessairement être détecté au même instant dans chacun des *split-signals*. Par contre, le bruit de structure est induit par des phénomènes d'interférences entre des ondes diffusées et donc son amplitude dépend de la fréquence, le bruit ne devrait donc pas apparaître de manière constante dans les *split-signals*. Autrement dit l'écho cible induit une information cohérente dans toute la banque de *split-signals* alors que le bruit de structure induit une information incohérente. Plusieurs méthodes d'extraction pour la recherche de cohérence dans les signaux existent et sont basées sur un processus statistique. L'extraction revient à éliminer ou minimiser l'information qui présente un comportement variant en fonction des fréquences à un instant t .

2.4 Inspection des réservoirs d'hydrogène

2.4.1 Spécificités de l'inspection non destructive des différents réservoirs d'hydrogène

L'inspection non destructive par techniques ultrasonores des réservoirs d'hydrogène présente des spécificités à plusieurs niveaux. En premier lieu, la géométrie des réservoirs d'hydrogène qui sont de forme complexe (cylindrique irrégulière) avec plusieurs soudures et ce quelque soit le type de réservoir complique l'inspection. Il faut ensuite prendre en compte la nature du ou des matériaux entrant dans la composition du réservoir.

Le cas des réservoirs à haute pression métalliques est plus simple car les métaux utilisés sont homogènes. Pour ce type de réservoir, une technique d'inspection par ondes de Lamb a été retenue et se pose alors une difficulté au niveau du traitement des signaux d'inspection. De manière très brève, rappelons que la propagation d'ondes de Lamb dans une structure présente des difficultés liées à la présence de plusieurs modes de propagation simultanés. Un phénomène de confusion de modes est généré et se traduit par des recouvrements de pics [ABB97],[CHA96]. Un autre aspect problématique vient de la méconnaissance des phénomènes physiques engendrés par l'interaction entre les ondes de Lamb et la structure en présence d'un défaut ou d'une soudure par exemple [TOD99]. La nature du transducteur utilisé pour la génération des ondes de Lamb, de type EMAT crée un obstacle supplémentaire car si les EMAT sont de bons récepteurs, ce sont aussi de bonnes antennes [MAX83]. Il est résulte un niveau de bruit électrique important qui peut aller jusqu'à noyer les pics d'information dans le signal analysé.

Le cas d'inspection des réservoirs cryogéniques en matériaux composites présente des difficultés dans le cas où le ou les matériaux composites sont hétérogènes. Les réservoirs cryogéniques que nous testons sont composés de deux coquilles emboîtées en matériaux

composites. La coquille interne est en polymère homogène, alors que la coquille externe est en matériau composite renforcé. C'est donc à ce niveau que se situe la difficulté d'inspection car le traitement de signaux d'inspection s'avère complexe en raison de la nature non homogène du matériau. Les matériaux hétérogènes sont susceptibles de présenter une multitude de réflexions en provenance des différentes couches parcourues par l'onde ultrasonore. Dans les cas d'un matériau multicoche, ces multiples réflexions créent des interférences entre les différentes contributions. Contrairement aux matériaux homogènes, où la réponse globale du matériau se limite à deux signaux distincts, le signal global résultant est composé de signaux successifs mal définis. Il peut être alors très difficile de situer le signal de fond, si ce n'est par sa position dans le temps. En plus du problème du bruit de structure, lié à l'hétérogénéité du milieu, le signal de fond est très faible du fait de la diffraction de l'onde par les fibres.

Pour compléter cette section, nous abordons un autre aspect qui devra être pris en compte dans le développement des méthodes de traitement des signaux d'inspection, soit les temps et complexité de calcul des méthodes. Ainsi, il serait intéressant de privilégier des méthodes relativement simples d'un point de vue algorithmique afin d'éviter des temps de traitement inadéquats avec une inspection en temps réel.

Les sections suivantes présentent les structures utilisées lors des différentes sessions de prises de mesure d'inspection. Compte tenu de la complexité des prises de données d'inspection lors de la manipulation des réservoirs d'hydrogène, nous avons travaillé sur des structures métalliques et en matériau composite beaucoup plus faciles à manipuler et contrôler. Les défauts à détecter sont artificiellement créés, ce qui signifie que leur position et leur forme sont connues. Pour le développement des méthodes de traitement de signal dédiées à l'inspection par ondes de Lamb, nous avons choisi des plaques métalliques (acier ou aluminium); pour le cas d'inspection par ondes de volume, des échantillons de coquille de réservoirs en composite ont

été utilisés. Nous posons l'hypothèse que des échantillons adéquatement choisis sont indispensables et s'avèrent satisfaisants, dans le cadre de ce travail, pour développer les méthodes d'analyse et d'interprétation des signaux ultrasonores d'inspection. L'inspection des réservoirs d'hydrogène est inscrite dans l'optique du projet de développement de méthodes d'inspection non destructive mené à l'IRH, mais dans le contexte du développement de méthodes de traitement de signal pour l'analyse des signaux ultrasonores d'inspection, les méthodes développées sont testées sur des échantillons plus aisés à manipuler.

2.4.2 Génération de données d'inspection dans des structures métalliques

Le premier volet de développement d'une méthode de traitement et d'interprétation des signaux ultrasonores a été axé sur le cas des structures métalliques en utilisant des ondes de Lamb générées à l'aide d'un EMAT. Plusieurs structures ont été testées et ont servi pour la prise de données expérimentales, chacune ayant des caractéristiques utiles pour le test de la méthodologie proposée. Des échantillons de plaques en acier et en aluminium ont été utilisés, leurs caractéristiques correspondent à celles des parois des réservoirs à haute pression.

2.4.2.1 Plaques en acier

Les plaques d'acier inspectées sont artificiellement dégradées par des défauts de différents types: fente, trou, traversant ou non la plaque. A noter que la détection des trous circulaires peut créer des problèmes de réception du signal réfléchi dépendant de l'angle d'incidence de l'onde sur l'arête circulaire du défaut. La taille des défauts est choisie de l'ordre du mm à quelques centimètres, l'épaisseur de la plaque choisie est de 1mm à 2mm. Les plaques sont inspectées en mode *pulse-écho* à l'aide d'un EMAT qui génère les ondes de Lamb. La présence d'un défaut se traduit par un signal d'écho capté par le transducteur en mode de

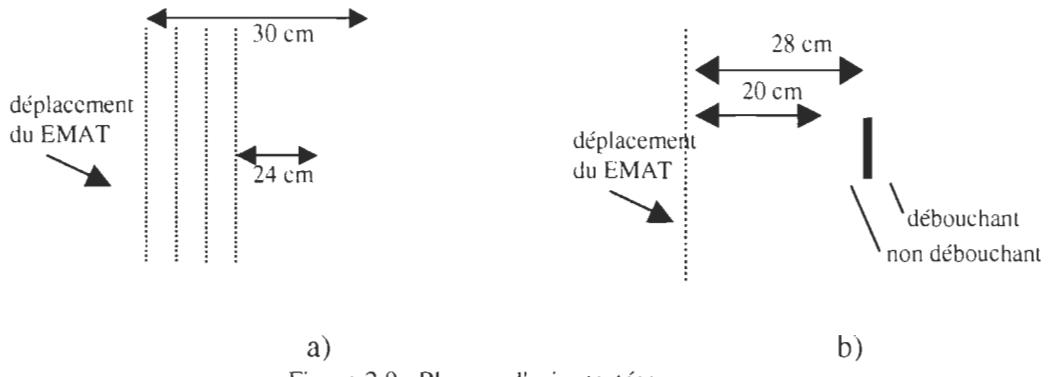


Figure 2.9: Plaques d'acier testées

réception. Une première plaque d'acier de dimension $1300 \times 350 \times 1 \text{ mm}^3$ possédant un bord découpé en créneaux a été utilisée (figure 2.9 a)). L'hypothèse est faite que les créneaux sont assimilables à des défauts traversants situés à différentes positions. Une deuxième plaque d'acier de dimensions $300 \times 700 \times 2 \text{ mm}^3$ possédant une première fente rectangulaire de dimensions $1 \times 40 \times 1 \text{ mm}^3$, suivie d'une deuxième fente traversant de $1,5 \times 40 \times 2 \text{ mm}^3$ distante de 80 mm de la première a été utilisée (figure 2.9 b)). Cette deuxième plaque nous permet d'analyser des signaux contenant deux échos émis successivement pas les deux défauts alignés.

2.4.2.2 Plaques d'aluminium soudées

Dans un travail préliminaire de test des soudures d'aluminium, une première structure utilisée est composée de deux plaques d'aluminium de 3mm d'épaisseur soudées par une soudure en aluminium. La soudure relativement grossière est de qualité variable avec une zone de bonne soudure, une zone de mauvaise soudure (électrode dans le bain de fusion), une zone de soudure contenant des impuretés (grains de sable) et une zone sans soudure (figure 2.10). Le développement d'une méthode de test de la qualité d'une soudure s'est par le suite fait sur des plaques d'aluminium soudées incluant des défauts types de soudage. Chaque plaque soudée est de dimension $305 \times 153 \times 1.5 \text{ mm}^3$. L'ensemble de plaques soudées a été réalisé au Centre de

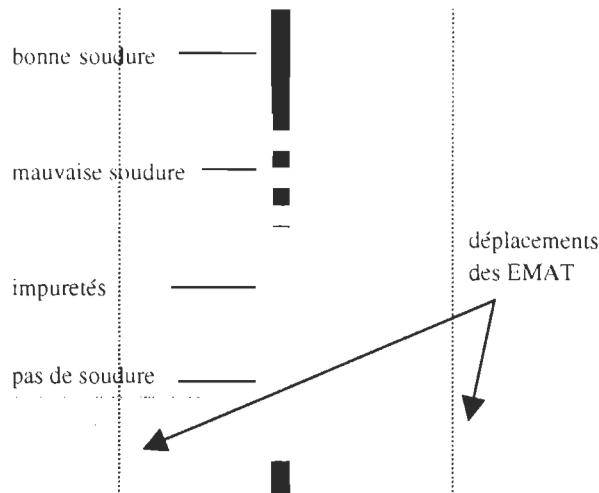


Figure 2.10: Plaques pour le test de la soudure d'aluminium

Recherche en Métallurgie de Trois-Rivières et la gamme de défauts à détecter comprend initialement 9 défauts de soudure. Nous disposons donc des échantillons de soudure suivants : - cordon régulier ; - cordon irrégulier ; - cordon excessivement large ; - manque de soudure (cordon non traversant) ; - absence de soudure; - présence de porosités ; - mauvais alignement des plaques ; - présence de cratères ; - présence de soufflures; - et soudure par projections. Afin de définir certains paramètres de caractérisation de ces soudures, nous avons utilisés les paramètres géométriques suivants (figure 2.11): - p_1 épaisseur de la calotte ; - p_2 épaisseur du cordon et; - q largeur du cordon.

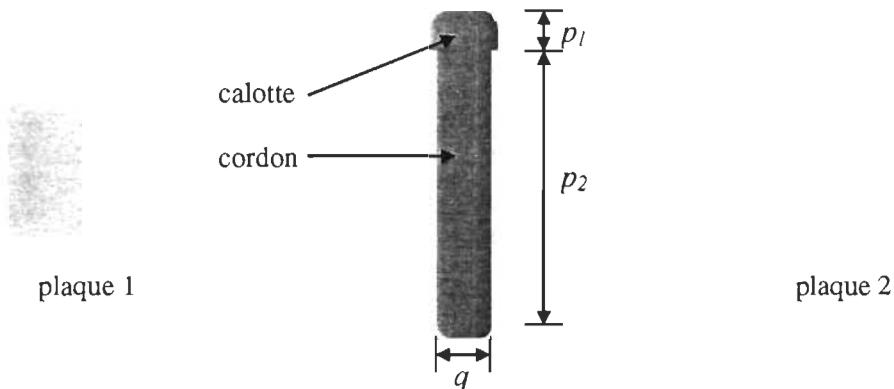


Figure 2.11 : Paramètres géométriques d'une soudure métallique.

2.4.3 Génération de données d'inspection dans des structures en matériaux composites

L'inspection des réservoirs d'hydrogène en matériaux composites est un des aspects les plus importants du projet de recherche d'inspection non destructive mené à l'IRH. Comme nous l'avons précisé précédemment, le choix d'une inspection par ondes de volume, en utilisant un bain d'immersion et un transducteur piézo-électrique a été posé. La structure des réservoirs cryogéniques que nous envisageons tester est composée de plusieurs coques de nature différente : la coque interne est en polymère non renforcé, c'est donc un matériau homogène; la coque externe est en matériau composite verre/époxyde renforcé par des fibres croisées 45/-45 d'épaisseur 3 mm, c'est un matériau hétérogène. Dans le cadre de ce travail, la méthode de traitement de signal développée pour l'inspection des structures en matériau composite est élaborée à partir des signaux d'inspection d'un échantillon de coquille externe. Les échantillons testés consistent en une demi coquille de rayon 465 mm dans laquelle des défauts circulaires non débouchant de diamètre de 1,5 à 4 mm et de profondeur de 1 à 2 mm sont créés artificiellement.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre sur les systèmes d'inspection non destructive par ultrasons, le contexte de développement des méthodes de traitement de signaux proposées dans le cadre du doctorat a été décrit. Dans une première partie, nous avons défini l'inspection non destructive de structures et situé l'importance des techniques d'inspection par ultrasons. Deux types d'ondes ultrasonores sont utilisés dans des applications d'inspection non destructive: les ondes de Lamb ou de plaque qui se déplacent en surface et les ondes volumique de compression qui se déplacent longitudinalement dans la profondeur de la structure. Une inspection par ondes de Lamb

s'adresse aux structures minces, elle présente l'avantage d'inspecter la structure sur toute la surface couverte par l'onde ultrasonore qui se propage. Le principal intérêt réside alors dans la possibilité d'une inspection rapide en comparaison avec une inspection matricielle par ondes de volume. Cependant la problématique d'utilisation de ce type d'ondes se pose à deux niveaux, d'une part la génération des ondes elles-mêmes et d'autre part l'analyse des signaux d'inspection générés.

Revenons sur l'aspect génération des ondes, tout d'abord une difficulté siège sur la possibilité de générer des ondes de Lamb dans des matériaux composites. Si la littérature propose des systèmes capables de générer des ondes de Lamb dans ce type de matériau en utilisant des capteurs piézo-électriques ou au laser, dans le cadre de notre travail, nous avons du renoncer à cette possibilité. Par contre, pour les structures minces métalliques, l'utilisation de transducteur de type EMAT nous permet de générer de manière efficace des ondes de Lamb tout en évitant les aléas de couplage des transducteurs piézo-électriques. Les EMAT ont l'avantage de générer des modes de propagation peu nombreux, mais le niveau de bruit sur les signaux reçus peut être très élevé. Le deuxième aspect de la problématique relève de l'analyse des signaux d'inspection, en fait une grande complexité d'interprétation tient dans la nature des signaux qui contiennent plusieurs modes de propagation simultanément, d'où un phénomène de confusion et de recouvrement de pics. Un fort niveau de bruit de perturbation, principalement électrique, est aussi à prendre en compte. Apparaît alors l'importance de disposer de méthodes performantes de traitement des signaux pour extraire les informations pertinentes permettant de détecter la présence de défauts dans la structure. Un défaut est une rupture dans la structure qui crée une réflexion, celle-ci est captée par le transducteur récepteur. Le traitement des signaux vise avant tout la détection de pics. Le cas des soudures est particulier car pour une onde ultrasonore une soudure est un changement de milieu, mais d'un point de vue contrôle, ce n'est

pas forcément un défaut. D'où l'idée de travailler sur l'aspect classification des types de soudures et la détection de défauts dans ces soudures. La problématique diverge un peu de la précédente en ce sens où des paramètres caractéristiques de la soudure doivent être extraits puis exploités afin de reconnaître le type de soudure ou de défaut.

La problématique de l'inspection par ondes de volume que nous tentons de résoudre réside principalement dans la difficulté d'extraire l'information cohérente dans des signaux entachés d'un fort bruit de structure. C'est le cas des structures en matériaux composites renforcés et dans lesquelles l'onde ultrasonore est très diffusée et atténuee par les fibres. Une étude des méthodes usuellement utilisées pour le traitement et l'élimination de ce bruit de structure, nous a permis de cibler les techniques basées sur la diversité des fréquences. Nous verrons que l'avenue des méthodes de traitement des signaux temps-fréquence s'avère très prometteuse pour traiter ce type de problème.

Finalement, l'aspect de la problématique lié à la génération des ondes de Lamb dans les structures nous a permis de définir les méthodes d'inspection retenues dans le cadre de ce travail. Les structures minces métalliques sont inspectées par ondes de Lamb à l'aide d'un EMAT. Quant aux structures en matériaux composites, elles sont inspectées par ondes de volume générées par un transducteur piézo-électrique avec couplage par immersion. Une fois la méthode d'inspection adoptée en fonction de la nature de la structure inspectée, nous pouvons aborder le développement des méthodes de traitement de signal dédiées à l'analyse et l'interprétation des signaux d'inspection.

3

Analyse par la transformée en ondelettes

3.1 Introduction

Ces deux citations de Yves Meyer permettent de saisir les fondements et l'impact de la théorie de l'analyse par les ondelettes en traitement du signal au cours de la dernière décennie:

« *L'analyse par ondelettes s'ajoute aux méthodes classiques d'analyse du signal. Elle met l'accent sur les caractéristiques importantes du signal et semble en outre correspondre à des réalités physiologiques du traitement des signaux acoustiques et lumineux chez l'homme [MEY87].*

« *Les bases d'ondelettes sont d'emploi universel: "tout ce qui vous tombe sous la main" que ce soit des fonctions ou des distributions est la somme d'une série d'ondelettes et à l'inverse de ce qui se passe pour les séries de Fourier, les coefficients de cette série traduisent de façon simple, précise et fidèle les propriétés de ces fonctions ou distributions [MEY90].*

Le principe de base sur lequel repose l'analyse par transformée en ondelettes est une

décomposition du signal analysé par des fonctions élémentaires, appartenant à une même famille de fonctions obtenues par translation, dilatation et contraction d'une fonction mère [MEY87],[TOR95]. Les ondelettes sont des fonctions tests, localisées de façon optimale à la fois en espace et en échelle, qui permettent d'extraire des informations positionnées à la fois dans l'espace (temps) et en échelle (fréquence). La transformée en ondelettes appartient au groupe des méthodes d'analyse multiéchelles, telles que la transformée de Fourier à fenêtre glissante, la transformée en cosinus. La propriété déterminante des ondelettes est leur capacité d'adapter la résolution temporelle à la taille de l'objet analysé. Le principal avantage d'utiliser une méthode de transformation par ondelettes plutôt qu'une méthode telle que la transformée de Fourier à fenêtre glissante est l'absence de processus de fenêtrage lors du calcul de la transformée en ondelettes.

L'analyse des signaux d'inspection non destructive par ultrasons par ondelettes est motivée par la capacité d'extraire des informations simultanément dans le temps et en fréquence. Les signaux de contrôle ultrasonores contiennent en effet des informations temporelles, par exemple le temps de vol entre l'impulsion émise et le premier écho, et fréquentielles. 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 multiéchelle permet de réaliser une cartographie de l'arrivée des différentes composantes en fréquence d'un signal, analysant simultanément de dernier dans l'espace 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. Le développement extraordinaire de l'analyse multiéchelle durant la dernière décennie nous permet maintenant de disposer d'une

théorie mathématique très élaborée à la base du développement d'outils et d'algorithmes de calculs très performants [CHE99]. Dans ce contexte, l'analyse de signaux par ondelettes est aujourd'hui une méthode accessible qui offre l'avantage d'avoir encore un grand champ d'applications potentielles.

Dans la suite de ce chapitre, un bref historique de l'analyse multiéchelle permettra de mieux comprendre les fondements de cette méthode d'analyse, puis le cas de l'analyse par la transformée en ondelettes orthogonales sera développé et finalement une revue de la recherche bibliographique axée sur l'analyse par ondelettes des signaux ultrasonores sera proposée.

3.2 L'analyse multiéchelle par ondelettes

3.2.1 Historique

Le traitement de signal

Le traitement de signal consiste à dégager des informations contenues dans un signal qui se déroule au cours du temps. De la fonction temporelle $s(t)$ qui décrit ce signal on peut facilement extraire des éléments de caractérisation tels que le commencement, la fin, la durée, les discontinuités... En revanche, une représentation temporelle ne renseigne pas sur la périodicité du signal, donc sur les fréquences [MEY87].

La représentation en fréquence des signaux

Ce type de représentation est utilisé pour répondre au problème précédent. Les séries de Fourier permettent de faire l'analyse des signaux périodiques. Un signal périodique est la superposition d'une onde sinusoïdale (de fréquence égale à la fondamentale) et de diverses harmoniques dont les fréquences sont des multiples entiers de la fondamentale [MEY87].

La transformée de Fourier est un outil d'analyse qui permet le traitement de signaux non périodiques. Le signal étudié est représenté par une superposition d'ondes de toutes les fréquences possibles. Les amplitudes associées à chaque fréquence représentent les importances relatives de chacune d'elle (calcul d'une intégrale de Fourier ou somme continue). Toutes les amplitudes forment une fonction de la fréquence appelée spectre continu des fréquences du signal. La transformée de Fourier du signal $s(t)$, notée $S(f)$, est donnée par la relation

$$S(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) e^{-2\pi f t} dt \quad (3.1)$$

La transformée de Fourier rapide (FFT) permet l'évaluation rapide de la transformée de Fourier discrète (DFT) en transformant le signal $x=\{x_0, x_1, \dots, x_{N-1}\}$ en spectre $X=\{X_0, X_1, \dots, X_{N-1}\}$ par la relation

$$X_k = \sum_{j=0}^{N-1} x_j e^{-2\pi j k / N} \quad (3.2)$$

Les inconvénients des transformées de Fourier sont que l'ordre temporel (instant) dans lequel apparaissent les différentes fréquences du signal n'apparaît pas et la décomposition du signal est faite par des fonctions sinusoïdales qui oscillent indéfiniment dans le temps.

La décomposition temps-fréquence

La représentation temps-fréquence d'une fonction permet d'établir un lien entre cette fonction analysée et une fonction de deux variables: le temps (ou la position) et la fréquence. Le plan temps-fréquence permet de donner une description à la fois temporelle et en fréquence du signal. La transformée de Fourier à fenêtre glissante ou transformée de Gabor repose sur le principe d'introduction, dans l'analyse de Fourier usuelle, d'une notion de localité spatiale ou temporelle en remplaçant la fonction analysée par un produit de celle-ci et d'une fenêtre

possédant les bonnes propriétés de localisation, puis en calculant la transformée de Fourier de ce produit. Cette opération est alors renouvelée sur des copies translatées de la fenêtre, il y a alors une analyse locale en tous points. Soit $g(t)$ la fenêtre et $f(t)$ la fonction analysée, le résultat est

$$\int_{\mathbb{R}} f(t)g(t-b)e^{-i\omega t} dt \quad (3.3)$$

Habituellement on utilise les coefficients

$$G_f(b, \omega) = \int_{\mathbb{R}} f(t)g(t-b)e^{-i\omega(t-b)} dt \quad (3.4)$$

qui forment la transformée de Gabor $G_f(b, \omega)$ de $f(t)$. En posant une fenêtre $g_{(b, \omega)}$ redéfinie à partir de $g(t)$, alors

$$g_{(b, \omega)}(t) = g(t-b)e^{i\omega(t-b)} \quad (3.5)$$

sont appelées ondelettes de Gabor ou Gaborettes.

Le principal inconvénient de ce type d'analyse est que la longueur de la plage est fixée une fois pour toutes (fenêtre) et des phénomènes dont les échelles de temps sont différentes ne peuvent pas être analysés simultanément.

L'analyse multiéchelle ou multirésolution par ondelettes

Cette méthode d'analyse ne privilégie aucune échelle particulière et généralise à toutes les échelles l'analyse locale des fréquences obtenues par la méthode de Gabor. La principale propriété cherchée et qui ne se trouve pas dans les ondelettes de Gabor est la capacité d'adapter la résolution temporelle à la taille de l'objet analysé. Une ondelette est une fonction ψ de moyenne nulle, dilatée par un paramètre d'échelle s et translatée de u [MAL98]:

$$\psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) \quad (3.6)$$

L'ondelette ψ , appelée ondelette mère produit une base orthonormée de fonctions appelées ondelettes filles ou plus simplement ondelettes. Les ondelettes sont de forme constante, de taille variable proportionnelle au paramètre de dilatation s . Elles sont de moyenne nulle, ce qui est à priori la seule contrainte quant au choix d'une ondelette, cependant elles doivent rester bien localisées en temps et fréquence [TRU98].

La transformée en ondelettes d'une fonction f à l'échelle s et à la position u est calculée par la corrélation de f avec l'ondelette correspondante:

$$Wf(u, s) = \int_{\mathbb{R}} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^*\left(\frac{t-u}{s}\right) dt = \langle f, \psi_{u,s} \rangle \quad (3.7)$$

où l'astérisque dénote le complexe conjugué.

Le terme $Wf(u, s)$ est appelé coefficient d'ondelettes à l'échelle s et la position u , son comportement est le suivant: (i) très petit dans les zones où le signal analysé est très régulier et donc peu corrélé avec l'ondelette, où encore lorsque la fréquence du signal est petite; (ii) grand si le fragment du signal analysé est très irrégulier, i.e. très court et de haute fréquence [MEY87]. Il est usuel de présenter le résultat d'une transformation en ondelettes dans un espace temps-fréquence dont l'abscisse représente le déplacement u (échelle du temps) et l'ordonnée l'échelle s (fréquence). Dans le cas d'une transformée en ondelettes discrète, on définit un pavé élémentaire dans cet espace temps-fréquence dont la dimension est liée au paramètre d'échelle s , ainsi la résolution temporelle est proportionnelle à s et la résolution en fréquence est inversement proportionnelle à s , voir la figure 3.1 [TRU98].

3.2.2 Types de transformée en ondelettes

Il existe plusieurs types de transformées en ondelettes et la classification est en général faite selon la famille d'appartenance des ondelettes. Les principaux critères de classification

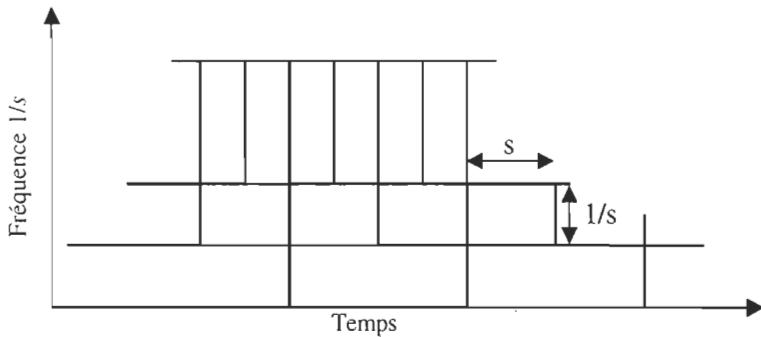


Figure 3.1: Espace temps-fréquence pour la transformée en ondelettes discrète.

sont la continuité, la redondance et la dimension des signaux traités, ainsi que le cas des transformées en paquets d'ondelettes. Succinctement, voici les principaux types de transformées en ondelettes [TRU98]:

➤ Transformées continues:

Ces transformées sont caractérisées par un facteur d'échelle s et un pas de translation u à valeurs réelles. Elles sont très redondantes car l'espace temps-fréquence est parcouru de manière continue et il est donc suranalysé, équation (3.7). En pratique, ce type de transformation est effectué par approximation.

➤ Transformées discrètes:

Un échantillonnage de l'espace temps-fréquence est effectué et permet une mesure du taux de redondance de la transformée. Sachant que dans l'expression $\psi\left(\frac{t-u}{s}\right)$ le pas de translation à l'échelle s est u/s et en posant $s = s_0^{-j}$ et $u = n u_0 s_0^{-j}$ avec $s_0, u_0 \in Z$, la transformation en ondelettes discrète est obtenue à partir de l'équation (3.7)

$$Wf(j, n) = s_0^{-\frac{j}{2}} \int_{\mathbb{R}} f(t) \psi(s_0^{-j}t - nu_0) dt \quad (3.8)$$

Si $s_0 = 2$ et $u_0 = 1$ alors la transformée est dite *dyadique*.

Il est important de noter que si la transformée est discrète, les ondelettes restent des fonctions continues. Les coefficients d'ondelettes sont dénombrables sur un intervalle de l'espace temps-fréquence. Les transformées discrètes peuvent être redondantes, telles que les trames d'ondelettes, ou non redondantes, telles que les transformées orthogonales et biorthogonales.

➤ Paquets d'ondelettes:

La transformée en ondelettes d'un signal peut être définie comme une analyse multirésolution en temps-fréquence qui consiste en une décomposition du signal dans des bases de fonctions d'échelle et d'ondelettes. Dans une transformée en ondelettes, les fonctions de base sont identiques pour chaque échelle, si ces fonctions changent à chaque échelle, on parle d'analyse par paquets d'ondelettes. Le résultat de cette analyse est une décomposition en sous-bandes de fréquences du signal. Ce type d'analyse présente une grande souplesse d'adaptation au signal analysé, mais ajoute une complexité certaine aux algorithmes de calculs. La figure 3.2 illustre particulièrement bien la différence entre l'analyse par ondelettes et l'analyse par paquets d'ondelettes. Nous notons V_j un sous

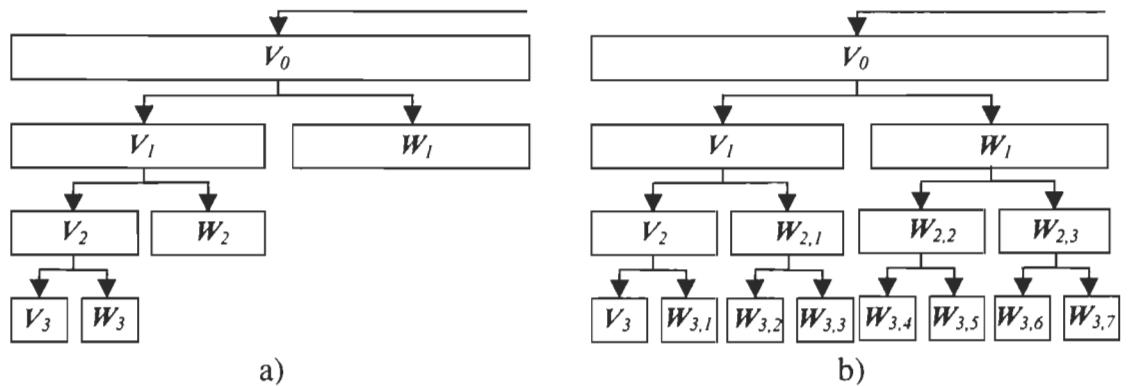


Figure 3.2: Schémas d'analyse multirésolution a) par ondelettes et b) par paquets d'ondelettes.

espace de projection de la fonction analysée ($V_j \in L^2(IR)$), et W_j le complément orthogonal de V_j dans V_{j-1} , c'est-à-dire que $V_{j-1} = V_j \oplus W_j$.

3.3 Transformée en ondelettes orthogonales

Deux algorithmes de calcul de la transformée en ondelettes discrète prédominent actuellement, soit l'algorithme à trous pour le cas d'une analyse multirésolution non orthogonale et l'algorithme de Mallat pour le cas d'une analyse multirésolution orthogonale ou biorthogonale [TRU98]. Rappelons que le principal avantage d'une analyse multirésolution orthogonale est la non redondance. Notre étude nous a mené à utiliser un algorithme de calcul rapide de la transformée orthogonale de Mallat [MAL98] dont une version performante programmée en MATLAB™ est disponible dans la bibliothèque de fonctions *WaveLab* [BUC95]. L'étude qui suit est limitée au cas de la transformée en ondelettes orthogonales dyadiques.

3.3.1 Bases théoriques

3.3.1.1 Espace d'approximation et espace de détails:

L'analyse multirésolution par ondelettes repose sur l'équation (3.7) qui permet de calculer la corrélation entre un signal analysé et une fonction analysante, appelée ondelette, à une échelle de résolution (ou d'approximation) s à la position u . D'un point de vue mathématique, l'analyse multirésolution, plutôt que de commencer à partir d'une ondelette mère $\psi(t)$, repose sur la définition d'une fonction de base $\phi(t)$ appelée fonction d'échelle. Cette fonction d'échelle $\phi(t)$ sert en quelque sorte de potentiel de génération de l'ondelette mère $\psi(t)$ [KAI94]. Tout comme une fonction d'ondelette, la fonction d'échelle $\phi(t)$ définit par translation et dilatation

une famille de fonctions $\phi_{j,n}(t)$ utilisées dans l'approximation du signal analysé à différentes échelles (fréquences) et positions (temps).

Cette introduction du concept de fonction d'échelle est fondamentale mais dans la littérature, les définitions varient, ce qui en complique la compréhension d'un point de vue théorique. Dans [TRO95], une ondelette est présentée comme un filtre passe-bande qui filtre finement le signal, alors que la fonction d'échelle associée est une agrégation d'ondelettes qui agit comme un filtre passe-bas et donc réalise une approximation plus grossière du signal. Cette définition rejoint celle proposée par [TRU98] selon laquelle l'analyse multirésolution est réalisée dans des espaces d'approximation à l'échelle 2^j $V_j \subset L^2(\mathbb{R})$ vérifiant $V_j \subset V_{j-1}$ dans lesquels une base orthonormée est générée par dilatation et translation d'une fonction d'échelle $\phi(t)$. Un espace des détails, constitué des sous-espaces W_j , vient alors compléter l'analyse. Le sous ensemble W_j est le complément orthogonal de V_j dans V_{j-1} , c'est-à-dire $V_{j-1} = V_j \oplus W_j$, dans lequel est définie une base orthonormée engendrée par dilatations et translations d'une fonction ondelette $\psi(t)$. Les détails à l'échelle 2^j d'un signal analysé, correspondant aux coefficients d'ondelettes, sont contenus dans la projection sur la base de W_j , voir la figure 3.2a.

3.3.1.2 Projections sur les fonctions d'échelle et sur les fonctions ondelettes:

Sous hypothèse que les signaux à analyser sont dyadiques, la famille de fonctions d'échelle obtenues par dilatation et translation de la fonction d'échelle $\phi(t)$ selon l'équation (3.9) forme une base orthonormée du sous-espace de projection V_j , pour tout $j \in \mathbb{Z}$ [MAL98]:

$$\phi_{n,j}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \phi\left(\frac{t-n}{2^j}\right) \quad (3.9)$$

L'approximation de la fonction analysée f à l'échelle 2^j est définie par une projection

orthogonale de f sur les fonctions d'échelle $\phi_{j,n}(t)$ dans l'espace de projection V_j selon

$$P_{V_j} f = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \langle f, \phi_{j,n} \rangle \phi_{j,n} \quad (3.10)$$

où $\langle f, g \rangle$ est le produit scalaire des fonctions f et g . L'espace V_j contient toutes les approximations possibles de f à l'échelle 2^j .

Dans l'équation (3.10), on note le produit scalaire $a_j(n) = \langle f, \phi_{j,n} \rangle$ qui représente une approximation discrète de f à l'échelle 2^j , et

$$a_j(n) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \phi\left(\frac{t - 2^j n}{2^j}\right) dt = f * \bar{\phi}_j(2^j n) \quad (3.11)$$

$$\text{où } \bar{\phi}_j(t) = \sqrt{2^j} \phi(2^{-j} t)$$

L'approximation discrète $a_j(n)$ représente le signal f filtré par un filtre passe-bas et échantillonné à des intervalles 2^j . C'est pourquoi, chaque fonction d'échelle $\phi(t)$ générant une base orthogonale sur chaque sous-espace V_j est spécifiée par un filtre numérique appelé filtre miroir conjugué, noté $h(n)$.

La propriété de causalité de l'analyse multirésolution impose que $V_j \subset V_{j-1}$ et en particulier $\frac{1}{\sqrt{2}} \phi\left(\frac{t}{2}\right) \in V_1 \subset V_0$. Comme $\{\phi(t-n)\}_{n \in \mathbb{Z}}$ est une base orthogonale de V_0 alors

$$\frac{1}{\sqrt{2}} \phi\left(\frac{t}{2}\right) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h(n) \phi(t-n) \quad (3.12)$$

où

$$h(n) = \left\langle \frac{1}{\sqrt{2}} \phi\left(\frac{t}{2}\right), \phi(t-n) \right\rangle \quad (3.13)$$

Les approximations de f aux échelles 2^j et 2^{j-l} étant respectivement égales à leurs projections sur V_j et V_{j-l} et comme $V_j \subset V_{j-l}$, on peut définir le complément orthogonal W_j de V_j dans V_{j-l} par $V_{j-l} = V_j \oplus W_j$ et

$$P_{V_{j-l}}f = P_{V_j}f \oplus P_{W_j}f \quad (3.14)$$

Le complément $P_{W_j}f$ contient les détails de f apparaissant à l'échelle 2^{j-l} mais disparaissant à l'échelle plus grossière 2^j . On peut donc ainsi construire une base orthonormée $\{\psi_{n,j}(t)\}_{n \in \mathbb{Z}}$ de W_j l'échelle 2^j par translation et dilatation d'une ondelette $\psi(t)$ telle que

$$\psi_{j,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi\left(\frac{t - 2^j n}{2^j}\right) \quad (3.15)$$

De la même manière que le filtre numérique $h(n)$ est associé à la fonction d'échelle $\phi(t)$, équation (3.13), un filtre numérique $g(n)$ est associé à l'ondelette $\psi(t)$, tel que

$$g(n) = \left\langle \frac{1}{\sqrt{2}} \psi\left(\frac{t}{2}\right), \phi(t-n) \right\rangle \quad (3.16)$$

et

$$\frac{1}{\sqrt{2}} \psi\left(\frac{t}{2}\right) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} g(n) \phi(t-n) \quad (3.17)$$

La relation entre les deux filtres numériques est alors

$$g(n) = (-1)^{1-n} h(1-n) \quad (3.18)$$

La projection orthogonale du signal f sur les fonctions d'ondelettes $\psi_{n,j}(t)$ dans le sous-espace de détails W_j est obtenue par

$$P_{W_j}f = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \langle f, \psi_{j,n} \rangle \psi_{j,n} \quad (3.19)$$

Le développement d'un signal f dans une base d'ondelettes orthogonales correspond à la concaténation des détails à toutes les échelles 2^j allant de 0 à $+\infty$

$$f = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} P_{W_j} f = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \langle f, \psi_{j,n} \rangle \psi_{j,n} \quad (3.20)$$

3.3.1.3 Algorithme de Mallat: [MAL98]

Cet algorithme de calcul rapide de la transformée en ondelettes orthogonales repose sur l'utilisation d'une banque de filtres numériques. Le principe de base est le suivant: un signal discret $f(n)$ est décomposé en deux signaux $a(n)$ et $d(n)$, de dimension égale à la moitié de la dimension de $f(n)$, par filtrage et sous-échantillonnage.

Soit $f(t)$ le signal à analyser défini par

$$f(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} a_0(n) \phi(n-t) \in V_0 \quad (3.21)$$

et $a_0(n)$ est le signal discret dont on cherche les coefficients d'ondelettes orthogonales. La famille $\{\phi_{n,j}(t)\}_{n \in \mathbb{Z}}$ étant orthonormée

$$a_0(n) = \langle f(t), \phi(t-n) \rangle = f * \bar{\phi}(n) \quad (3.22)$$

et les coefficients d'ondelettes discrets de a_0 sont les coefficients d'ondelettes de f

$$d_j(n) = \langle f, \psi_{j,n} \rangle \quad (3.23)$$

les coefficients $d_j(n)$ sont non nuls pour $j > 0$ car $f \in V_0$.

Une transformée en ondelettes rapide décompose successivement chaque approximation $P_{V_j} f$ en une approximation plus grossière $P_{V_{j+1}} f$ plus les coefficients d'ondelettes contenus dans $P_{W_j} f$, équation (3.14). Il est de plus possible de reconstruire chaque $P_{V_j} f$ à partir de

$P_{V_{j+1}} f$ et $P_{W_j} f$. Puisque $\{\phi_{n,j}(t)\}_{n \in \mathbb{Z}}$ est une base orthonormée de V_j , $P_{V_j} f$ est caractérisée par

$$a_j(n) = \langle f, \phi_{j,n} \rangle \quad (3.24)$$

Les équations (3.23) et (3.24) permettent de calculer la décomposition en ondelettes et la reconstitution par des convolutions discrètes. On note $\bar{x}(n) = x(-n)$ et

$$\check{x}(n) = \begin{cases} x(p) & \text{si } n = 2p \\ 0 & \text{si } n = 2p + 1 \end{cases} \quad (3.25)$$

(i) Décomposition

$$a_{j+1}(p) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h(n - 2p) a_j(n) = a_j * \bar{h}(2p) \quad (3.26)$$

$$d_{j+1}(p) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} g(n - 2p) a_j(n) = a_j * \bar{g}(2p) \quad (3.27)$$

(ii) Reconstitution

$$a_j(p) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h(p - 2n) a_{j+1}(n) + \sum_{n=-\infty}^{+\infty} g(p - 2n) d_{j+1}(n) \quad (3.28)$$

Le calcul des a_{j+1} et d_{j+1} est présenté à la figure 3.3. Le filtre \bar{h} coupe les plus hautes fréquences de la séquence a_j alors que le filtre \bar{g} est un filtre passe-haut qui collecte ces hautes

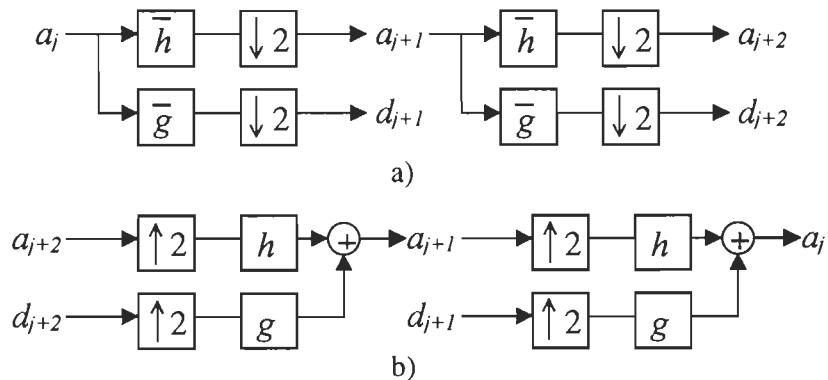


Figure 3.3: a) Transformée en ondelettes orthogonales rapide par filtres numériques en cascade et sous-échantillonnage par 2 et b) transformée en ondelettes orthogonales inverse.

fréquences. L'équation de reconstitution est une interpolation qui insère des zéros pour compléter a_{j+1} et d_{j+1} et filtrer ces signaux.

Finalement, la transformée en ondelettes orthogonale est formée des coefficients d'ondelettes aux échelles $1 \leq 2^j \leq 2^J$ plus l'approximation résultante à l'échelle la plus grossière 2^J :

$$\left[\{d_j\}_{1 \leq j \leq J}, a_J \right] \quad (3.29)$$

calculés à partir de a_0 par itération des équations (3.26) et (3.27) pour $0 \leq j < J$. Le signal original a_0 peut être reconstitué à partir de sa transformée en ondelettes par itérations de l'équation (3.29) pour $J > j \geq 0$.

Remarque sur la notation:

Le calcul de la transformée en ondelettes orthogonales des signaux à analyser est faite en utilisant la bibliothèque de fonctions de *WaveLab* [BUC95]. Afin d'uniformiser la notation avec l'algorithme de Mallat [MAL98], nous avons apporté quelques modifications à la notation utilisée. En fait une inversion de l'ordre des éléments concaténés pour produire la transformée en ondelettes d'un signal $f(n)$, équation (3.29), est introduite. L'approximation en détails de $f(n)$, soit les coefficients d'ondelettes, à l'échelle 2^j est notée par le vecteur \mathbf{d}_j . La transformée en ondelettes de $f(n)$ consiste en une concaténation de toutes les approximations à toutes les échelles $1 \leq 2^j \leq 2^J$ plus l'approximation résultante à l'échelle la plus grossière 2^J et est notée

$$Wf = \left[\mathbf{a}_J^T \mathbf{d}_J^T \mathbf{d}_{J-1}^T \cdots \mathbf{d}_1^T \cdots \mathbf{d}_0^T \right]^T, \dim(Wf) = 1 \times N \quad (3.30)$$

avec $N = \dim(f(n))$, $\dim(\mathbf{a}_J) = 1 \times N/2^J$ et $\dim(\mathbf{d}_j) = 1 \times N/2^j$ pour $0 < j \leq J$.

Un coefficient d'ondelette spécifique de la transformée en ondelettes de $f(n)$ à l'échelle 2^j et à la position k est noté $d_j(k)$ avec $1 \leq k \leq N/2^j$.

3.3.2 Représentations graphiques de la transformée en ondelettes d'un signal

La transformée en ondelettes d'un signal, notée Wf , est constituée par un ensemble de coefficients, qui traduisent le niveau de corrélation entre le signal analysé $f(t)$ et une ondelette à l'échelle (fréquence) s et la position (temps) u , voir équation (3.7). Considérons le signal original de la figure 3.4 a) contenant de multiples composantes en fréquence, on notera particulièrement la forme du signal aux échantillons compris dans les intervalles 50-70 et 220-240 où des composantes basses fréquences sont évidentes. Le résultat d'une transformation par ondelettes est représenté dans un espace temps-fréquence dont l'abscisse est le déplacement u (échelle du temps) et l'ordonnée est l'échelle s (fréquence). Le niveau de gris du point (u,s) indique alors la valeur du coefficient d'ondelettes au point considéré. Un exemple de ce type de représentation est proposé à la figure 3.4 b). Les pavés de couleur très claire traduisent les composantes basses fréquences notées précédemment autour des échantillons 60 et 230.

Dans la littérature, la transformée en ondelettes d'un signal est très souvent représentée sous cette forme, or cela ne répond pas toujours ce que l'on veut, par exemple il est possible de

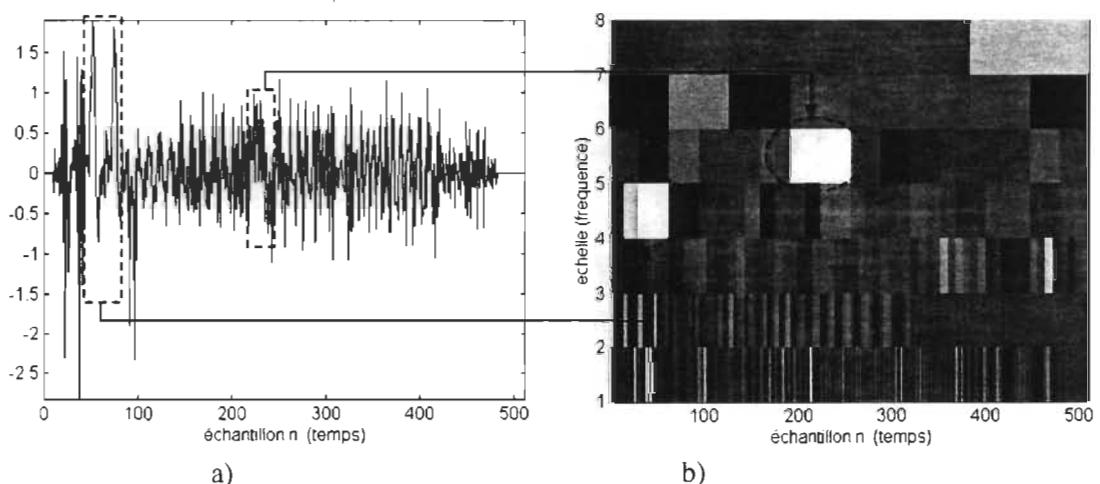


Figure 3.4: a) Signal analysé et b) représentation de sa transformée en ondelettes dans un espace temps-fréquence.

travailler directement avec les coefficients d'ondelettes. D'autres représentations sont donc intéressantes, ainsi une représentation par points des coefficients d'ondelettes pour chaque échelle de décomposition (échelle 2^j pour $1 \leq j \leq J$), soient les vecteurs \mathbf{d}_j , peut être plus significative lors de la phase d'interprétation, voir la figure 3.5 a), correspondant au signal de la figure 3.4 a). Les deux composantes basses fréquences sont détectées dans les quatrième et cinquième niveaux d'approximation (indices -5 et -4 de l'échelle des fréquences). Ce type de représentation est utilisé dans nos méthodes d'interprétation de transformées en ondelettes des signaux ultrasonores.

Une autre représentation possible de la transformée en ondelettes d'un signal est basée sur la reconstitution du signal analysé à partir des coefficients d'ondelettes pour chaque échelle d'approximation. La transformée en ondelettes du signal produit plusieurs approximations du signal pour des niveaux de résolution (échelles) différents. Ce type de représentation est très utile en filtrage par ondelettes, un exemple est proposé à la figure 3.5 b), correspondant au signal de la figure 3.4 a). Les deux composantes basses fréquences sont représentées par un taux d'ondulation (dégradés de gris) important aux échelles des fréquences 5 et 6.

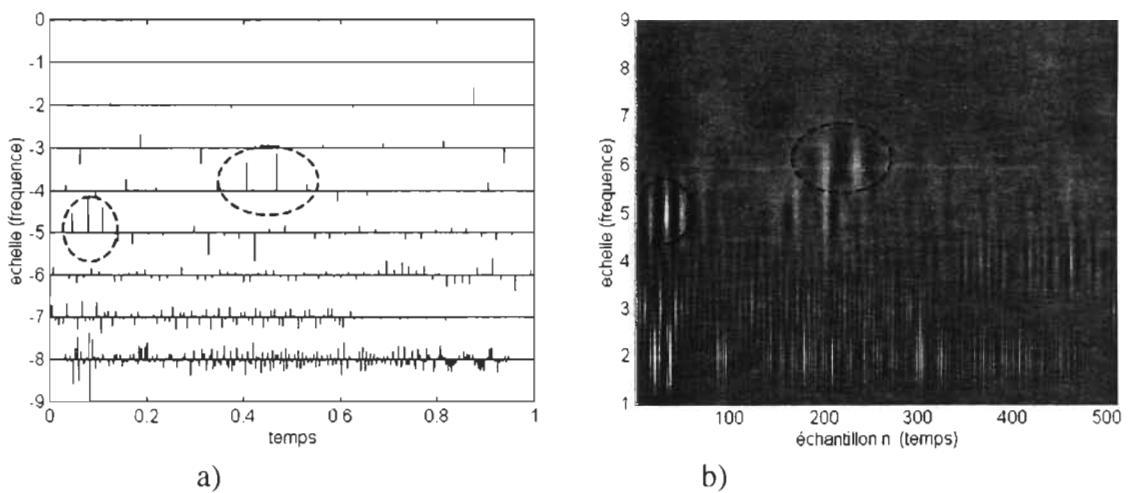


Figure 3.5: a) Représentation des coefficients d'ondelettes orthogonales et b) représentation dans un espace temps-fréquence des signaux reconstitués pour chaque échelle d'approximation

3.4 L'analyse par ondelettes de signaux ultrasonores

3.4.1 Pourquoi la transformée en ondelettes?

Dans le chapitre 2, traitant des méthodes d'inspection non destructive par ultrasons, nous avons vu que les méthodes d'analyse des signaux et d'imagerie sont en général basées sur la représentation temporelle des signaux ou sur leur représentation spectrale dans le domaine des fréquences. Dans ce dernier cas, la transformée de Fourier est l'outil de traitement du signal utilisé pour l'analyse. Il est évident que le choix de l'un ou l'autre domaine d'analyse dépend fortement de la complexité des signaux à traiter, ainsi des signaux ayant une faible rapport signal/bruit se traitent généralement bien dans le domaine temporel. La méthode du SAFT originale, par exemple, est une méthode d'imagerie dans le domaine temporel. Les méthodes simples d'analyse basées sur la détection de la position des pics dans les signaux ou le temps de vol sont aussi des méthodes temporelles. Toutes ces méthodes ne requièrent que la représentation temporelle des signaux et sont relativement simples à mettre en pratique.

Le cas de signaux de mesure ayant un niveau de bruit non négligeable ne peut pas être traité par des méthodes temporelles en raison de la difficulté à détecter les pics qui représentent l'information, dans les signaux. À noter cependant qu'une technique basée sur le moyennage peut fournir des résultats intéressants. Si ce n'est pas suffisant, des méthodes basées sur les transformations dans le domaine des fréquences des signaux, spectres, sont très intéressantes car une partie du bruit peut être éliminée. En général l'hypothèse que les fréquences du bruit et de l'information cherchée sont suffisamment séparées pour se prêter à un processus de fenêtrage ou de filtrage est requise. Les méthodes d'analyse des signaux à fort niveau de bruit sont principalement basées sur un filtrage; la version filtrée du signal est ensuite utilisée dans le processus de détection de pics dans le domaine temporel.

Pour traiter des cas plus complexes où le bruit est fortement corrélé au signal, des méthodes sophistiquées d'analyse dans le domaine des fréquences ont été développées. Ce type de difficulté est principalement rencontré dans le cas de signaux d'inspection de matériaux hétérogènes diffractants. Ces méthodes, regroupées sous le nom de méthodes de la diversité en fréquences ou spectrale, sont très efficaces mais relativement complexes. De plus, elles requièrent une transformation inverse pour une analyse temporelle des signaux filtrés.

La suite logique consiste à travailler simultanément dans les deux domaines en exploitant une représentation des signaux dans le domaine temps-fréquence. Cette possibilité est tout à fait envisageable grâce à l'avènement, au cours de la dernière décennie, des techniques d'analyse multiéchelles, telles que la transformée en ondelettes des signaux. La transformée en ondelettes ou toute autre méthode de transformation dans le domaine temps-fréquence, se présente alors comme une alternative intéressante à la transformée de Fourier. À la figure 3.6, nous proposons une comparaison entre la représentation dans le domaine des fréquences d'un signal ultrasonore par la transformée de Fourier et la représentation par transformée en ondelettes orthogonales du même signal. Nous voyons clairement l'avantage de conserver simultanément l'information temporelle et fréquentielle. La transformée en ondelettes permet de détecter les composantes fréquentielles du signal tout en conservant l'ordre d'apparition de ces composantes [STA97]. Cette caractéristique ouvre alors la possibilité d'exploiter directement les coefficients d'ondelettes dans le domaine temps-fréquence, sans appliquer de transformation inverse pour travailler par la suite sur des signaux filtrés.

3.4.2 Problématique posée par l'utilisation de la transformée en ondelettes

3.4.2.1 Calcul de la transformée en ondelettes

Un des premiers aspects de la problématique d'utilisation d'une transformée en ondelettes

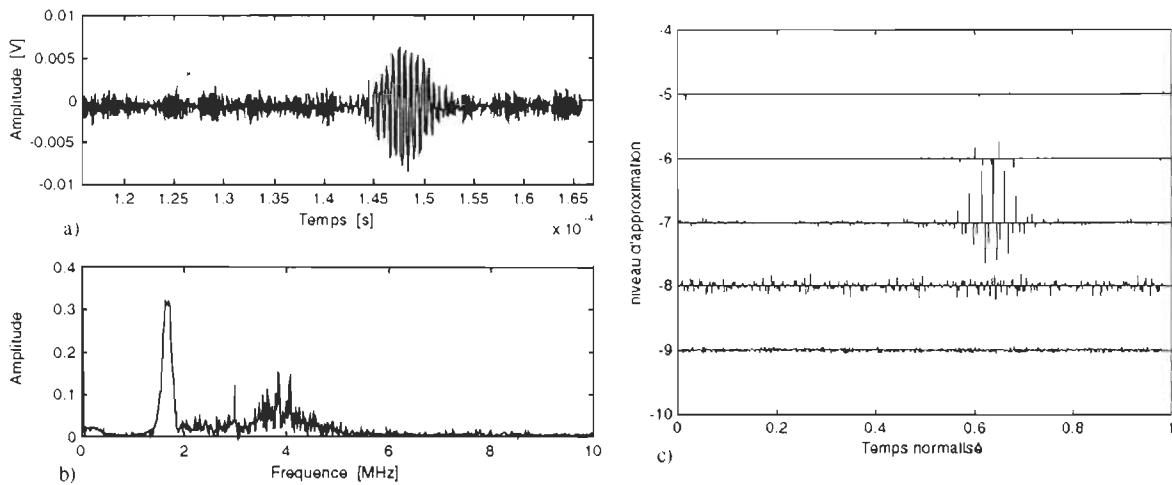


Figure 3.6: a) Signal ultrasonore, b) transformée de Fourier du signal (spectre) et c) transformée en ondelettes orthogonales du signal.

est de disposer d'un algorithme de calcul de la transformée en ondelettes bien adapté aux signaux traités. La théorie mathématique sur laquelle repose la transformation en ondelettes est très complexe et les algorithmes de calculs sont souvent difficiles à mettre en pratique. Si on revient à ce que nous avons présenté en début de ce chapitre, un choix raisonnable consiste à utiliser une transformée en ondelettes orthogonales. Elle présente l'avantage d'être non redondante et relativement simple à mettre en œuvre grâce au développement des algorithmes de calcul tels que l'algorithme à trou ou l'algorithme de Mallat. Il ne faut cependant pas négliger le fait qu'avec ces algorithmes, le calcul de la transformée en ondelettes est basé sur un processus de sous échantillonnage des signaux et une division des fréquences dyadique qui peuvent à l'occasion faire perdre de la précision sur les fréquences et les positions des composantes fréquentielles dans les signaux. Cet inconvénient peut être palier en utilisant une transformée en ondelettes continues, mais qui est redondante ou une transformée en paquets d'ondelettes qui est d'une complexité arithmétique importante [MAL98]. Dans ce travail de recherche, il apparaît que la transformée en ondelettes orthogonales des signaux ultrasonores

est un outil d'analyse performant et donc sa simplicité arithmétique, et sa rapidité de calcul en font un choix éclairé.

3.4.2.2 Choix de l'ondelette mère

Une autre difficulté a trait au choix de l'ondelette utilisée pour le calcul de la transformée en ondelettes. Rappelons que la transformée en ondelettes d'un signal est composée des coefficients d'ondelettes obtenus par la corrélation entre le signal et une ondelette, à une certaine position et une certaine échelle des fréquences. De manière naturelle, il semble logique de choisir une ondelette analysante qui soit de forme la plus proche possible de l'information cherchée dans le signal analysé [ABB94]. En d'autres termes, si dans un signal une impulsion ultrasonore d'une certaine fréquence est à détecter, il serait logique d'utiliser cette même impulsion comme ondelette; ainsi le coefficient d'ondelettes généré par la corrélation entre cette ondelette et l'impulsion dans le signal serait maximum. Malheureusement, le choix de l'ondelette ne répond pas à un tel critère car les ondelettes sont des fonctions particulières qui doivent vérifier des propriétés mathématiques telles que la moyenne nulle et l'orthogonalité dans le cas d'une transformée en ondelettes orthogonales. Actuellement, le nombre d'ondelettes analysantes possibles est relativement restreint et dans la majorité des cas, le choix se fait entre une dizaine d'ondelettes. Parmi les plus connues et utilisées, nous pouvons citer l'ondelette de Haar, l'ondelette de Morlet aussi appelée le chapeau mexicain, l'ondelette de Coifman (Coiflettes), l'ondelette de Lemarié, les symmlettes et les ondelettes de Daubechies, certaines de ces ondelettes sont représentées à la figure 3.7.

En nous basant sur l'hypothèse selon laquelle il est souhaitable de calculer une transformée en ondelettes en utilisant une ondelette de forme la plus proche possible de l'information cherchée, notre choix s'est porté sur une ondelette de Coifman. Une étude simple

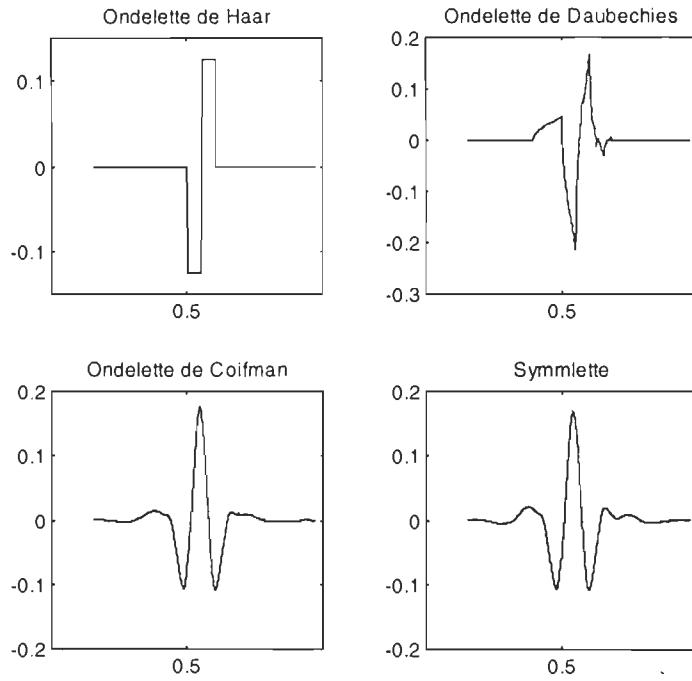


Figure 3.7: Exemples d'ondelettes mères

faite en utilisant différentes ondelettes pour le calcul de la transformée en ondelettes d'un même signal nous a permis de valider ce choix. La transformée en ondelettes de Coifman nous a semblé produire la meilleure représentation temps-fréquence du signal en terme de résolution de la position et l'amplitude des coefficients d'ondelettes associés aux pics ultrasonores. Une fois le type d'ondelette choisi, il faut aussi évaluer le nombre de points de l'ondelette (dimension de l'ondelettes, en général de l'ordre de 10 à 20) permettant une bonne représentation du signal dans le domaine temps-fréquence.

Dans [ABB97], la transformée en ondelettes est calculée en utilisant une ondelette de Morlet dont la forme est relativement proche de l'ondelette de Coifman. Alors que dans [STA97], la transformée en ondelettes est calculée en utilisant des ondelettes de Daubechies. Dans le cas où une représentation temporelle du signal est requise dans le traitement, ces ondelettes, à notre avis, présentent le désavantage de beaucoup déformer le signal une fois une

transformée inverse appliquée à cause de la forme très irrégulière des ondelettes de Daubechies.

3.4.2.3 Interprétation de la transformée en ondelettes d'un signal

Le problème de l'interprétation de la transformée en ondelettes a été introduit précédemment et la résolution de cette problématique est le cœur de notre travail de recherche. Une fois la transformée en ondelettes d'un signal calculée, on dispose d'un ensemble de coefficients d'ondelettes qui traduisent le niveau de corrélation entre le signal et les ondelettes. Pour en tirer l'information cherchée dans le signal analysé, deux stratégies sont envisageables:

- (i) En se basant sur les méthodes d'analyse utilisant une transformée de Fourier des signaux, il est possible d'appliquer des procédures de sélection des coefficients ondelettes à caractère prépondérant et ensuite d'appliquer une transformée en ondelettes inverse qui produit une version filtrée du signal. Cette stratégie est utilisée dans [ABB97] et préconisée dans [STA97].
- (ii) Il est également possible d'exploiter directement la représentation en transformée en ondelettes, soit l'ensemble des coefficients d'ondelettes, sans utiliser de transformation inverse. Cette stratégie à l'avantage d'être plus simple car seule la transformée directe en ondelettes est requise et les coefficients d'ondelettes se manipulent relativement facilement car ils traduisent directement le comportement du signal analysé dans le domaine temps-fréquence. De plus, les coefficients d'ondelettes sont regroupés sous forme de sous ensembles correspondant à chaque niveau de fréquence et donc ils se prêtent bien à des procédures de fenêtrage, d'élimination ou de transformation par application de seuils. Cette stratégie est abordée dans [STA97]. Nous verrons de plus que

les coefficients d'ondelettes sont des données plus faciles à manipuler par un classificateur en comparaison avec la transformée de Fourier du signal [TOD99].

3.4.3 Application de la transformée en ondelettes aux signaux ultrasonores

3.4.3.1 La transformée en ondelettes comme outil d'analyse de signaux ultrasonores

Les articles qui suivent sont extrêmement importants dans le cadre de nos travaux car ils ont des objectifs communs et constituent donc des références de base. La transformée en ondelettes est utilisée pour la phase d'extraction des caractéristiques dans les signaux et des techniques d'imagerie à partir des transformées des signaux sont développées. L'article [ABB94] présente une étude de l'application de la transformée en ondelettes pour le filtrage des signaux ultrasonores très intéressante, mais la technique d'imagerie utilisée, basée sur le filtrage et la détection du pic maximum dans les signaux filtrés, est simple et relativement coûteuse car elle n'exploite pas la capacité de compression de données de la transformée en ondelettes. La détection de défauts est faite sur des structures métalliques [ABB94], [ABB95], principalement par ondes de volume, des ondes de Lamb sont aussi traitées mais dans le cas de la caractérisation de matériaux (élasticité) [ABB95]. Les ondes de Lamb sont générées par laser. Des techniques de sélection et d'interprétation des coefficients d'ondelettes pour la production d'images de structures inspectées sont proposées dans [ABB97]. L'article [STA97] est aussi un article clé pour notre travail car le cas de la détection des délaminations dans un matériau composite par l'analyse par ondelettes de signaux de propagation par ondes de Lamb est traité. Les ondes de Lamb sont générées par un interféromètre Mach-Zehnder à fibre optique, les méthodes d'analyse des signaux sont basées sur un processus de filtrage des signaux par une transformée en ondelettes.

Dans nos travaux, notre objectif est de développer des techniques d'imagerie ou de classification pour la détection des défauts: (i) dans des structures homogènes telles que des plaques métalliques ou des défauts de soudure par l'analyse et l'interprétation de signaux de propagation d'ondes de Lamb; (ii) dans des structures hétérogènes telles que des échantillons en matériau composite par l'analyse et l'interprétation de signaux de propagation d'ondes de volume. Le fait d'utiliser la transformée en ondelettes comme outil d'extraction de paramètres discriminants nous permet de proposer une méthode de classification des types de défauts, pour le cas où la nature du défaut est une information importante, tel que le contrôle des soudures d'aluminium. L'utilisation d'un classificateur est traitée dans les articles [BOR95], [CHA96], [TOD99] mais l'outil d'extraction repose sur une transformée de Fourier. Nous avons vu que la transformée en ondelettes produit des approximations d'un signal à diverses échelles de fréquence et cette méthode d'analyse jumelée avec la méthode de synthèse par coefficients d'ondelettes (transformation inverse) forme un outil de filtrage numérique très puissant. Il est donc possible de traiter les signaux d'inspection ultrasonores entachés de bruit par cette méthode et de produire des images d'une structure inspectée, par exemple par détection de la position et de l'amplitude du pic maximum, une fois les signaux filtrés [STA97].

3.4.3.2 Association de la transformée en ondelettes et d'un classificateur

Les articles qui suivent présentent des méthodes de classification des coefficients d'ondelettes. Le classificateur peut être basé sur un réseau de neurones [CHE93], [GLE96], [POL98], [SZU96], [SZU93], ou autres [MEY96]. Le principal intérêt de ces articles est l'association transformée en ondelettes et classificateur, le cas d'un classificateur à base de réseaux de neurones prédomine. Les articles qui traitent les cas d'applications aux signaux ultrasonores se limitent souvent à des cas simples [CHE93], [MEY96] ou spécifiques [GLE96].

L'article récent [POL98] mérite notre attention car le contrôle des soudures est traité, mais dans un cas très spécifique. Une alternative intéressante à la classification des coefficients d'ondelettes pour obtenir des informations sur la nature des défauts est proposée dans [THE97], où le processus de classification est remplacé par une étude morphologique de la transformée en ondelettes des signaux ultrasonores. L'article [TRO94] propose une méthodologie d'extraction de paramètres discriminants et d'interprétation pour la prise de décision.

3.4.3.3 Travaux connexes utilisant des transformées en ondelettes

Les articles suivants sont principalement axés sur le développement de nouvelles techniques d'analyse utilisant des méthodes de transformées en ondelettes plus complexes, telles que la transformée en ondelettes bidimensionnelle [ROB97] ou les paquets d'ondelettes [ROB95]. Dans notre cas, un des objectifs principaux est de traiter une large variété d'applications et ce type de développement n'est pas encore pertinent. La transformée en ondelettes est utilisée comme outil de traitement des images de type B-scan. Notre approche est différente car la transformée en ondelettes agit comme extracteur d'information et une fois les informations pertinentes extraites et interprétées, une image est éventuellement produite.

Dans l'étape de validation de notre méthode d'analyse et d'interprétation des signaux ultrasonores, nous allons devoir comparer les résultats avec d'autres méthodes, c'est pourquoi il est pertinent de souligner les articles [LIX92] et [MUR97] qui font une comparaison entre les méthodes du *Split spectrum* et de la transformée en ondelettes.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les bases théoriques mathématiques de la transformée en ondelettes d'un signal. Suite à une introduction sur le contexte de développement d'une telle technique de traitement de signal, nous avons passé en revue les différents types de transformée en ondelettes existants en présentant leurs caractéristiques afin de choisir la plus adaptée à notre problème de traitement de signal. En se basant sur les critères de non redondance, de simplicité de mise en pratique et de rapidité de calcul, notre choix s'est porté sur la transformée en ondelettes orthogonales [MAL98]. La problématique d'utilisation de la transformée en ondelettes pour l'analyse des signaux ultrasonores a été définie en détails, en proposant trois aspects, soit le choix de la transformée en ondelettes, le choix de l'ondelette mère et l'interprétation de la transformée en ondelettes du signal. Ce dernier aspect constitue un des points les plus importants de ce travail de recherche qui, rappelons-le, vise une application systématique de la transformée en ondelettes comme outil d'analyse dans une variété d'applications d'inspection non destructive par ultrasons. Une présentation du contexte dans lequel se développe notre travail a été faite afin de valider l'approche proposée et de mettre en évidence la contribution scientifique. Trois équipes œuvrant dans des domaines proches de notre propre domaine de recherche ont pu être ciblées, soit Abbate *et al.* pour l'application de la transformée en ondelettes pour l'analyse de signaux d'inspection par ondes de Lamb ou de volume dans le cas où le signal et le bruit sont peu corrélés; Staszewski *et al.* pour le filtrage par ondelettes et l'inspection de structures en matériaux composites; et Challis *et al.* qui, sans traiter de l'analyse par ondelettes, développent des méthodes de classification de soudure utilisant la transformée de Fourier des signaux d'inspection ultrasonores.

4

Proposition de méthodes d'interprétation des signaux d'inspection ultrasonores

4.1 Introduction

Dans les chapitres précédents, nous avons présenté les éléments de base de notre méthodologie de traitement des signaux d'inspection par ultrasons des réservoirs d'hydrogène. Le cœur du travail consiste à interpréter les transformées en ondelettes des signaux et fournir une représentation adéquate des résultats de traitement. L'emphase est mise sur la contribution scientifique proposée au domaine du développement de méthodes de traitement de signaux ultrasonores. Dans le développement de méthodes d'interprétation de la transformée en ondelettes des signaux, les résultats d'inspection peuvent être présentés sous des formes variées, dépendant des objectifs fixés en termes de représentation des résultats et de la méthode utilisée. Rappelons que le résultat d'une transformée en ondelettes est un ensemble de coefficients qui

forment diverses approximations du signal analysé à différentes échelles ou fréquences. Cet ensemble peut être exploité de différentes manières pour produire les résultats d'inspection:

- (i) La sélection d'un ou plusieurs coefficients d'ondelettes prépondérants, appelés paramètres discriminants, pour produire directement une image en deux dimensions ou trois dimensions en utilisant des fonctions graphiques.
- (ii) Le filtrage par transformée en ondelettes en utilisant des coefficients d'ondelettes sélectionnés et la transformée inverse pour produire une image en deux ou trois dimensions par détection de la position ou de l'amplitude du pic maximum dans les signaux reconstitués.
- (iii) La sélection d'un ou plusieurs coefficients d'ondelettes prépondérants, formant les ensembles d'apprentissage en vue d'une classification. Un classificateur neuronal est choisi et doit permettre d'obtenir des informations sur la nature des défauts détectés.

Les deux premières méthodes (i) et (ii) fournissent des images des structures inspectées, on parlera donc de techniques d'imagerie, alors que la troisième méthode fournit une classe d'appartenance du signal analysé ce qui peut être utilisé pour la génération d'un signal d'asservissement. Le principe de la méthode complète d'analyse et d'interprétation des signaux d'inspection ultrasonores est proposé à la figure 4.1

4.2 Analyse et interprétation des signaux d'inspection par ondes de Lamb

4.2.1 Extraction de paramètres discriminants par transformée en ondelettes

Les notations en ce qui a trait à la transformée en ondelettes des signaux sont celles introduites dans le chapitre 3. L'étape d'extraction de paramètres discriminants dans les signaux d'inspection permet d'en extraire des informations caractéristiques. Cette étape est réalisée sur

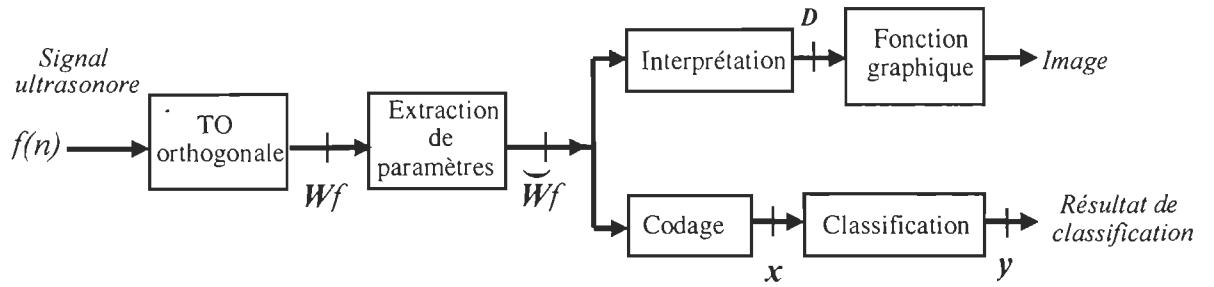


Figure 4.1: Schéma de principe d'analyse et d'interprétation des signaux ultrasonores.

la représentation en ondelettes des signaux. Comme nous l'avons précédemment indiqué, le choix de l'ondelettes est fonction de l'information cherchée dans le signal. Compte tenu de la forme d'une impulsion ultrasonore, nous avons opté pour une ondelette de type Coiflette (ondelette de Coifman) [MAL98]. Un exemple de transformée en ondelettes des signaux d'inspection traités est proposé à la figure 4.2.

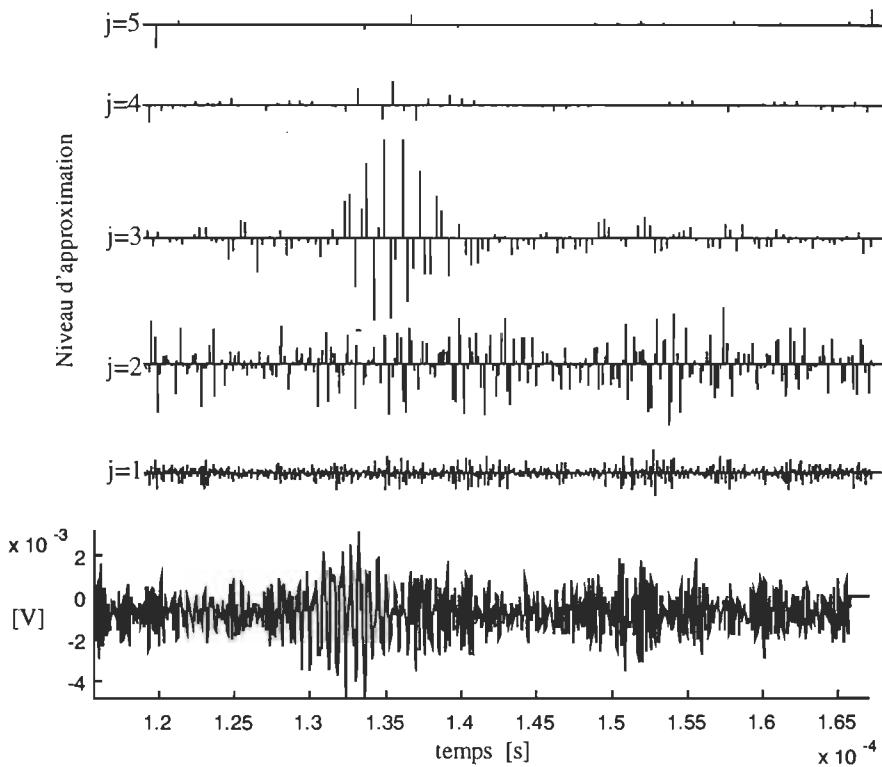


Figure 4.2: Transformée en ondelettes d'un signal ultrasonore à partir d'ondelettes de Coiflet, représentation des décompositions d_j aux différentes échelles $1 \leq j \leq 5$.

Une fois la transformée en ondelettes d'un signal calculée, nous disposons du vecteur Wf (équation (3.30)) dans lequel il convient d'extraire les coefficients d'ondelettes qui ont un grand pouvoir discriminant, les autres pourront ainsi être écartés par une simple mise à zéro. Une première estimation du pouvoir discriminant peut être faite très simplement en se basant sur le comportement des coefficients d'ondelettes: lorsque la fréquence d'une ondelette est proche de celle de l'information cherchée dans le signal, la corrélation entre le signal et l'ondelette est grande et l'amplitude du coefficient d'ondelette est grande [MEY87]. Cette propriété est à la base de la capacité de compression de données de la transformée en ondelettes car il en découle qu'un nombre restreint de coefficients d'ondelettes constitue une représentation précise du signal. La détermination de cet ensemble de coefficients d'ondelettes prépondérants constitue l'étape d'extraction. Pour réaliser cette étape dans le processus d'analyse, nous avons développé deux procédures qui se complètent et sont systématiquement utilisées dans toutes les phases d'extraction.

4.2.1.1 Procédure de réduction:

Cette procédure permet de sélectionner les échelles d'approximation j ayant les plus fortes probabilités de contenir des coefficients d'ondelettes prépondérants, ce qui revient donc à déterminer les vecteurs d_j devant être conservés. Cette méthode est basée sur la signification des différentes approximations du signal analysé par la transformée en ondelettes:

- (i) Dans un signal numérique à multiples composantes fréquentielles, on assimile les composantes de plus hautes fréquences à du bruit, les coefficients d'ondelettes correspondant peuvent donc être annulés. On exploite ici la capacité de filtrage de la transformée en ondelettes. Ainsi, les approximations d_j pour $1 \leq j \leq H$ (équation (3.30))

doivent être écartées afin de couper les composantes hautes fréquences correspondant au bruit qui entache le signal.

- (ii) À l'opposé, on peut considérer que les approximations aux échelles les plus grossières \mathbf{d}_j pour $L \leq j \leq J$ (équation (3.30)) ne sont pas significatives car elles représentent les composantes basses fréquences, elles sont donc aussi écartées.

Cette première procédure de sélection des approximations les plus significatives, soient les vecteurs \mathbf{d}_j pour $H \leq j \leq L$, revient donc à déterminer les seuils H et L . Nous notons $\check{\mathbf{d}}_j$ les vecteurs d'approximations modifiés selon

$$\check{\mathbf{d}}_j(k) = \begin{cases} 0 & \text{if } j < H \\ \mathbf{d}_j(k) & \text{if } H \leq j \leq L \text{ pour } k = 1, \dots, N/2^j \\ 0 & \text{if } j > L \end{cases} \quad (4.1)$$

pour $j=1, \dots, J$ et $\check{\mathbf{W}}f$ la transformée en ondelettes résultante

$$\check{\mathbf{W}}f = [\theta \check{\mathbf{d}}_J^T \check{\mathbf{d}}_{J-1}^T \cdots \check{\mathbf{d}}_2^T \cdots \check{\mathbf{d}}_1^T]^T, \dim(\check{\mathbf{W}}f) = N \quad (4.2)$$

La figure 4.2 illustre bien cette prépondérance de certains coefficients, ainsi les approximations aux échelles 2^j pour $3 \leq j \leq 4$ contiennent les informations sur le pic ultrasonore à détecter. Des variantes de cette méthode de réduction sont proposées dans [HAZ97] et [ABB97], dans cette dernière référence elle est référencée comme méthode du "pruning" (élagage). Revenons sur le choix des valeurs des seuils H et L , initialement le choix peut-être fait de manière empirique, mais il est très simple de définir une procédure simple d'aide à la décision. Ainsi, ces seuils ne sont pas aléatoires, ils dépendent de la fréquence du pic cherché dans le signal, donc de l'excitation et de la nature diffractante ou non du milieu de propagation et de la fréquence d'échantillonnage des signaux. S'il est difficile de faire le lien direct entre les seuils, la fréquence du pic qui peut être imprécise et la fréquence d'échantillonnage par une équation

mathématique, une bonne estimation des valeurs seuils à choisir peut être obtenue par une phase d'étalonnage de la méthode. Il suffit pour cela de prendre un signal étalon, une réflexion totale sur un bord de plaque par exemple, dans les conditions réelles d'inspection et d'en calculer la transformée en ondelettes. Une simple évaluation visuelle de cette représentation en ondelettes permet de distinguer les niveaux d'approximations significatifs. En cas de doute sur une valeur, il suffit de prendre la plus sûre car cela n'affectera pas la qualité de l'analyse et par la suite l'interprétation.

4.2.1.2 Procédure de sélection:

Si la procédure de réduction décrite précédemment permet de sélectionner un nombre restreint d'approximations du signal analysé, le nombre de coefficients d'ondelettes non nuls dans la transformée en ondelettes $\check{W}f$ est encore important et beaucoup de ces coefficients sont redondants ou non significatifs. Nous avons donc développé une méthode de sélection des coefficients d'ondelettes à fort caractère discriminant qui vient sélectionner, au sein de chaque approximation \check{d}_j , ces coefficients. Cette procédure de sélection est définie comme suit:

$$\left. \begin{array}{l} \check{d}_j = 0 \\ K_m = \arg_k \sup \{ |d_j(k)| \mid \text{pour } k = 1, \dots, N/2^j \} \\ \check{d}_j(K_m) = |d_j(K_m)| \\ d_j(K_m) = 0 \end{array} \right\} \text{pour } m = 1, \dots, M_j \quad \left. \right\} \text{pour } j = H, \dots, L$$

où M_j est le nombre de coefficients sélectionnés à l'échelle 2^j , les paramètres H et L sont déterminés par la procédure de réduction, équation (4.1). L'opérateur \arg_k retourne l'indice de l'expression évaluée. On note

$$\{\check{d}_j(k)\} = Selection(\{d_j(k)\} \mid H, L, M_j) \quad (4.3)$$

Pour vérifier la validité de cette méthode de sélection, nous avons appliqué les procédures de réduction et de sélection sur la transformée en ondelettes d'un signal ultrasonore. Une fois les coefficients prépondérants obtenus, soit le vecteur $\tilde{W}f$, un algorithme de reconstitution du signal est appliqué, équation (3.28). Selon la qualité du signal reconstitué et en vérifiant si l'information cherchée, c'est-à-dire le pic ultrasonore, est bien extraite, nous pouvons estimer le caractère prépondérant des coefficients sélectionnés. Cette méthode de validation très simple est en fait une procédure de filtrage du signal. La figure 4.3 présente deux cas de reconstitution:

- (i) $H=L=3$, comme $N=1024$, seuls les 128 coefficients de l'approximation 3 sont utilisés pour reconstituer le signal original, voir figure 4.3 a) et b).
- (ii) $H=L=3$, seuls les trois coefficients d'ondelettes d'amplitude maximale de l'approximation 3 sont conservés non nuls, voir figure 4.3 c) et d).

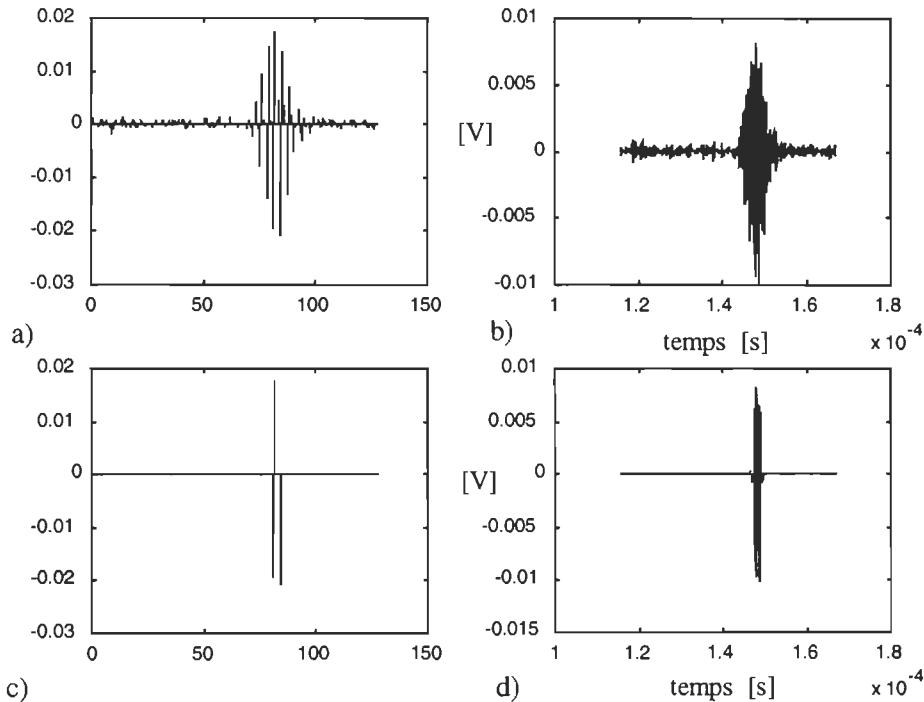


Figure 4.3: Décomposition en ondelettes et signal reconstitué, $N=1024$, $J=10$: a) approximation d_3 ; b) signal reconstitué avec a); c) approximation d_3 avec $M_3=3$ et d) signal reconstitué avec c).

Ces résultats de reconstitution sont particulièrement intéressants car en conservant uniquement trois coefficients non nuls, la détection du pic est bonne, ce qui tend à prouver la bonne capacité de discrimination des coefficients.

4.2.2 Méthodes d'interprétation pour la détection de défauts de structures

Une fois les paramètres discriminants extraits, les étapes d'interprétation et de représentation graphique des résultats (imagerie) peuvent être réalisées. Nous avons développé plusieurs méthodes produisant des images d'une structure inspectée. Rappelons que l'un de nos objectifs principaux est de proposer une méthode robuste face au bruit d'environnement. Pour les signaux fortement bruités, nous avons donc adapté nos méthodes d'interprétation en conséquence. Lors de la génération d'une image à deux dimensions à partir de signaux d'inspection par ondes de Lamb, l'axe de déplacement du transducteur est vu comme l'abscisse (axe des x) et la direction de propagation des ondes correspond à l'ordonnée (axe des y). La production d'une image de la structure inspectée ne requiert donc qu'un seul déplacement latéral du capteur. Pour l'inspection d'une plaque, ce déplacement est parallèle à un bord de la plaque, la zone couverte par les ondes est alors inspectée.

4.2.2.1 Méthode basée sur la détection du pic maximum

Dans le cadre de ce travail, la détection des défauts de structures par ondes de Lamb concerne l'inspection de plaques métalliques qui sont des structures homogènes non diffractantes. Nous posons l'hypothèse que la fréquence du pic de réflexion reste inchangée et que l'information recherchée correspond à la position du pic réfléchi d'amplitude maximale dans le signal. Sous hypothèse que le rapport signal/bruit est élevé, cette opération est loin d'être évidente et requiert nécessairement une procédure de filtrage des signaux. Comme

alternative, nous proposons d'utiliser directement les coefficients d'ondelettes et donc de rester dans le domaine temps-fréquence pour réaliser la détection du pic maximum (amplitude et position).

La méthode d'interprétation des coefficients d'ondelettes et d'imagerie repose sur les trois étapes suivantes:

1- Pour $x=1,\dots,N_x$ où N_x est le nombre de signaux ultrasonores d'inspection (le pas de déplacement sur l'axe des x n'a pas à être équidistant)

1.1 - Génération d'un signal discret $f_x(n)$,

1.2 - calcul de la transformée en ondelettes orthogonales $\mathbf{W}f_x$ du signal $f_x(n)$, selon l'équation (3.30),

1.3 - production des vecteurs $\check{\mathbf{d}}_{j,x}$ selon les équations (4.1) et (4.3).

2- Production des matrices $\check{\mathbf{D}}_j$ selon

$$\check{\mathbf{D}}_j = [\check{\mathbf{d}}_{j,1} \ \check{\mathbf{d}}_{j,2} \ \cdots \ \check{\mathbf{d}}_{j,N_x}]^T, \dim(\check{\mathbf{D}}_j) = N_x \times \frac{N}{2^j} \quad (4.4)$$

3- Graphique contour d'une matrice $\check{\mathbf{D}}_j$.

La réalisation de l'étape 1.3 requiert la détermination des valeurs des seuils H et L lors de l'application de la procédure de réduction. Dans notre cas d'application, nous posons les hypothèses suivantes: (i) les métaux étant non diffractants, l'information sur le pic à détecter est contenue dans un seul niveau d'approximation de la transformée en ondelettes; (ii) la détection du pic peut être faite en ne conservant qu'un seul coefficient d'ondelettes prépondérant, ce qui correspond au traitement de signaux faiblement bruités (signaux moyennés par exemple). Dans ce cas l'amplitude du pic induit par un défaut est grande par rapport aux autres composantes du signal. Le coefficient d'ondelettes prépondérant est alors déterminé en posant $j=H=L$ dans

l'équation (4.1) et $M_j=1$ dans l'équation (4.3) pour produire $\check{d}_{j,x}$. L'image de la structure inspectée est produite en appliquant une fonction graphique sur la matrice \check{D}_H qui est une matrice creuse, chaque colonne ne contenant qu'un seul élément non nul.

4.2.2.2 Méthode basée sur un critère de dispersion spatiale des coefficients d'ondelettes

Dans la méthode précédente, nous avons posé l'hypothèse que le pic à détecter est représenté adéquatement par un seul coefficient d'ondelettes; hors cette hypothèse se révèle erronée dans le cas où les signaux à traiter ont un rapport signal/bruit faible. L'un de nos objectifs de développement étant de disposer de méthodes d'analyse et d'interprétation robuste au bruit, il a été nécessaire de développer une méthode plus robuste. Cette deuxième méthode s'appuie sur l'hypothèse que les coefficients d'ondelettes prépondérants dans une approximation \check{d}_j seront moins dispersés en position en présence d'un pic induit par un défaut que s'il n'y a pas de pic. Nous reformulons l'hypothèse que la nature non diffractante des métaux nous autorise à ne conserver qu'un seul niveau d'approximation de la transformée en ondelettes, et $j=H=L$ dans la procédure de réduction.

Les trois étapes générales de la méthode précédente reste inchangée avec l'étape 1.3 qui est complétée comme suit:

- (i) Calcul des $\{\check{d}_{j,x}(k)\}$ selon les équations (4.1) et (4.3) avec $j=H=L$ et M_j .
- (ii) Calcul de la dispersion spatiale, σ_x^2 , définie comme la variance des positions k des M_j coefficients d'ondelettes non nuls de $\{\check{d}_{j,x}(k)\}$.
- (iii) Application d'un seuil θ sur la dispersion σ_x^2 pour produire les vecteurs $\check{d}_{j,x}$ avec

$$\{\tilde{d}_{j,x}(k)\} = \begin{cases} Select(\{d_{j,x}(k)\} | H, L, 1) & \text{if } \sigma_x^2 \leq \theta \\ 0 & \text{if } \sigma_x^2 > \theta \end{cases} \quad (4.5)$$

L'image de la structure inspectée est produite en appliquant une fonction graphique sur la matrice $\tilde{\mathbf{D}}_H$ qui est une matrice creuse, chaque colonne contenant un seul élément non nul.

4.2.2.3 Méthode itérative pour le cas des défauts consécutifs

Pour compléter cette section dédiée à la détection de défauts de structures par ondes de Lamb, nous souhaitons aborder le cas de la détection de deux défauts consécutifs (ou plus) qui créent deux réflexions importantes (ou plus) dans les signaux d'inspection. Le fait de pouvoir détecter deux défauts consécutifs n'est cependant pas forcément une priorité lors de l'inspection d'une structure car la détection d'un défaut justifie souvent une action, telle que le retrait de la structure, une inspection plus poussée ou une réparation. Les deux méthodes d'imagerie présentées précédemment sont inadéquates dans ce cas car la première détecte le pic d'amplitude maximale et coupe les autres, la seconde basée sur la dispersion des coefficients prépondérants serait propice aux erreurs en ne détectant aucun défaut.

Une solution envisagée pour traiter le cas de la détection de deux défauts consécutifs, sous hypothèse que le défaut le plus proche du transducteur est non traversant et que le second est traversant, consiste à appliquer une deuxième transformée en ondelettes sur le niveau d'approximation contenant le plus d'information de la transformée en ondelettes $\tilde{\mathbf{W}}f_x$ d'un signal analysé $f_x(n)$. Cette méthode requiert que $j=H=L$ (équation (4.1)) et que M_j (équation (4.3)) soit suffisamment grand pour que les coefficients d'ondelettes prépondérants contiennent l'information sur les deux pics. Cette approche permet de discriminer les deux pics d'écho générés par chacun des défauts. La deuxième transformée en ondelettes déterminée, l'image est

produite par la méthode adaptée au cas des signaux faiblement bruités et dans ce cas on vient détecter deux pics. Des résultats préliminaires tendent à montrer un potentiel certain de cette approche qui mériterait une étude approfondie.

4.2.3 Méthodes d'interprétation pour la détection des défauts de soudure

4.2.3.1 L'inspection des soudures

Les méthodes de traitement des signaux d'inspection présentées dans la section précédente permettent de générer des images à deux dimensions de la structure inspectée. À partir de ces images, il est possible d'avoir une information sur la présence ou non d'un défaut dans la structure, mais pas sur le type de défaut. Pour obtenir ce type d'information, nous proposons d'extraire de la transformée en ondelettes des signaux d'inspection des données de classification. Un classificateur adapté peut alors déterminer la classe d'appartenance la plus probable d'un défaut. Si les classes d'appartenance sont les types de défauts, les objectifs sont atteints. Un cas typique de structure à inspecter qui requiert une inspection informative quant à la nature du défaut détecté est une structure avec soudure. Le problème du test des soudures est fondamental en contrôle non destructif car la soudure constitue la partie d'une structure la plus propice aux altérations [HAY97], [TOD99]. Si l'inspection peut fournir une information sur les caractéristiques de la soudure et éventuellement sur la nature du défaut, une action adéquate peut alors être menée pour corriger la situation.

La méthode d'inspection des soudures proposée fait appel à un processus de classification qui produit l'information cherchée sur la qualité de la soudure testée. Ce processus de classification consiste à associer un signal à sa classe d'appartenance, ce qui revient à trouver la nature d'un défaut. Dans ce travail, le test des soudures d'aluminium est réalisé par l'analyse et la classification de signaux générés lors d'une inspection par ondes de Lamb.

Le type de classificateur utilisé dépend de la nature des informations et des banques de données dont on dispose pour réaliser la classification. Notre choix s'est porté sur un classificateur neuronal car il est reconnu pour ces performances en classification ou reconnaissance [BOR95], [TOD99] et particulièrement dans le cas de processus non linéaires [HAY99], [HAZ97]. Ce type de classificateur agit comme boîte noire qui modélise la relation entre les données à classer et leurs classes d'appartenance respectives. Dans notre application, un réseau de neurones artificiels agissant comme classificateur vient modéliser la relation entre les coefficients d'ondelettes prépondérants et la classe d'appartenance du signal original. Pour que ce processus de classification soit viable, il convient de faire l'hypothèse que les coefficients d'ondelettes d'un signal d'inspection - signal ultrasonore réfléchi par la soudure (inspection en mode pulse-écho) ou transmis à travers la soudure (inspection en mode émission-réception) - traduisent les caractéristiques physiques de la soudure. À ce sujet, nous voulons insister sur le fait que les phénomènes physiques d'interaction entre l'onde de Lamb et la soudure sont extrêmement complexes [TOD99] et en raison des multiples modes de propagation de l'onde. Des travaux de recherche sont exclusivement dédiés à cet aspect physique des interactions entre l'onde et la soudure, les méthodes utilisées sont analytiques pour les cas les plus simples ou reposent sur des simulations numériques [KOS84], [ALL91]. Cet aspect du problème n'entre pas dans le cadre de notre projet de recherche, cependant une meilleure compréhension de ces phénomènes devrait, dans des travaux futurs, nous permettre d'améliorer la performance de notre méthode de classification.

4.2.3.2 Classificateur à base de réseaux de neurones artificiels

L'utilisation des réseaux de neurones artificiels dans les processus de classification est très courante et justifiée par la très grande capacité de reconnaissance et le pouvoir de

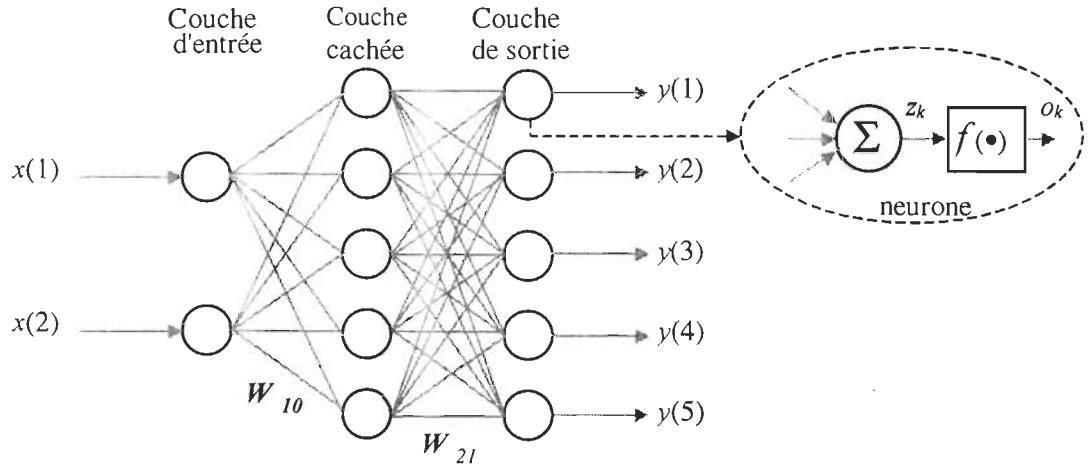


Figure 4.4: Topologie typique d'un réseau de neurones multicouche, où W_{10} et W_{21} sont les matrices de poids de connexion intercouche.

discrimination de ce type d'outil [HAY99], [SIM96], [HER94], [DAV90], [LEG95]. Dans notre contexte d'étude, le réseau de neurones utilisé pour la classification est un réseau de neurones multicouche tel que présenté à la figure 4.4. L'algorithme d'apprentissage servant à la détermination des poids de connexion est basé sur la méthode de la rétropropagation du gradient de l'erreur. Cet algorithme de base est l'un des plus couramment utilisés et a fait l'objet de nombreuses études et optimisations [HAY99]. Dans ce travail, nous utilisons des fonctions de simulation du réseau de neurones disponibles dans le "Toolbox Neural Networks" de MATLAB™. Le principe de fonctionnement d'un réseau de neurones comprend deux étapes:

(i) Phase d'apprentissage:

Cette phase consiste à déterminer la valeur des poids de connexion entre les neurones artificiels qui forment le réseau en utilisant un ensemble de données d'apprentissage constitué de paires d'entrée/sortie et un algorithme d'apprentissage. Dans le cas d'un apprentissage de type supervisé, tel que l'apprentissage basé sur le rétropropagation de l'erreur, cette phase requiert l'utilisation d'une banque de données d'apprentissage qui sont des paires d'entrée/sortie.

(ii) Phase de généralisation:

Cette phase consiste à propager une entrée ne faisant pas partie des données d'apprentissage dans le réseau une fois celui-ci entraîné; la sortie produite est alors celle associée à l'entrée. La capacité de généralisation, appelée aussi capacité de reconnaissance, du réseau de neurones une fois entraîné détermine la qualité de la classification pour l'application visée.

Comme nous le montre la figure 4.4, le réseau de neurones comprend un certain nombre d'entrées (vecteur x), qui peuvent être binaires ou analogiques, et un certain nombre de sorties (vecteur y) qui peuvent aussi être binaires ou analogiques. Il faut remarquer que le type des données d'entrée n'intervient pas sur le type des données de sortie et vice et versa. Ce choix des données d'entrée et de sortie nécessitent l'application de processus de codages qui permettent de transformer adéquatement les données à traiter par le réseau en fonction de la tâche à réaliser par celui-ci. Un autre paramètre important du réseau est le type de fonction de décision utilisé sachant qu'il intervient directement sur la sortie calculée par le réseau. Cette fonction f est appliquée à la somme des entrées pondérées par chaque neurone du réseau. Les fonctions de décision peuvent différer entre les différentes couches du réseau.

Pour effectuer la classification des différents types de soudures, nous avons développé plusieurs méthodes de codages des entrées selon différentes méthodes d'interprétation des coefficients d'ondelettes générés par la transformation en ondelettes des signaux d'inspection. Nous verrons que ces méthodes produisent des résultats de qualités variables en fonction de la taille du problème traité, principalement le nombre de classes à reconnaître par le réseau.

4.2.3.3 Méthodes de codage directes des entrées:

Une fois l'extraction des paramètres discriminants effectuée dans la transformée en

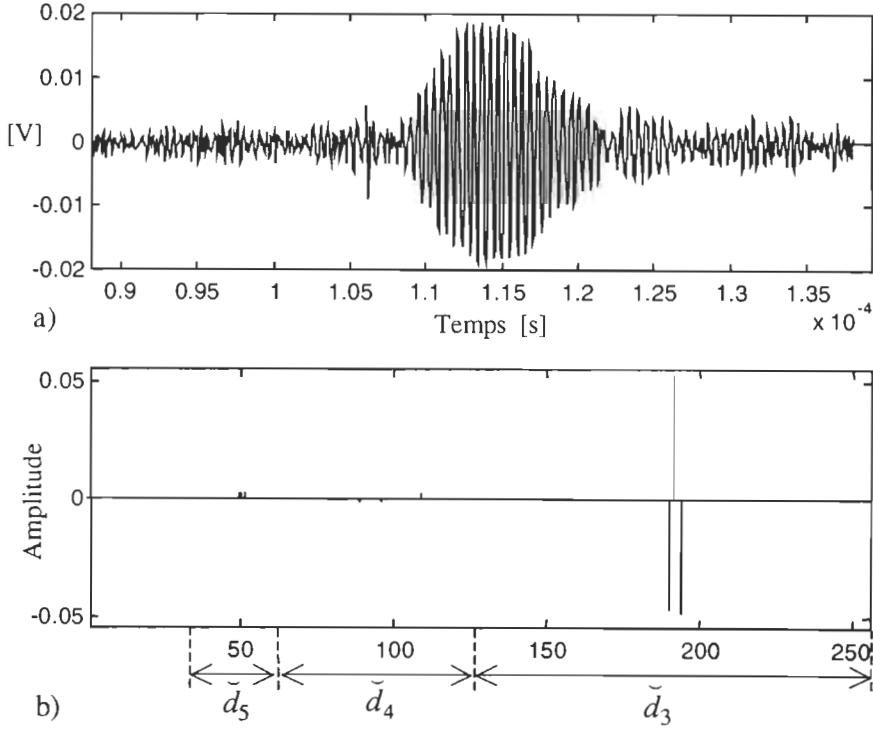


Figure 4.5: a) Signal d'inspection d'une soudure d'aluminium par ondes de Lamb et b) vecteurs \check{d}_3 , \check{d}_4 et \check{d}_5 avec $M_j=3$ pour $j=3,4,5$.

ondelettes des signaux, nous disposons d'un ensemble de coefficients non nuls stockés dans le vecteur $\check{W}f_x$, ce qui est illustré à la figure 4.5. Dans une première étape du travail, deux méthodes de codage, que nous appellerons méthodes directes, ont été développées pour produire les entrées du réseau de neurones. Il est évident que le nombre d'entrées du réseau doit être maintenu petit afin d'éviter une phase d'apprentissage fastidieuse, et donc nous avons restreint le nombre de paramètres discriminants à conserver.

➤ Méthode directe #1:

Cette méthode simple repose sur la concaténation des approximations \check{d} pour $H \leq j \leq L$, elle s'avoisine avec celle utilisée dans [HAZ97] pour un problème de classification connexe. Seuls les éléments non nuls du vecteur $\check{W}f_x$ sont sélectionnés pour

former un vecteur de plus petite dimension qui ne contient pas d'éléments nuls. Cela revient à éliminer les éléments nuls de $\tilde{W}f_x$ pour produire un vecteur x avec $\dim(x) = \sum_{=H}^{=L} M$. L'inconvénient majeur de cette méthode est de ne pas conserver d'information sur la position spatiale des coefficients prépondérants, seule l'information sur l'amplitude des coefficients est exploitée. Par contre un avantage de cette méthode est de traiter plusieurs niveaux d'approximations en ondelettes, ce qui pourrait s'avérer très intéressant dans l'éventualité d'une soudure qui produirait une conversion de mode de propagation de l'onde de Lamb.

➤ Méthode directe #2:

Cette méthode consiste à créer un sous vecteur extrait de l'approximation la plus significative $\check{d}_{j=H=L}$. Elle repose sur l'hypothèse que l'information caractéristique d'un signal peut-être contenue dans une seule approximation en ondelettes que nous notons \check{d}_H ($H=L$) et donc seuls M_H sont nécessaires pour fournir une bonne représentation du signal analysé, voir par exemple à la figure 4.2 l'approximation \check{d}_3 . Cette méthode prend en compte la dispersion spatiale des coefficients prépondérants dans cette approximation \check{d}_H . Sous hypothèse que la présence d'un pic généré par un défaut induit une faible dispersion spatiale des M_H coefficients prépondérants, nous pouvons donc définir une plage restreinte dans le vecteur \check{d}_H qui contient les coefficients les plus significatifs. Afin de conserver l'information spatiale des coefficients, soit la position relative des coefficients prépondérants, nous extrayons un sous-vecteur de \check{d}_H dont le premier

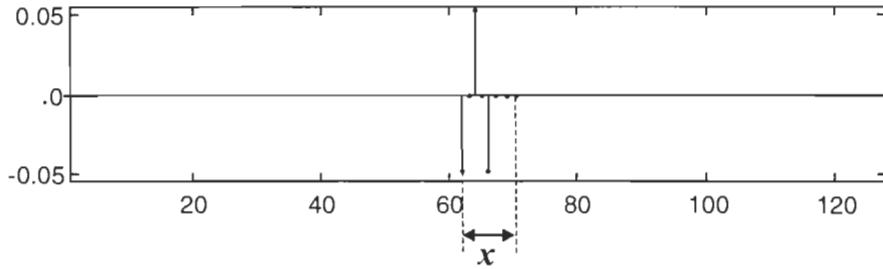


Figure 4.6: Codage des entrées par la méthode directe #2 par extraction d'un sous vecteur de dimension, $N_e = 8$ dans \check{d}_H , $M_j=3$, $n=62$ et $x=[-0.0474, 0.0525, 0, -0.0487, 0, 0]^T$.

élément est le premier coefficient non nul de \check{d}_H , ainsi

$$x = [\check{d}_H(n), \check{d}_H(n+1), \dots, \check{d}_H(n+N_e)]^T \quad (4.6)$$

où $\check{d}_H(n)$ est le premier coefficient non nul de \check{d}_H et N_e est la dimension du vecteur x , soit le nombre d'éléments de la plage considérée. Un exemple de cette procédure de codage est proposée à la figure 4.6. Telle que présentée, cette méthode ne prend en compte qu'une seule plage de fréquences, ce qui pourrait se révéler une limitation de la méthode. Il est cependant tout à fait envisageable d'augmenter le nombre d'entrées du réseau pour présenter deux ou plus sous vecteurs extraits des approximations.

4.2.3.4 Méthode de codage basée sur un critère de dispersion spatiale des coefficients d'ondelettes

Cette méthode de codage des entrées repose sur l'hypothèse que la nature de la soudure agit directement sur la forme du signal reçu par le capteur. Nous définissons alors deux paramètres morphologiques du signal: l'amplitude et la largeur du pic réfléchi. Ces paramètres sont retranscrits dans le domaine temps-fréquence de la transformée en ondelettes sous la forme de la dispersion spatiale des coefficients d'ondelettes prépondérants retenus une fois l'étape d'extraction réalisée et leur amplitude. En conséquences, nous posons l'hypothèse que

l'information requise pour évaluer la nature de la soudure est contenue dans les deux paramètres de dispersion spatiale et d'amplitude moyenne des coefficients d'ondelettes discriminants pour chaque niveau d'approximation en ondelettes \check{d}_j , pour $H \leq j \leq L$. Le codage des entrées est fait selon les étapes suivantes:

- 1 - Calcul de la déviation standard (dispersion) σ_j pour $H \leq j \leq L$ des positions des M_j coefficients d'ondelettes non nuls pour chaque approximations \check{d}_j .
- 2 - Calcul de l'amplitude moyenne $\alpha_j = \overline{|\check{d}_j|}$ pour $H \leq j \leq L$ des M_j coefficients d'ondelettes non nuls pour chaque approximations \check{d}_j .
- 3 - Production du vecteur x défini par

$$x = [\sigma'_H, \alpha'_H, \dots, \sigma'_j, \alpha'_j, \dots, \sigma'_L, \alpha'_L]^T, \text{ avec } \sigma'_j = \frac{\sigma_j}{s_\sigma} \text{ et } \alpha'_j = \frac{\alpha_j}{s_\alpha} \quad (4.7)$$

L'apostrophe indique qu'une opération de normalisation a été appliquée. Le facteur de normalisation de la dispersion, s_σ , est défini comme la déviation standard maximale obtenue en l'absence de pic de réflexion dans le signal. Le facteur de normalisation de l'amplitude moyenne, s_α , est défini comme la valeur du coefficient d'ondelettes de plus grande amplitude obtenu pour une réflexion totale du signal, sur le bord d'une plaque par exemple. Ces deux paramètres de mise à l'échelle sont donc déterminés lors d'une phase d'étalonnage. Un exemple illustrant le mécanisme d'interprétation et de codage est proposé à la figure 4.7.

4.2.3.5 Codage des sorties et ensembles d'apprentissage et de généralisation:

Le codage des sorties consiste à définir la manière dont les classes d'appartenance vont être codées pour être utilisées par le réseau de neurones. Deux stratégies peuvent être

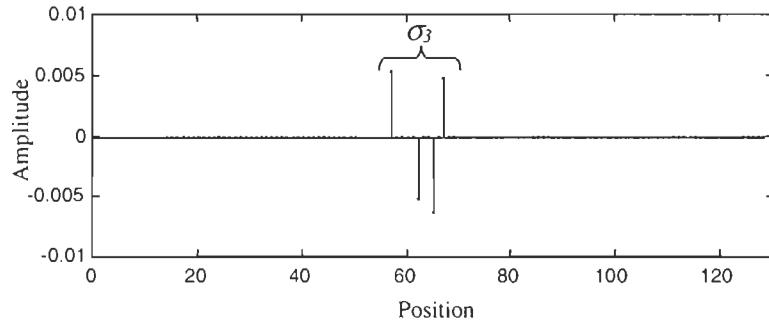


Figure 4.7: Codage des entrées par calcul de la dispersion spatiale et l'amplitude moyenne des coefficients d'ondelettes prépondérants, $H=L=3$, $s_\sigma=57$ et $s_{\bar{\alpha}}=6.5\times 10^{-4}$, et $x=[0.0762, 0.2587]^T$.

envisagées: le codage binaire ou analogique. Dans le premier cas, chaque classe est codée sur un certain nombre de bits alors que dans le second cas un nombre analogique correspond à une classe. Dans le cadre de ce travail, les deux cas de figures ont été testés, mais le choix s'est finalement fait pour un codage binaire réalisé de la façon suivante. Soit N_C le nombre de classes, alors le codage se fait sur N_C bits selon:

$$y = \begin{cases} [+1, -1, \dots, -1]^T & \text{pour la première classe} \\ [-1, +1, \dots, -1]^T & \text{pour la seconde classe} \\ \vdots & \vdots \\ [-1, -1, \dots, +1]^T & \text{pour la } N_C^{\text{ème}} \text{ classe} \end{cases} \quad (4.8)$$

La procédure de codage produit un vecteur de sortie du réseau y de dimension $\dim(y) = N_C$. Si la fonction de décision utilisée dans la couche de sortie du réseau ne produit pas un résultat binaire (+1 ou -1), il convient d'appliquer une transformation adéquate aux sorties du réseau pour obtenir un résultat final sous forme d'un vecteur binaire. Nous avons choisi d'associer la valeur +1 à la sortie de plus grand module et d'imposer la valeur -1 aux autres sorties. Cette transformation a l'avantage d'éviter les ambiguïtés, il n'y a jamais deux sorties simultanément à +1, mais peut augmenter le taux d'erreur si deux valeurs de sortie sont très proches. Une autre transformation peut consister à associer respectivement les valeurs +1 et -1

aux sorties positives et négatives, ce qui génère éventuellement des indéterminations.

À chaque signal d'inspection est donc associé un vecteur d'entrée \mathbf{x} et un vecteur de sortie y , nous notons l'ensemble des toutes les paires d'entrée/sortie $\{\mathbf{x}_k / y_k\}_{k=1,\dots,K}$ où K est le nombre de signaux d'inspection à traiter.

Pour réaliser la classification, nous devons définir les paires d'entrée/sortie qui vont être utilisées pour l'apprentissage du réseau, la généralisation durant l'apprentissage et la validation de l'apprentissage, c'est-à-dire vérifier si le réseau est convenablement entraîné. Une fois le codage réalisé, nous disposons d'un ensemble de référence de K paires $\{\mathbf{x}_k / y_k\}_{k=1,\dots,K}$ que nous notons $D = \{\mathbf{x}_k, y_k \mid k = 1, 2, \dots, K\}$. Cet ensemble est subdivisé en trois sous-ensembles:

- (i) $D^{app} = \{\mathbf{x}_k, y_k \mid k = 1, 2, \dots, K^{app}\}$ utilisé durant la phase d'apprentissage pour la détermination des paramètres de fonctionnement du réseau.
- (ii) $D^{test} = \{\mathbf{x}_k, y_k \mid k = 1, 2, \dots, K^{test}\}$ utilisé durant la phase d'apprentissage pour tester en ligne la capacité de généralisation du réseau.
- (iii) $D^{val} = \{\mathbf{x}_k, y_k \mid k = 1, 2, \dots, K^{val}\}$ utilisé une fois que la phase d'apprentissage est complétée pour tester hors ligne la capacité de généralisation du réseau.

Le résultat produit par le classificateur est donc une classe d'appartenance du signal en fonction de ses caractéristiques, ce qui permet d'obtenir des informations quant à la nature de la soudure et éventuellement des défauts détectés.

4.3 Analyse et interprétation des signaux d'inspection par ondes de volume

4.3.1 Rappels sur la problématique d'inspection des matériaux composites

L'analyse et la production d'images d'inspection de structures hétérogènes en matériau

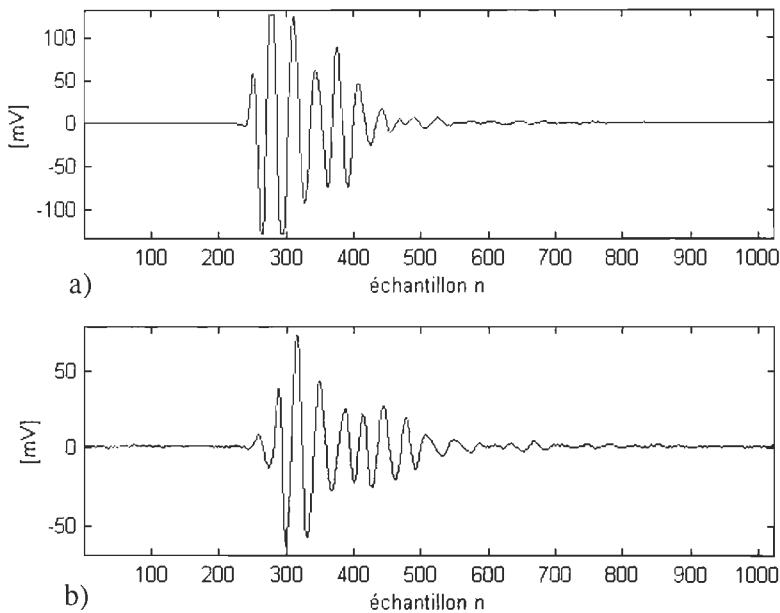


Figure 4.8: Signaux d'inspection par ondes de volume dans une structure en matériau composite verre/époxyde: a) zone avec défaut et b) zone sans défaut.

composite posent des difficultés particulières liées aux phénomènes physiques engendrés par la propagation des ondes dans la structure. Ces difficultés sont particulièrement évidentes dans le cas des matériaux composites renforcés (fibres) qui sont traités dans ce projet. Sans entrer dans les détails, nous rappellerons simplement que la propagation des ondes ultrasonores dans un matériau composite renforcé induit: - la présence de multiples réflexions du signal à la surface car celle-ci n'est pas uniforme; - une atténuation des ondes causée par de la diffraction par les fibres qui modifie les composantes de fréquence de l'onde; - et un fort bruit de structure causé par les multiples réflexions sur les fibres [PAO85]. Ces signaux d'inspection étant particulièrement difficiles à traiter, nous proposons d'utiliser la transformée en ondelettes comme outil d'analyse. Un exemple de signaux dans une zone avec et sans défaut est présenté à la figure 4.8.

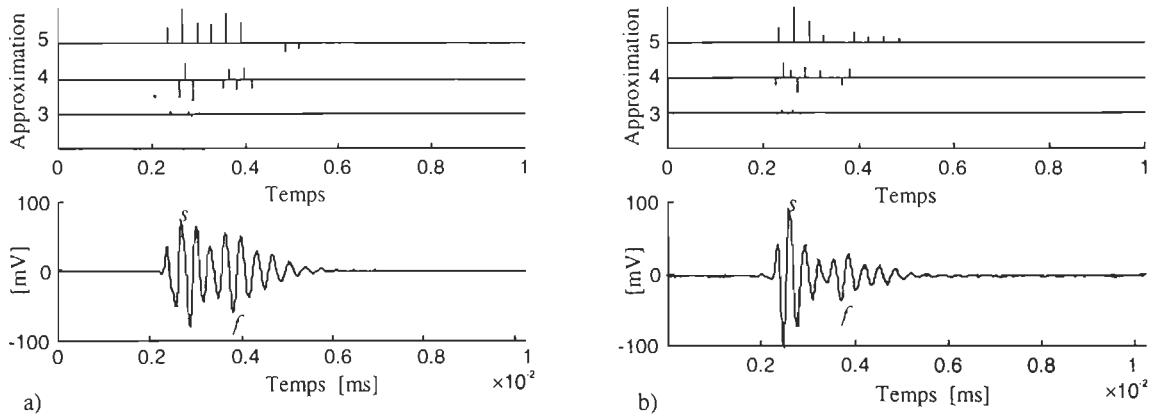


Figure 4.9: Extraction de paramètres discriminants dans des signaux ultrasonores, $H=3$, $L=5$ et $M=8$ pour $j=3,4$ et 5 : a) région sans défaut et b) région avec défaut.

4.3.2 Extraction des paramètres discriminants par transformée en ondelettes

L'étape d'analyse des signaux d'inspection par ondes de volume consiste à calculer la transformée en ondelettes des signaux, une procédure d'extraction est ensuite appliquée pour en extraire les paramètres discriminants. Cette étape est identique à celle proposée dans le cas du traitement des signaux d'inspection par ondes de Lamb, impliquant les deux procédures de réduction et de sélection. Il convient donc de se référer à la section 4.2.1 du présent chapitre. Un exemple d'application de la procédure d'extraction de paramètres discriminants dans la transformée en ondelettes de signaux d'inspection par ondes de volume est proposé à la figure 4.9. Ces signaux ont été générés dans un échantillon de matériau composite en verre/époxyde renforcé comportant une zone défectueuse (trou circulaire). Les réflexions de surface et de fond sont notées respectivement par les lettres "s" et "f".

4.3.3 Méthode d'interprétation pour la détection des défauts de structure

Les paramètres discriminants produits par l'étape d'extraction sont des ensembles de coefficients d'ondelettes non nuls dont on connaît l'amplitude et la position. Ces coefficients

appartiennent à différents niveaux d'approximation en ondelettes d_j avec $H \leq j \leq L$ et transcrivent les différentes composantes du signal analysé dans le domaine temps-fréquence. Nous avons vu que l'information cohérente dans le signal est constituée des deux échos de surface et cible; l'évaluation de la structure en terme d'intégrité est donnée par l'origine de l'écho cible. Pour extraire cette information, nous avons développé une méthode d'interprétation des coefficients d'ondelettes discriminants permettant de déterminer une information sur l'amplitude de l'écho de fond. Nous appelons cette valeur le paramètre de caractérisation du signal analysé, noté $c_{x,y}$. Le principe de la méthode est simple : une région inspectée saine (sans défaut) génère nécessairement un signal contenant un écho de fond survenant à un instant constant défini par les caractéristiques physiques de la structure (épaisseur, vitesse moyenne de propagation); par contre l'absence d'un écho de fond implique qu'un obstacle situé en deçà du fond a réfléchi l'onde, laissant supposer la présence d'un défaut.

Pour réaliser la détection du pic correspondant à l'écho de fond, une fenêtre temporelle est appliquée à chacun des niveaux d'approximation en ondelettes retenu, d_j avec $H \leq j \leq L$, afin de déterminer si un écho de fond paraît à l'instant supposé. Cette procédure de détection de l'écho de fond dans la représentation en ondelettes du signal analysé fait donc appel à un double processus de fenêtrage: - le premier en fréquence en limitant le nombre de niveaux d'approximation en ondelettes (procédure de réduction); - le second temporel pour chacun de ces niveaux d'approximation. L'ajustement des paramètres de définition des fenêtres temporelles peut être réalisé de manière empirique durant une phase d'étalonnage du système en inspectant une zone reconnue saine, ou en considérant les caractéristiques physiques de la structure telles que son épaisseur et la vitesse de propagation moyenne du son dans la structure.

La méthode complète de génération d'une image de la structure repose sur les trois étapes suivantes :

1 - Pour chaque signal d'inspection (A-scan) $r_{x,y}(t)$ où les indices x et y sont les coordonnées spatiales du point de pénétration de l'onde ultrasonore, $x=1,\dots,N_x$ et $y=1,\dots,N_y$ avec N_x le nombre de colonnes et N_y le nombre de lignes du C-scan :

1.1 génération d'un signal discret $r_{x,y}(n)$ du signal $r_{x,y}(t)$,

1.2 calcul de transformée en ondelettes orthogonales $\mathbf{W}r_{x,y}$ du signal $r_{x,y}(n)$ selon l'équation (3.30),

1.3 production des vecteurs $\check{\mathbf{d}}_{j,x,y}$ selon les équations (4.1) et (4.3) pour $H \leq j \leq L$,

1.4 application d'une fenêtre sur chaque $\check{\mathbf{d}}_{j,x,y}$ pour $H \leq j \leq L$ et détermination de l'indice du coefficient d'ondelettes de plus grand module dans la fenêtre selon

$$K_j = \arg_k \sup \left\| \check{\mathbf{d}}_j(k) \right\| \text{ pour } k = w_{j,x,y}, \dots, N/2^j \quad (4.9)$$

où $w_{j,x,y}$ définit la taille de la fenêtre appliquée au niveau d'approximation d'échelle 2^j et l'opérateur \arg_k retourne l'indice k de l'expression évaluée, et

1.5 calcul du paramètre de caractérisation $c_{x,y}$ du signal $r_{x,y}(t)$ selon

$$c_{x,y} = \left[\sum_{j=H}^L \left| \check{\mathbf{d}}_j(K_j) \right| \right]^{-1} \quad (4.10)$$

2 - Production de la matrice \mathbf{C} des paramètres de caractérisation $c_{x,y}$ de dimension $N_x \times N_y$; cette matrice contient l'information sur la présence ou non d'un écho de fond dans chaque signal.

3 - Affichage de la matrice \mathbf{C} en utilisant une fonction graphique produisant une image de la structure inspectée et des défauts éventuels qui correspondent à une absence d'écho de fond.

Il est très important de noter que la sommation des amplitudes des coefficients maximum extraits des fenêtres pour chaque niveau d'approximation en ondelettes retenu et donc pour différentes échelles de fréquences, équation (4.10), permet de prendre en considération un déplacement de la fréquence centrale de l'écho correspondant au pic de fond. Ce problème de déplacement de la fréquence centrale survient dans le cas de matériaux diffractant qui effectuent un filtrage et atténuent les composantes des fréquences plus élevées (dans la gamme de fréquences de l'impulsion initiale générée par le transducteur). Nous devons donc en tenir compte dans notre méthode.

Le calcul d'un paramètre de caractérisation d'un signal ultrasonore est illustré à la figure 4.10 dans le cas d'une inspection d'une région saine de matériau composite verre/époxyde. Le paramètre $c_{x,y}$ est calculé selon l'équation (4.11).

$$c_{x,y}^{-1} = \sum_{j=3}^5 |\check{d}_j(K_j)| = |\check{d}_3(46)| + |\check{d}_4(24)| + |\check{d}_5(14)| = 16.4 + 114.2 + 117.6 = 248.2 \quad (4.11)$$

Cette valeur du paramètre de caractérisation correspond à un signal contenant un écho de fond, soit une zone saine de la structure.

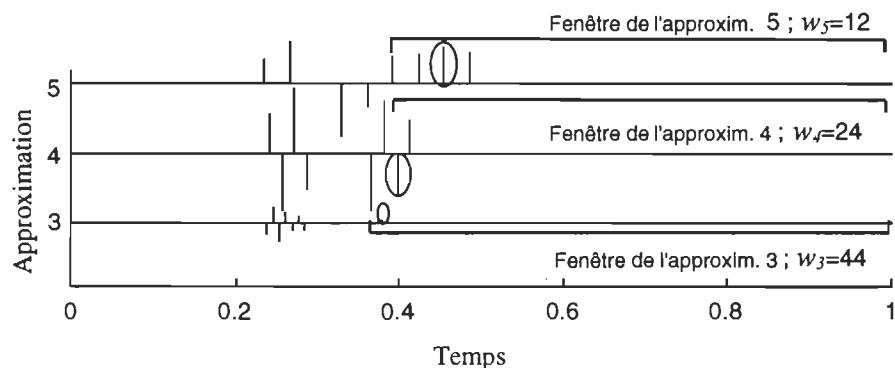


Figure 4.10 : Calcul du paramètre de caractérisation dans un signal d'inspection dans un matériau composite verre/époxyde. Le cercle indique le coefficient d'ondelettes de plus grand module dans une fenêtre.

4.4 Conclusion

Tel que nous l'avons présenté au chapitre 2 sur l'inspection non destructive par ultrasons, plusieurs applications d'inspection sont envisagées pour différentes structures, incluant les deux stratégies d'inspection par ondes de Lamb et ondes de volume. Les structures traitées ont été choisies en fonction de l'application originale d'inspection des réservoirs d'hydrogène. Notre contribution visant l'application systématique de la transformée en ondelettes comme outil d'analyse des signaux d'inspection ultrasonores, nous avons développé plusieurs méthodes d'analyse et d'interprétation des signaux ultrasonores basées sur la représentation dans le domaine temps-fréquence des signaux. Quelque soit le type de signal traité, onde de Lamb ou de volume, l'analyse débute par le calcul de la transformée en ondelettes du signal. La représentation dans le domaine temps fréquence obtenue est ensuite traitée afin d'en extraire des paramètres discriminants qui ont une rôle prépondérant par rapport aux autres, c'est la phase d'extraction. Deux procédures ont été développées pour réaliser ce traitement : - la procédure de réduction qui limite le nombre de niveaux d'approximation en ondelettes conservés (section 4.2.1.1) ; - la procédure de sélection qui détermine les coefficients d'ondelettes conservés non nuls dans chacune de ces approximations (section 4.2.1.2).

Une fois les paramètres discriminants extraits, la phase d'interprétation peut être réalisée, elle dépend de l'application et donc du type de structure traitée. Pour l'inspection des plaques métalliques par ondes de Lamb, deux méthodes ont été développées pour la détection de défauts de structures : - une méthode basée sur la détection du pic maximum dans le signal réfléchi (section 4.2.2.1); - une méthode basée sur un critère de dispersion spatiale des coefficients (section 4.2.2.2). La détection de défauts de structure consécutifs a été abordé par la proposition d'une méthode itérative de transformation en ondelettes (section 4.2.2.3).

L'inspection par ondes de Lamb des soudures métalliques a nécessité l'utilisation d'un outil de classification pour pouvoir caractériser les soudures en termes de forme ou en présence de défaut. Nous avons choisi d'utiliser un réseau de neurones artificiels comme classificateur. Afin d'adapter les paramètres discriminants pour en faire des données d'entrée exploitables par ce réseau de neurones, nous avons développé trois méthodes de codage: - deux méthodes directes utilisant des coefficients d'ondelettes comme entrées du réseau de neurones (section 4.2.3.3) ; - une méthode exploitant la dispersion spatiale et l'amplitude des coefficients d'ondelettes discriminants (section 4.2.3.4).

Dans une dernière étape, le cas de l'inspection d'une structure en matériau composite par ondes de volume a été traité en développant une méthode d'interprétation des paramètres discriminants basée sur une procédure de fenêtrage temporel imposée aux niveaux d'approximation en ondelettes du signal (section 4.3.2).

Le chapitre que nous venons de présenter couvre donc l'ensemble des méthodes d'interprétation des transformée en ondelettes développées dans le cadre du projet de recherche de doctorat. Cette partie constitue le cœur du travail sur lequel repose notre contribution scientifique. Reste à démontrer la validité des méthodes développées, ce qui est fait au chapitre suivant d'analyse et de synthèse des résultats d'inspection.

5

Synthèse des résultats expérimentaux

5.1 Introduction

Dans les chapitres précédents, nous avons présenté les différents aspects du travail menant au développement des méthodes d'analyse des signaux d'inspection ultrasonores à la base des techniques d'imagerie ou de classification des défauts. Nous rappelons très brièvement que la méthodologie de développement de ces méthodes reposent : a) sur l'analyse des signaux par la transformée en ondelettes (chapitre 3); b) une étape d'extraction de paramètres discriminants dans la représentation en ondelettes des signaux (section 4.2.1); c) une étape d'interprétation des paramètres discriminants (sections 4.2.2, 4.2.3 et 4.3); et d) la production d'une image (section 4.2.2) ou l'application d'un processus de classification (section 4.2.3). Les aspects théoriques et algorithmiques traités, l'étape de validation des méthodes développées est abordé. Tel que présenté en détail au chapitre 2, nous disposons des systèmes d'inspection expérimentaux permettant la prise de données d'inspection par ondes de Lamb (section 2.2.3) et

par ondes de volume (section 2.3.2). La problématique de l'inspection des réservoirs d'hydrogène, métalliques ou en matériaux composites, a été présentée précédemment (section 2.4.1). Il résulte de cette problématique que plusieurs structures ayant des caractéristiques différentes ont été utilisées, des plaques métalliques pour l'inspection par ondes de Lamb des défauts de structures et les soudures (section 2.4.2) et des échantillons de réservoir en matériaux composites renforcés pour l'inspection par ondes de volume (section 2.4.3). La manipulation des réservoirs d'hydrogène étant peu pratique dans le contexte de la validation de nos méthodes d'analyse des signaux, ces structures sont nos spécimens de test d'inspection.

Les méthodes de traitement généralement utilisées pour résoudre les problèmes d'analyse des signaux ultrasonores ont été ciblées par des recherches bibliographiques. Les plus pertinentes pour valider nos travaux sont détaillées à la section 2.2.4.2 pour l'inspection par ondes de Lamb, principalement la méthode du SAFT et la classification par réseau de neurones artificiels, et à la section 2.3.3.2 pour l'inspection par ondes de volume des structures en matériaux composites, principalement les méthodes basées sur la diversité spectrale. Ce chapitre dédié à la validation des méthodes développées conserve la structure des autres chapitres, c'est-à-dire l'inspection par ondes de Lamb des défauts de structures, l'inspection par ondes de Lamb pour la classification des soudures et l'inspection par ondes de volume.

5.2 Détection des défauts de structure dans une plaque d'acier

5.2.1 Application des méthodes d'interprétation des signaux d'inspection par ondes de Lamb

5.2.1.1 Principe de validation

Nous considérons le cas de la première plaque d'acier qui possède un bord cranté assimilable à des défauts traversant, localisés à différentes positions. La figure 5.1 présente

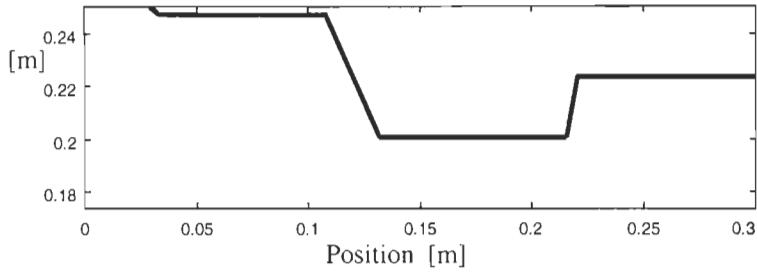


Figure 5.1: Image idéale du bord de la plaque d'acier crantée.

l'image idéale de la plaque inspectée que l'on souhaite obtenir par traitement des signaux ultrasonores. Les défauts, en fait les bords de la plaque, sont représentés par une ligne noire. Les signaux de propagation générés par un transducteur EMAT sont de faible amplitude, de plus les EMAT sont très réceptifs aux bruits d'environnement. Considérant que dans certains environnements de mesure, les bruits de perturbation électriques sont difficiles à contrôler et à éviter, nous avons mis l'emphase sur la robustesse au bruit de notre méthode de traitement. Trois types de signaux d'inspection par ondes de Lamb dans des plaques métalliques sont considérés, l'inspection est faite en mode pulse écho:

- signaux d'inspection bruts, non traités, un exemple est proposé à la figure 5.2 a), le rapport signal/bruit est estimé à -2dB;
- signaux d'inspection moyennés à l'aide de l'oscilloscope numérique, l'exemple de la figure 5.2 b) est obtenu par une moyenne réalisée sur 64 prises de signal, le rapport signal/bruit est estimé à 3dB ;
- signaux d'inspection moyennés puis entachés d'un bruit synthétique, à la figure 5.2 c), le rapport signal/bruit est de -12dB.

Le rapport signal sur bruit (*SNR*) est défini par le rapport entre la variance du signal idéal (non bruité) et la variance du bruit affectant le signal et est calculé selon

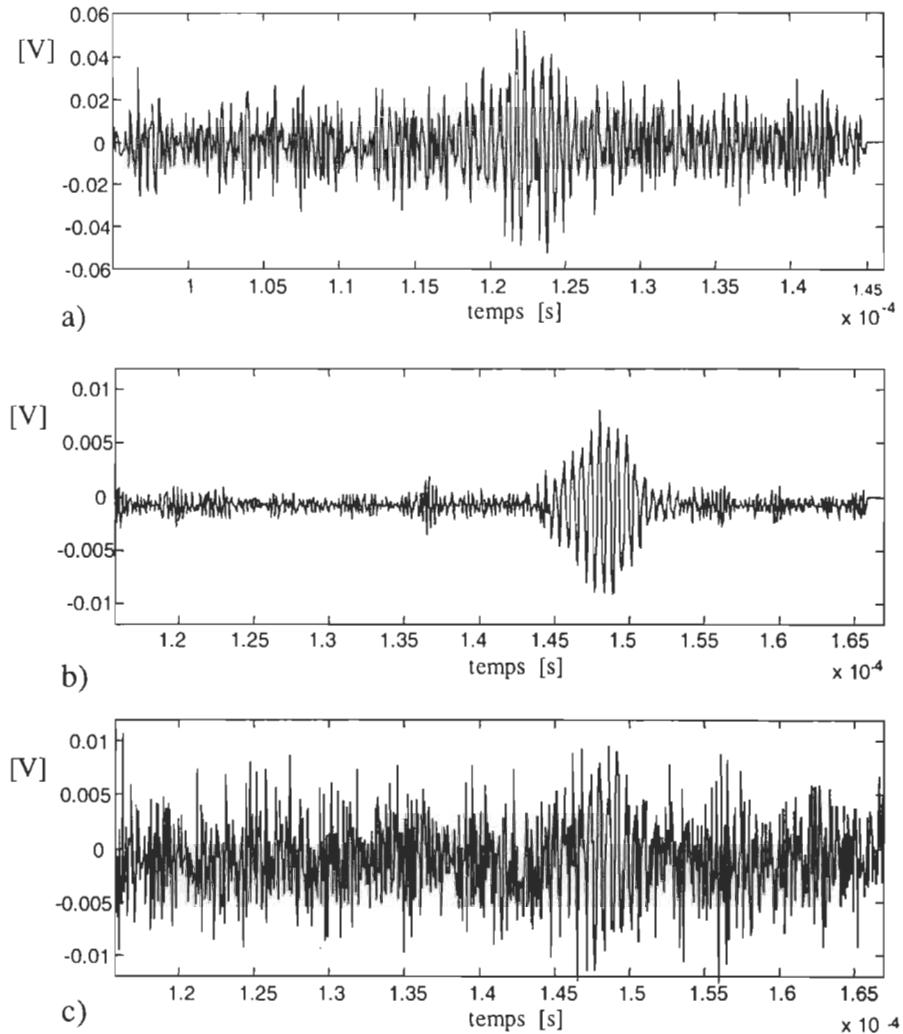


Figure 5.2: Signaux d'inspection d'ondes de Lamb ultrasonores: a) signal brut, b) signal moyen et c) signal bruité synthétiquement.

$$SNR = 10 \log \frac{\|\dot{x}(n)\|_2^2}{\|\eta(n)\|_2^2} \quad (5.1)$$

où $\dot{x}(n)$ est le signal idéal (sans bruit) et $\eta(n)$ est le bruit affectant le signal.

Afin de valider les différentes méthodes d'imagerie proposées dans la section 4.2, nous avons choisi la méthode de référence directe basée sur la détection de la position et du pic d'amplitude maximale (section 2.2.4.2). L'utilisation d'une fonction graphique de contour permet alors de générer une image en deux dimensions de la structure inspectée. Une autre

variante a aussi été utilisée, le principe reste le même, mais cette fois la détection de pic se fait sur des signaux préalablement filtrés. Le choix du filtre s'est naturellement fait pour un filtrage par ondelettes en appliquant une transformée en ondelettes inverse (équation 3.28), mais un autre filtre aurait pu fournir des résultats équivalents. Deux types de filtres numériques sont envisageables, temporel – filtres IIR (Butterworth, Chebychev), filtre de Kalman, Van Cittert - ou spectral basé sur une transformée de Fourier. Dans le cas où le signal est filtré et quelque soit le filtre, l'image d'inspection est produite par détection du pic d'amplitude maximum en appliquant une fenêtre temporelle, contrairement à la méthode basée sur la transformée en ondelettes où la détection de l'écho de réflexion se fait dans le domaine temps-fréquence. Dans le cas d'un filtrage spectral, un inconvénient est lié au temps de traitement qui peut devenir un facteur non négligeable, compte tenu de la dimension des vecteurs. En effet, lorsque la procédure de filtrage fait appel à une transformation dans le domaine des fréquences, une transformation inverse est requise pour reconstruire le signal dans le domaine du temps. Pour évaluer les résultats d'imagerie obtenus après filtrage, nous avons opté pour un filtrage par ondelettes qui est reconnu très efficace pour les signaux de type ultrasonore [CHE94], [CHE96], ce choix nous a semblé bien adapté. Par notre méthode basée sur une transformation en ondelettes, nous souhaitons éviter l'opération de transformation inverse. L'information à extraire du signal analysé est ainsi obtenue directement dans le domaine temps-fréquence. Simplement, par la méthode décrite à la section 4.2.2.1, nous allons chercher à déterminer la position (instant) du ou des coefficients d'ondelettes, associés au pic de réflexion ultrasonore sur un défaut, directement dans le domaine temps-fréquence. Cette opération de détection, qui revient à l'évaluation du temps de vol, est impossible dans le domaine des fréquences (analyse par transformée de Fourier) où la représentation temporelle n'apparaît pas. Par la suite, nous considérerons que les signaux moyennés (figure 5.2 b) peuvent être assimilés à des signaux

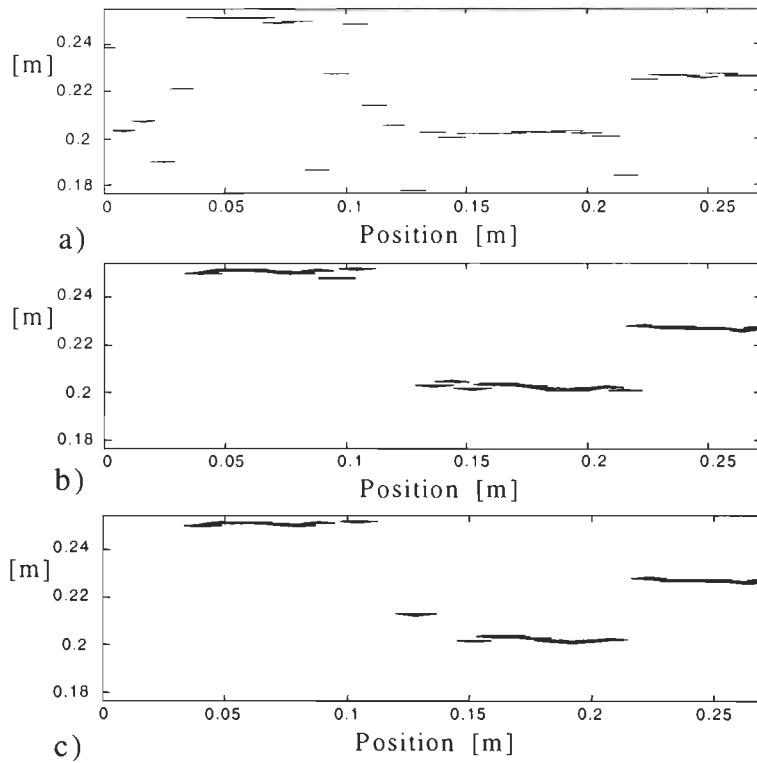


Figure 5.3: Images d'inspection d'une plaque d'acier avec des signaux ultrasonores moyennés: a) méthode directe, b) méthode 1 ($M_3=1$) et c) méthode 2 (variance σ_x^2 calculée pour $M_3=4$).

bruts (figure 5.2 a) filtrés et ils seront donc utilisés comme test d'une méthode de filtrage.

Dans l'étape de validation des méthodes proposées, les trois méthodes suivantes sont utilisées : a) méthode de référence directe (section 2.2.4.2), b) méthode basée sur la détection du pic maximum, appelée méthode 1 (section 4.2.2.1), et c) méthode basée sur un critère de dispersion spatiale des coefficients d'ondelettes, appelée méthode 2 (section 4.2.2.2). Le cas particulier d'une comparaison avec la méthode d'imagerie SAFT est proposé à la section 5.2.2.

5.2.1.2 Résultats de traitement des signaux et génération des images

Les résultats de traitement des signaux expérimentaux (signaux bruts et signaux moyennés) et synthétiquement bruités sont présentés sous forme d'images produites en utilisant une fonction graphique en deux dimensions de type contour.

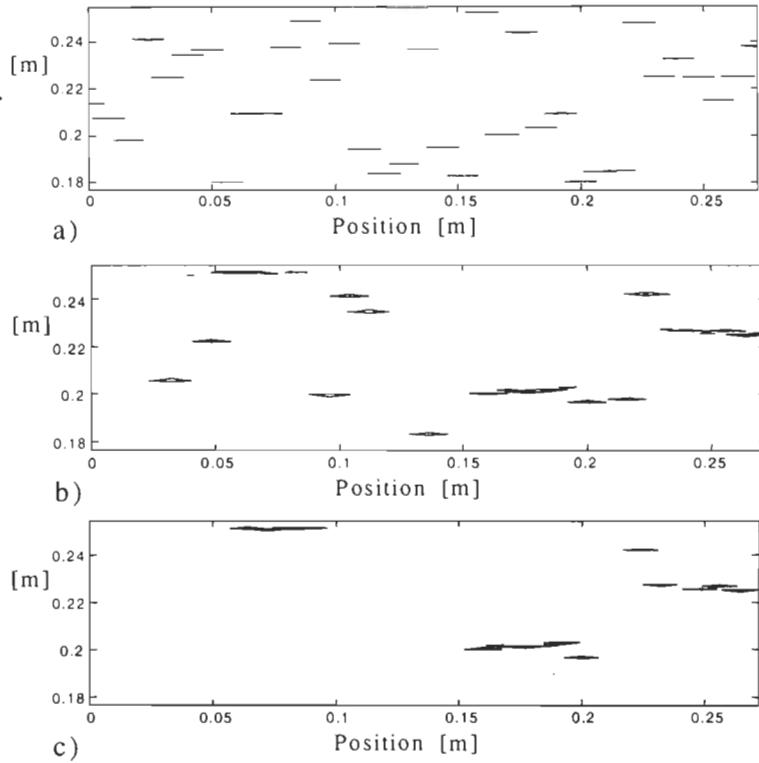


Figure 5.4: Images d'inspection d'une plaque d'acier avec des signaux ultrasonores bruités synthétiquement (SNR=12 dB): a) méthode directe, b) méthode 1 ($M_j=1$) et c) méthode 2 (variance σ_x^2 calculée pour $M_j=4$).

➤ Signaux moyennés:

Les signaux moyennés sont les plus faciles à traiter car ils sont faiblement bruités, l'image obtenue par la méthode de référence est d'ailleurs de bonne qualité, voir figure 5.3 a). Les images proposées à la figure 5.3 b) et c) ont été générées après traitement selon les deux méthodes d'interprétation des coefficients prépondérants, soit celle basée sur la détermination du coefficient d'ondelettes d'amplitude maximale et celle exploitant la dispersion spatiale des coefficients prépondérants.

➤ Signaux bruités synthétiquement:

Ces signaux ont été utilisés pour vérifier la robustesse de la méthode au bruit. Nous avons ajouté un bruit synthétique blanc aux signaux moyennés d'inspection de la plaque d'acier à bord cranté, le niveau de bruit sur les signaux est de l'ordre de 12dB, ce qui est

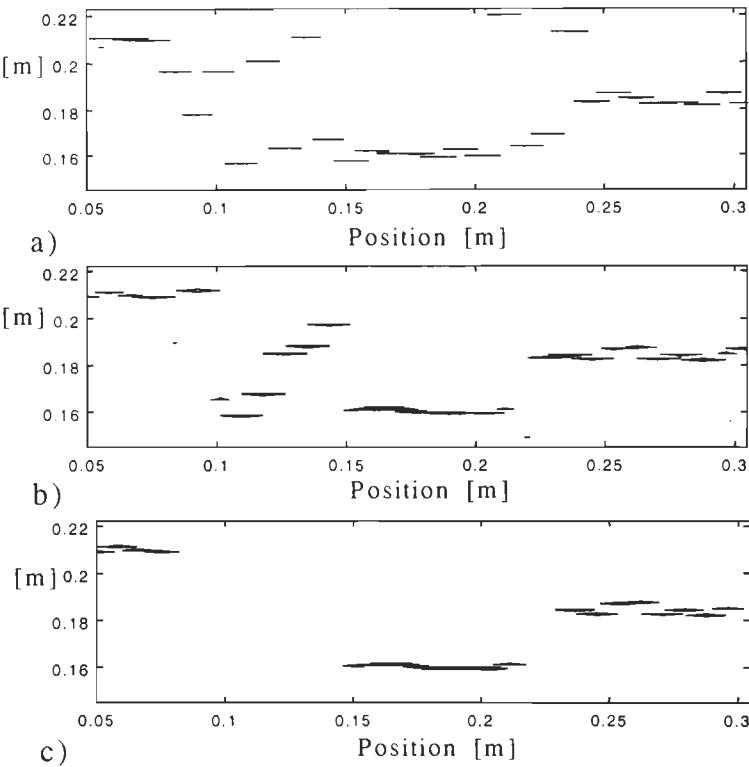


Figure 5.5: Images d'inspection d'une plaque d'acier avec des signaux ultrasonores bruts: a) méthode directe, b) méthode 1 ($M_3=1$) et c) méthode 2 (variance σ_x^2 calculée pour $M_3=4$).

suffisant pour noyer l'information dans le bruit. Les résultats sont proposés à la figure 5.4.

➤ Signaux bruts:

Comme nous l'avons indiqué précédemment, les transducteurs de type EMAT sont sensibles au bruit électrique d'environnement du fait qu'ils agissent comme une antenne. Ce phénomène est très bien illustré à la figure 5.2 a) où le niveau de bruit sur le signal est estimé à 20dB. Les résultats de traitement des signaux et les images produites avec les trois méthodes sont présentés à la figure 5.5. La figure 5.6 montre une courbe de la dispersion spatiale des quatre coefficients d'ondelettes prépondérants sur laquelle se base la méthode 2. Nous voyons clairement le lien direct entre la dispersion et la présence d'un

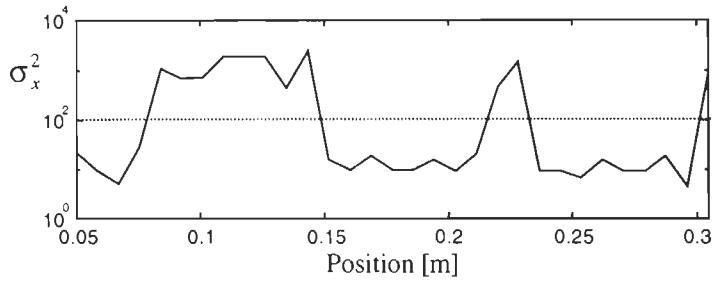


Figure 5.6: Courbe de dispersion spatiale des 4 coefficients prépondérants, σ_x^2 de d_3 pour les signaux d'inspection bruts.

défaut dans la structure inspectée. Une dispersion élevée indique l'absence de défaut, une dispersion faible par contre indique le défaut.

5.2.1.3 Cas de la détection de deux défauts consécutifs

À la section 4.2.2.3, nous avons abordé le cas de la détection de deux défauts consécutifs, le premier non traversant et le deuxième traversant. Dans ce cas, deux pics d'amplitude différentes sont à détecter. Nous avons envisagé une méthode d'extraction des paramètres discriminants par l'application itérative d'une transformée en ondelettes dont une version préliminaire est proposée. La figure 5.7 présente les résultats obtenus sur la deuxième plaque d'acier présentée à la figure 2.9 b), les deux défauts sont clairement détectés. Cette méthode présente donc un certain potentiel qui reste à explorer. La principale utilisation que nous faisons

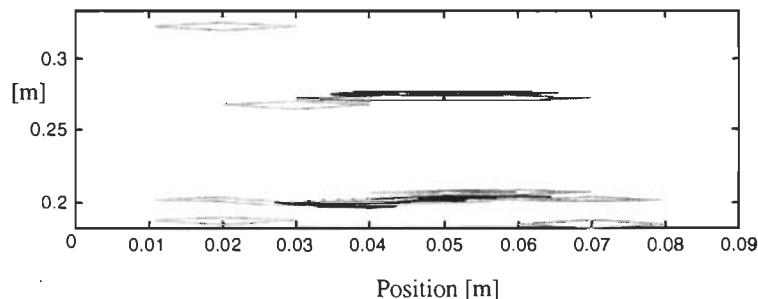


Figure 5.7: Détection de deux défauts consécutifs par la méthode d'extraction de paramètres discriminants itérative.

de cette image concerne la comparaison avec la méthode du SAFT, nous reviendrons sur ce point à la section 5.2.2.

5.2.1.4 Analyse des résultats:

Les résultats obtenus par l'application des deux méthodes de détection des défauts de structures par ondes de Lamb, dans le cas d'un seul défaut à détecter, sont basés sur l'hypothèse qu'un seul pic doit être détecté. La méthode 1, basée sur la détection du coefficient d'ondelettes d'amplitude maximale, impose de plus que ce pic soit bien caractérisé par un coefficient d'ondelettes unique. Ce critère, relativement sévère, limite les performances de la méthode dans le cas de signaux fortement bruités pour lesquels il n'est pas vérifié.

Dans l'application des méthodes d'analyse et d'interprétation basées sur la transformée en ondelettes, il est important de noter que le nombre de niveaux d'approximations retenus par la procédure de réduction est limité à un, soit $H=L$. Cette simplification est justifiée par l'hypothèse de constance de la fréquence du pic réfléchi observée dans les signaux d'inspection par ondes de Lamb dans un matériau homogène. Ainsi dans notre application, l'information recherchée sur les échos induits par une réflexion sur un défaut est contenue dans le troisième niveau d'approximation et $H=L=3$. Il en résulte que l'image est produite en appliquant une fonction graphique (contour ou maillage trois dimensions) de la matrice \check{D}_3 .

Pour évaluer l'efficacité des deux méthodes basées sur la transformée en ondelettes et de la méthode directe, les critères suivants ont été retenus: a) position du défaut détecté dans chaque signal ; b) nombre d'erreurs de détection (défaut inexistant détecté, mauvaise position du défaut détecté ou défaut non détecté), ce critère est particulièrement important dans le cas d'un processus d'inspection en temps réel ; c) qualité de contraste de l'image produite et d)

robustesse au bruit de la méthode.

Une étude des images obtenues, par exemple celles présentées aux figures 5.3 à 5.5, montre, sans surprise, que la méthode directe est inefficace car même dans le cas de signaux ayant un rapport signal/bruit faible (signaux moyennés), le taux de mauvaises détections est non négligeable (figure 5.3 a)). Ce taux d'erreurs devient beaucoup trop élevé lorsque le niveau de bruit augmente ($\text{SNR} \leq 20\text{dB}$), ce qui est clairement illustré par les figures 5.4 a) et 5.5 a) où il devient impossible de discerner le patron formé par les défauts. Cette méthode est donc peu recommandée dans des applications pratiques. Il faut impérativement filtrer au préalable les signaux avant de réaliser l'étape de détection du pic maximum. Dans le cas de signaux faiblement bruités, cas des signaux moyennés, la méthode 1 produit un bon patron des défauts (figure 5.3 b)) et la définition de l'image est même de meilleure qualité que celle produite par la méthode 2 (figure 5.3 c)). Cependant, des erreurs de détection apparaissent quand le niveau de bruit augmente, ce qui diminue le potentiel de la méthode 1 dans le cas d'applications en temps réel. Il apparaît que la méthode 2, basée sur la dispersion spatiale des coefficients d'ondelettes prépondérants, est beaucoup plus efficace lorsque le niveau de bruit devient non négligeable ($\text{SNR} < 20\text{dB}$) (figure 5.4 c)) car il y a un faible taux de fausses détections. Si le taux de non détection de défaut reste notable entre les lignes horizontales, le patron est particulièrement bien dessiné dans le cas des signaux bruts (figure 5.5 c)).

Comme le montre la figure 5.6, nous pouvons conclure que le critère d'interprétation basé sur la dispersion spatiale des coefficients d'ondelettes prépondérants, soit la variance σ_x^2 , améliore la détection de la position du défaut. Ce résultat est obtenu en éliminant un certain nombre de mauvaises détections en appliquant un seuil à la variance. Une grande dispersion indique l'absence de pic de réflexion et donc l'absence de défaut, alors qu'une faible dispersion

relate la forte probabilité de présence d'un pic induit par une réflexion sur un défaut. Nous ne pouvons cependant pas négliger la perte de définition de l'image engendrée par la méthode 2 où un phénomène de perte d'information aux extrémités des défauts apparaît. Ce phénomène est plus prononcé avec cette méthode 2 qu'avec la méthode 1.

Des remarques précédentes, nous pouvons conclure que les méthodes d'imagerie basées sur la transformée en ondelettes présentent un potentiel intéressant pour palier aux problèmes de bruit sur les signaux d'inspection. Les images produites sont de bonne qualité en présentant un bon niveau de contraste. Pour ce qui est du choix de la méthode 1 ou de la méthode 2, cela va principalement avec le niveau de bruit qui entache les signaux. Ainsi la méthode 1, qui est plus simple et plus rapide, est bien adaptée au cas des signaux faiblement bruités (signaux moyennés). Il est à noter que la qualité de l'image est directement liée avec l'amplitude du coefficient d'ondelettes, pour une image plus nette, il est possible d'imposer un seuil sur l'amplitude du coefficient retenu. La méthode 2 repose sur l'hypothèse que la dispersion spatiale des coefficients d'ondelettes à caractère discriminant est faible en présence d'un pic ultrasonore induit par un défaut dans la structure. Cette méthode est particulièrement efficace dans le cas de signaux fortement bruités ou l'amplitude des signaux est identique avec ou sans pic induit par un défaut. Il est évident que la méthode 2 est efficace dans les trois cas de signaux, elle est donc robuste au bruit, ce qui est l'objectif visé compte tenu de la sensibilité des EMAT au bruit.

5.2.2 Comparaison avec la méthode d'imagerie SAFT

Le projet d'inspection non destructive des réservoirs mené à l'IRH inclut une étude de l'application de méthodes d'imagerie basées sur la méthode SAFT. Des résultats ont été obtenus pour le traitement des signaux d'inspection de la deuxième plaque d'acier à deux défauts. Le transducteur est positionné de telle manière que le défaut traversant est vu en premier et donc

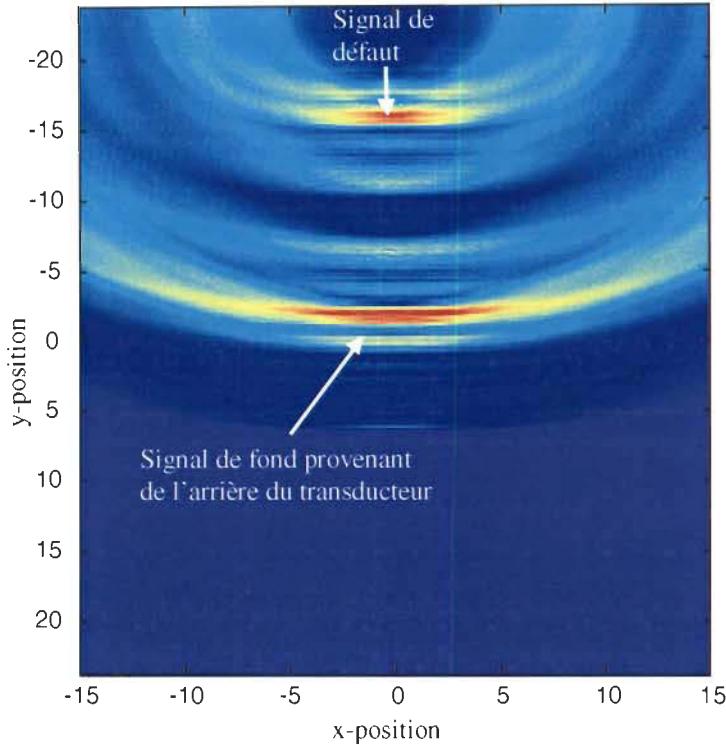


Figure 5.8: Image produite par une méthode SAFT d'une plaque inspectée par ondes de Lamb.

toute l'onde est réfléchie. L'image produite est présentée à la figure 5.8, elle se compare avec l'image produite par la méthode basée sur la transformée en ondelettes itérative pour des défauts consécutifs (figure 5.7). Le contraste de l'image est bon puisque le défaut est bien défini en taille et position, il faut cependant noter une perte d'information sur les extrémités du défaut. Le principal désavantage que nous voyons à cette méthode est la nécessité de connaître avec précision la position du transducteur puisque la méthode requiert la distance entre le transducteur et la zone imagée comme paramètre de calcul. La méthode devient donc difficile à mettre en application dans le cas d'une structure de forme complexe. De plus, la méthode, dans sa version standard, requiert une quantité de calculs importante et donc devient très lente pour traiter des grandes surfaces, ce qui vient en quelque sorte annuler l'avantage attendu d'une inspection surfacique. Dans le cadre de cette thèse, nous n'avons donc pas poussé plus loin la

comparaison, mais il existe des variantes de la méthode du SAFT plus efficaces, telles que le SAFT dans le domaine des fréquences.

5.3 Détection des défauts de soudure dans des plaques d'aluminium

5.3.1 Application des méthodes d'imagerie pour l'inspection par ondes de Lamb

L'image d'une soudure produite par une des méthodes d'imagerie développées pour la détection des défauts de structure n'est pas adéquate car c'est la position ou encore la présence ou non d'un défaut qui est obtenue. Dans le cas d'une soudure, les points de soudure sont donc vus comme des défauts et il est impossible d'obtenir des informations sur la nature de la soudure. Éventuellement, il est envisageable, en appliquant une procédure de seuil sur les coefficients d'ondelettes prépondérants, de détecter la présence des trous dans la soudure, ce qui est un résultat d'une utilité limitée dans le contexte de l'évaluation de la qualité d'une soudure. Nous allons donc appliquer une méthode plus adaptée de classification des signaux d'inspection pour produire des informations sur la qualité de la soudure (section 4.2.3.1).

5.3.2 Application de la méthode de classification pour l'inspection par ondes de Lamb

5.3.2.1 Méthodes de codage directes des entrées

La méthode de classification a été dans une première étape testée dans le cas relativement simple de la plaque d'aluminium soudée présentée à la section 2.4.2.2, figure 2.10. Les deux méthodes de codage directes des entrées, développées à la section 4.2.3.3, ont été appliquées pour classer la qualité de la soudure aux différents points de tests parmi trois classes. Ces classes d'appartenance sont, rappelons-le, une bonne (acceptable) soudure, une mauvaise soudure et un manque de soudure qui inclut un trou. La classification s'est faite en utilisant 33

signaux d'inspection ultrasonores générés par un EMAT et reçus par un second, l'inspection est donc faite en mode émission-réception. Lors des tests d'apprentissage et de généralisation du réseau de neurones, il est apparu rapidement que la première méthode directe de codage (méthode #1 de la section 4.2.3.3) ne fournissait pas de résultats satisfaisants. La convergence du réseau n'était pas suffisamment bonne, en terme d'erreur d'apprentissage, pour permettre une bonne généralisation sur des données non apprises. Il semble que l'absence d'information temporelle, induite par la concaténation des coefficients, nuise beaucoup à la capacité de discrimination du réseau. Nous présentons donc, dans la suite de la section, les résultats obtenus avec la seconde méthode de codage directe (méthode #2 de la section 4.2.3.3).

Les étapes d'apprentissage du réseau de neurones utilisé pour la classification et la généralisation ont été faites avec $K^{app}=5$ et $K^{test}=5$; l'étape de validation a donc été faite avec les 23 autres signaux non utilisés, soit $K^{val}=23$. La topologie du réseau multicouche est définie par les paramètres suivants: - trois couches, donc une couche cachée, - huit neurones d'entrée recevant le sous-vecteur extrait de l'approximation $\check{\mathbf{d}}_j$ avec $j=H=L=3$ dans l'équation 4.6, - trois neurones de sortie produisant chacun un bit pour produire le code binaire de la classe d'appartenance, - une fonction d'activation sigmoïde dans chaque neurone du réseau. L'initialisation des poids de connexion est générée de façon aléatoire et un ensemble de simulation est réalisé avec différentes initialisations.

L'apprentissage produisant le meilleur résultat en terme d'erreur d'apprentissage et de capacité de généralisation en ligne, soit les erreurs de propagation obtenues sur les données de D^{app} et D^{test} respectivement, est retenu pour la généralisation hors ligne. L'apprentissage du réseau de neurones est réalisé par un algorithme de rétropropagation du gradient de l'erreur, un exemple de courbes d'apprentissage est proposé à la figure 5.9 où deux apprentissages sont

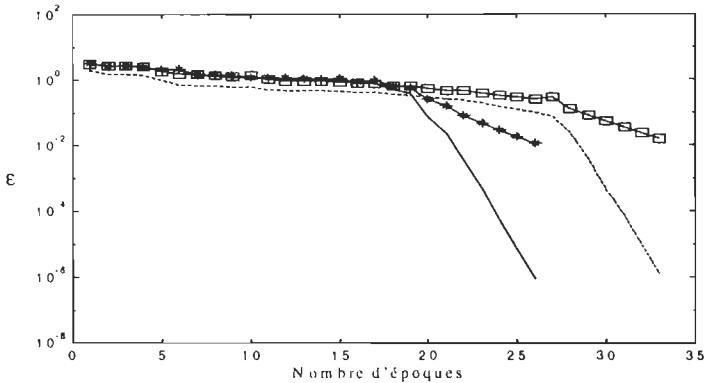


Figure 5.9: Courbes d'apprentissage pour $K^{app}=9$ en continu et $K^{app}=5$ en pointillé; et les courbes de généralisation correspondantes notées avec des étoiles et des carrés respectivement.

présentés. Une époque correspond à la propagation de toutes les données d'apprentissage dans un ordre aléatoire. La convergence du réseau est déterminée en fonction des données d'apprentissage et de généralisation, soit D^{app} et D^{test} , afin d'assurer une bonne classification des données de validation D^{val} . Nous pouvons constater de ce graphique que la convergence du réseau est rapide (moins de 30 époques), l'erreur d'apprentissage est très faible de l'ordre de 10^{-6} et que l'erreur de généralisation en ligne est faible de l'ordre de 10^{-2} . Ce type de résultats d'apprentissage laisse supposer un bonne capacité de généralisation hors ligne, ce que nous verrons par la suite.

La topologie du réseau (nombre de couches cachées et nombre de neurones sur les couches) est optimisée lors d'une session de simulations qui en général est longue. Une fois le réseau optimisé et entraîné, il peut être utilisé pour classer les soudures. Le processus de classification est alors très simple, chaque signal d'inspection est traité : a) détermination de sa transformée en ondelettes, b) application des procédures de réduction et sélection, c) codage par une méthode directe des entrées du réseau, d) propagation du vecteur d'entrée dans le réseau entraîné et e) décodage de la sortie calculée par le réseau pour déterminer la classe

Tableau 5.1: Résultats de classification pour le contrôle de la qualité d'une soudure d'aluminium par une méthode de codage directe.

sortie +1; sortie -1; erreur de classification; $\{x_k, y_k\} \in D^{app}$
 Bonne soudure; Mauvaise soudure; Trou (manque de soudure); Indetermination

d'appartenance (section 4.2.3.5). Une amélioration des résultats de classification est apportée en appliquant une procédure de seuillage sur les sorties calculées du réseau, ainsi

$$y_k(i) = \begin{cases} +1 & \text{if } y_k(i) \geq 0 \\ -1 & \text{if } y_k(i) < 0 \end{cases} \quad \text{pour } i = 1, 2, 3 \quad (5.1)$$

Les résultats de classification obtenus sont très intéressants, car le taux de bonne classification est de 100% pour l'ensemble des 28 signaux d'inspection correspondant aux données $D^{test} \cap D^{val}$, ce qui n'inclut pas les données d'apprentissage D^{app} . Les résultats de classification sont présentés au tableau 5.1 où les sorties produites par le réseau de neurones entraîné pour toutes les entrées x_k de D sont indiquées. Comme nous l'avons précisé dans le chapitre précédent, la méthode de codage direct a produit des résultats moins probants dans un cas de classification plus complexe. Dans ce qui suit, la méthode de codage basée sur un critère de dispersion spatiale est donc utilisée.

5.3.2.2 Méthode de codage des entrées basée sur un critère de dispersion spatiale des coefficients d'ondelettes

Si la méthode de codage directe (méthode #2) a produit des résultats très intéressants dans le cas très simple de la classification de trois types de soudure, les résultats ont été beaucoup

Tableau 5.2 : Paramètres géométriques définissant chaque classe de soudure, le symbole \forall indique toute valeur possible

Classe	p_1 [mm]	p_2 [mm]	q [mm]
1	≤ 1	> 2	≤ 1.5
2	> 1	> 2	≤ 1.5
3	≤ 1	> 2	> 1.5
4	\forall	\forall	\forall
5	\forall	≤ 2	≤ 1.5

moins probants dans un cas plus complexe. Dans une deuxième étape de validation des méthodes de classification, nous avons traité les plaques d'aluminium soudées représentant cinq classes de soudure: a) soudure régulière (classe 1), b) soudure épaisse (classe 2), c) soudure large (classe 3), d) soudure avec porosité (classe 4) et e) soudure incomplète ou absence de soudure (classe 5). Les paramètres géométriques requis pour caractériser ces différentes classes (section 2.4.2.2, figure 2.11) sont précisés par le tableau 5.2.

Pour la validation de la méthode proposées de classification avec un codage indirect de entrées (section 4.2.3.4), les données expérimentales disponibles consistent en deux ensembles de signaux d'inspection en mode pulse-écho, D_1 et D_2 , générés durant deux sessions distinctes de mesure. Ainsi nous disposons de deux ensembles de données ayant respectivement 122 signaux ($K_1=122$) et 64 signaux ($K_2=64$). Les étapes d'analyse et d'extraction des paramètres discriminants ont été réalisées avec $H=L=3$, donc seul le niveau d'approximation en ondelettes d_3 a été retenu. Considérant que la dimension des signaux discrétilisés est $N=1024$, nous avons $\text{dim}(d_3)=128$. Parmi ces coefficients, quatre coefficients prépondérants, $M_3=4$, sont conservés pour former la représentation temps-fréquence des signaux d'inspection, \check{d}_3 . Les entrées du réseau de neurones sont donc les deux éléments du vecteur $x = [\sigma'_3, \alpha'_3]^T$. Les facteurs de normalisation de la dispersion et de l'amplitude moyenne sont respectivement $s_\sigma=57$ et

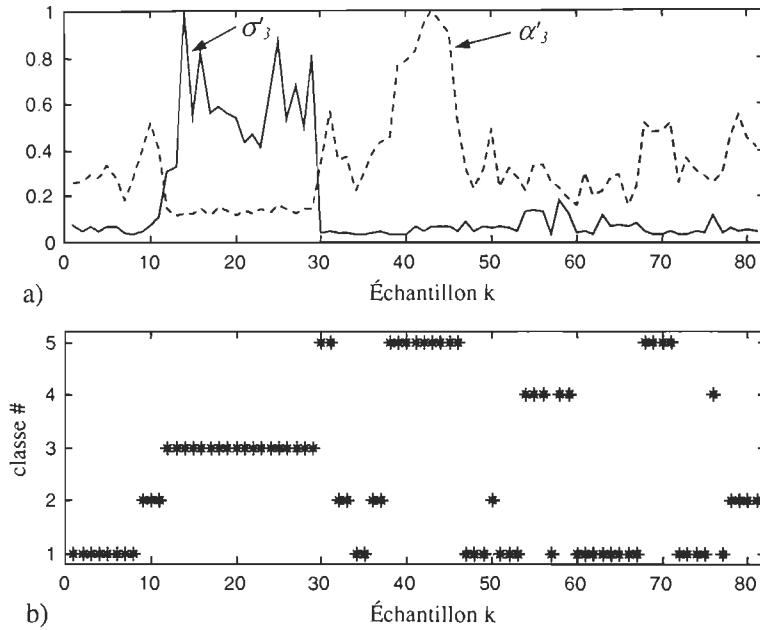


Figure 5.10: a) Données de test D_1 et b) classes de soudure correspondantes : 1 - régulière, 2 - épaisse, 3 - large, 4 - porosités et 5 - manque de soudure.

$s_\alpha=6.5\times10^{-4}$. Ces valeurs ont été obtenues à partir de deux signaux d'inspection étalons.

L'apprentissage du réseau de neurones a été fait en utilisant des données du premier ensemble de données expérimentales, D_1 , avec $K^{app}=20$ et $K^{test}=81$. La représentation graphique des 81 vecteurs d'entrée correspondants et des classes de soudures associées est donnée à la figure 5.10. Ces données permettent donc d'entraîner le réseau pour l'application de classification voulue, elles sont donc utilisées pour l'apprentissage et la validation en ligne. La validation hors ligne, qui vérifie la qualité de l'entraînement du réseau, est effectuée avec des données des deux ensembles: a) une partie des données du premier ensemble D_1^{val} avec

$$D_1^{val} \cup D_1^{test} = D_1 \text{ et } K_1^{val} = 41 \text{ et b) le second ensemble } D_2^{val} = D_2 \text{ avec } K_2^{val} = 64.$$

La topologie du réseau de neurones est définie par une couche d'entrée de 2 neurones, une couche cachée de 5 neurones et une couche de sortie de 5 neurones (correspondant aux 5 bits de codage des 5 classes de soudure). La procédure d'apprentissage du réseau est alors

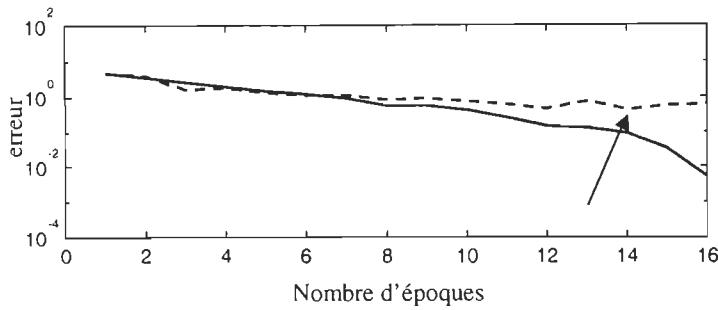


Figure 5.11: Courbe d'apprentissage (ligne continue) et de généralisation en ligne (tirets).

identique à celle décrite dans la section précédente. L'initialisation des poids de connexion est aléatoire et la topologie optimale du réseau a été déterminée par des simulations. La convergence du réseau est jugée satisfaisante pour notre application lorsque l'erreur d'apprentissage est suffisamment petite pour assurer une bonne généralisation sur les données de test (généralisation en ligne). Un exemple de courbes d'apprentissage et de généralisation en ligne est proposée à la figure 5.11. Les paramètres optimaux du réseau, soient les poids de connexion optimisés, sont obtenus au minimum local de la courbe de généralisation indiqué par une flèche. L'apprentissage est très rapide puisque le nombre d'époques nécessaire pour atteindre le minium est inférieur à 15.

Les résultats de classification pour l'ensemble des données expérimentales disponibles sont donnés dans le tableau 5.3. Les cas d'indétermination sont obtenus lorsque deux sorties du

Tableau 5.3: Résultats de classification pour 5 classes de soudure

Ensemble de données	Nombre de données	Bonne classification # %	Mauvaise classification # %	Indétermination # %
D^{train}	20	20 100	0 0	0 0
D^{test}	81	77 95	2 2.5	2 2.5
D_1^{val}	41	34 83	3 7.3	4 9.7
D_2^{val}	64	59 92	3 4.7	2 3.3

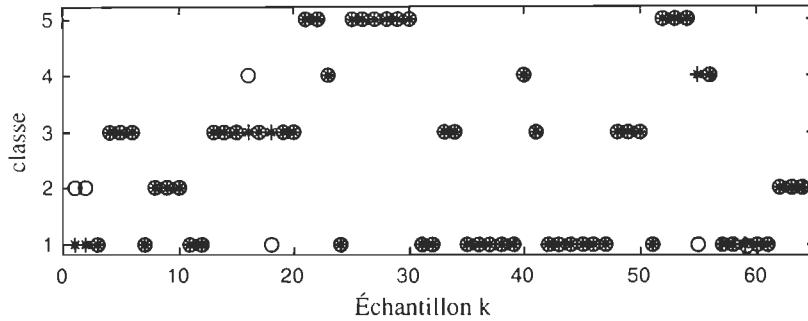


Figure 5.12: Résultats de classification sur D_2 : classes désirée (*) et obtenue (o).

réseau produisent des valeurs très proches, rendant difficile la prise de décision. En général cela survient lorsqu'il est impossible de connaître avec certitude la classe d'appartenance du signal et que le résultat semble erroné, ce qui reste très empirique. La figure 5.12 présente le graphique les résultats de classification obtenus sur le deuxième ensemble de 64 données d'inspection, D_2 . Nous rappelons que les signaux d'inspection correspondants ont été pris lors d'une session de prise de données différentes du premier ensemble D_1 .

Le taux de bonne classification est très bon puisque plus de 90% de toutes les données d'inspection du premier ensemble D_1 , soit 122 signaux, sont correctement classées. Quant aux données du deuxième ensemble D_2 , le taux de bonne classification est de 92%.

Remarque:

La méthode codage des entrées indirecte a été développée pour pallier la limitation notée avec une méthode de codage des entrées directe dans le cas de la reconnaissance de cinq classes de soudure. Compte tenu de la taille restreinte de la banque de données dans le problème de classification de trois types de soudure initialement étudié, nous n'avons pas appliqué la méthode de codage indirecte à ce cas. En fait, l'opportunité de disposer d'une banque de données plus importante et intéressante nous a amené à délaisser la première banque de données qui, somme toute, est de moindre utilité.

5.3.3 Analyse des résultats et comparaison qualitative

L'inspection des plaques d'aluminium soudées, dans une première étape de développement, a été faite pour une soudure relativement grossière dans l'objectif de cerner les contraintes de la classification. Les résultats de classification du type de soudure, obtenus avec les méthodes directes de codage, doivent donc être considérés comme des résultats préliminaires d'étude et de développement. Le problème de la classification de trois types de soudure est un cas simple et une utilisation directe des coefficients d'ondelettes a produit des résultats de classification très satisfaisants puisqu'un taux de 100% de bonne classification a été obtenu. Cela ne prend pas en compte les indéterminations. Cette première étape de développement de la méthode de classification nous a permis de valider l'idée d'utiliser les coefficients d'ondelettes comme données d'apprentissage. Par rapport aux travaux connexes utilisés en références pour évaluer notre méthode, principalement [BOR95] et [TOD99], cela apparaît comme une alternative intéressante à une transformée de Fourier des signaux.

L'étape suivante de développement a été faite pour un cas plus complexe de classification de signaux d'inspection de test de soudure, cinq classes sont définies. Les résultats de classification obtenus avec les méthodes de codage directs n'ont pas été satisfaisants car certains types de soudure étaient impossibles à classer par le réseaux de neurones. Malgré de nombreuses simulations pour des topologies de réseaux très variées, aucun apprentissage n'a pu être jugé satisfaisant. Il est apparu évident que la réseau de neurones ne disposait pas des informations suffisantes pour discriminer les données et fournir un bon résultat de classification. Une étude des représentations en ondelettes des signaux d'inspection nous a permis de mettre en évidence deux caractéristiques morphologiques qui, apparemment, facilitent la prise de décision par le classificateur. Ces caractéristiques, la dispersion spatiale et l'amplitude moyenne des coefficients d'ondelettes prépondérants, sont fournies comme entrées

au réseau de neurones qui est alors capable de trouver la classe d'appartenance du signal correspondant. Avec cette méthode, le taux de bonne classification est de l'ordre de 90%, ce qui est très satisfaisant compte tenu du fait que nous travaillons avec des données expérimentales dont il est parfois difficiles de connaître la classe d'appartenance pour vérification. L'opportunité de travailler avec une banque de données plus étendue obtenue de manière plus systématique devrait pouvoir lever cette incertitude quant à l'appartenance des signaux de test et donc pourra valider l'approche.

Comme nous l'avons précisé précédemment, nous ne disposons pas de méthode de comparaison qui pourrait fournir des résultats sur les mêmes données expérimentales. Nous pouvons cependant évaluer qualitativement la méthode par rapport à celle proposée dans [BOR95], [CHA94] et [TOD99]. L'application traitée dans cet article concerne la classification des joints d'époxy soudant deux plaques d'aluminium. L'inspection ultrasonore est faite par ondes de Lamb en mode émission/réception. Les joints sont définis selon les mêmes paramètres géométriques que dans notre application, mais une différence importante entre les deux applications siège dans la grande précision dont ils disposent sur la valeur de caractéristiques des joints. Il en résulte une très vaste palette de signaux de référence pour définir les classes d'appartenance. En fonction des trois paramètres géométriques, 45 types de joint sont définis et un total de 225 signaux étalons sont utilisés pour l'apprentissage. Trois réseaux de neurones multicouches entraînés permettent de classer le joint en fonction de la taille de ces paramètres, chacun produisant la valeur d'un des trois paramètres. L'utilisation de trois réseaux de neurones pour déterminer chacune des caractéristiques du joint requiert donc que le signal d'inspection soit présenté à chacun des classificateurs, ce qui peut être fait en parallèle.

Le codage des entrées du réseau est réalisé en discréétisant la transformée de Fourier du signal. Un nombre variable de points de discréétisation est utilisé, il correspond au nombre

d'entrées du réseau et va de 5 à 200. Pour la sortie du réseau, le choix est fait entre une sortie analogique ou un codage binaire. Les résultats de classification sont très bons, de l'ordre de 95%, à condition d'avoir un nombre de points de discréétisation relativement important, supérieur à 100 pour que les trois paramètres géométriques soient bien évalués. Avec un nombre de neurones sur la couche cachée supérieur ou égal à trois, les réseaux sont relativement gros et l'apprentissage peut être long. Si nous comparons avec la topologie de notre réseau classificateur qui compte deux entrées et cinq neurones sur la couche cachée, nous pouvons voir une amélioration sur cet aspect. C'est sur ce point que nous évaluons le principal intérêt de notre méthode, mais nous devons bien sûr tenir compte des différences d'application entre nos travaux et ceux de [TOD99] et ne pas négliger le fait que la méthode de classification qui y est proposée est très complète. Une comparaison plus approfondie nécessitera de compléter nos propres travaux sur la classification des soudures. Cependant nous pouvons considérer, en regard des résultats que nous avons obtenus, que la transformée en ondelettes est un outil à fort potentiel pour ce type de problème de classification.

5.4 Détection des défauts dans une structure en matériau composites

5.4.1 Application de la méthode d'interprétation proposée

La méthode d'imagerie développée pour l'inspection des structures en matériaux composites renforcés a été testée sur des échantillons de la coquille externe d'un réservoir d'hydrogène (section 2.4.3). La problématique de l'inspection par ultrasons des matériaux hétérogènes a été présentée aux sections 2.4.1 et 4.3.1. Le cas abordé dans ce travail, l'inspection d'une structure en composite verre/époxyde renforcé par des fibres de verre, représente un cas complexe. Nous avons développé une technique d'interprétation basée sur un

processus de fenêtrage dans le domaine temps-fréquence (section 4.3.3) qui nécessite peu de paramètres de calibrage. Ces paramètres, fixés lors d'une étape d'étalonnage, sont les valeurs définissant la taille des fenêtres pour chaque niveau d'approximation retenu après l'application de la procédure de réduction. L'étalonnage est fait en utilisant un signal d'inspection (A-scan) généré dans une région saine de la structure inspectée.

La session d'inspection par ondes de volume (C-scan) d'un échantillon de composite verre/époxyde de $20 \times 20 \text{ mm}^2$ a été réalisée en utilisant un transducteur piézo-électrique de forme sphérique, large-bande de fréquence centrale 5MHz et le focus est réalisé à 50mm du centre de la surface émettrice. L'échantillonnage des signaux est fait à 100MHz. Le pas de maillage est de 0.25mm sur les deux axes de déplacement x et y .

Lors de l'application de la procédure de réduction, les valeurs des paramètres H et L ont été choisies afin de prendre en considération un possible déplacement de la fréquence centrale de l'impulsion ultrasonore se propageant dans le matériau non homogène. Compte tenu de la valeur de la fréquence de l'impulsion, de la fréquence d'échantillonnage et de la dimension des signaux d'inspection discrétisés ($N=1024$), nous avons déterminé que $H=3$ et $L=5$ sont des seuils appropriés, avec $M_j=10$ pour $j=3,4,5$. Ces valeurs sont confirmées par le graphique présenté à la figure 5.13 où l'on voit clairement que l'information pertinente est située à ces niveaux d'approximation. Les autres paramètres de calibrage à fixer sont les paramètres définissant la taille des fenêtres temporelles qui vont être appliquées sur les trois niveaux d'approximations retenus, soient w_3 , w_4 et w_5 (équation 4.9). Ces valeurs sont fixées de manière plus ou moins empirique en traitant un signal d'inspection de calibrage pris dans une zone saine de la structure inspectée.

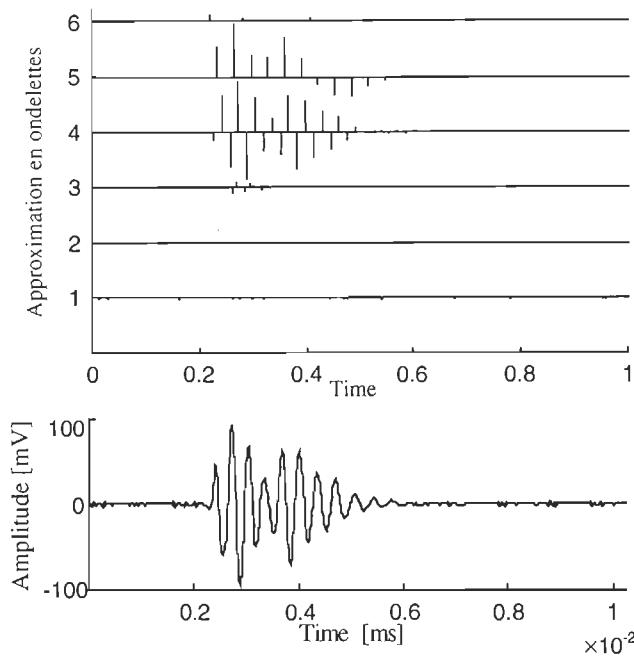


Figure 5.13 : a) Niveaux d'approximation en ondelettes orthogonales d'un signal ultrasonore généré dans une structure en verre/époxyde et b) signal original

Ce choix de la valeur des paramètres des fenêtres est illustré à la figure 4.10 avec $w_3 = 44$, $w_4 = 24$, $w_5 = 12$. Nous pouvons cependant poser l'hypothèse que ces paramètres pourraient être déterminés de manière plus rigoureuse en utilisant les données connues à priori sur la nature de la structure inspectée, les vitesses de propagation du son dans le milieu et la fréquence d'échantillonnage du signal, ce qui resterait à confirmer.

Une fois tous les paramètres de calibrage fixés, il devient possible de calculer le paramètre de caractérisation $c_{x,y}$ de l'écho de fond (équation 4.10) de chaque signal d'inspection pris aux coordonnées x et y du C-scan. L'image de la structure est générée par une fonction graphique de la matrice \mathbf{C} de caractérisation, étapes 2 et 3 de la procédure d'imagerie (section 4.3.3). Un exemple d'image d'inspection de l'échantillon en verre/époxyde est présenté à la figure 5.14 sous forme d'un graphique en trois dimensions. La même image est présentée sous forme d'une image en deux dimensions à la figure 5.15. Dans ce deuxième mode de

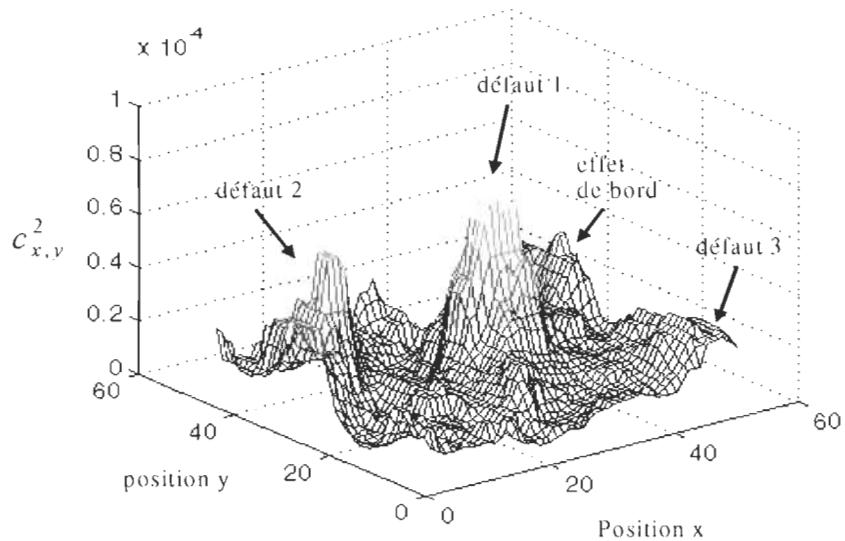


Figure 5.14 : Image 3D d'un échantillon de $14 \times 12 \text{ mm}^2$ en verre/époxye générée par la méthode d'imagerie basée sur la transformée en ondelettes.

représentation, une procédure de filtrage très simple, basée sur un filtre par la médiane a été ajoutée, pour améliorer le contraste. La perte de qualité de l'image sur les bords de l'échantillon est due à la courbure de la surface inspectée. En conséquence, le signal émis ne pénètre pas perpendiculairement la surface, ce qui crée une perte d'énergie significative dans les signaux analysés pris sur les bords. L'image produite est de bonne qualité, le défaut au centre, de

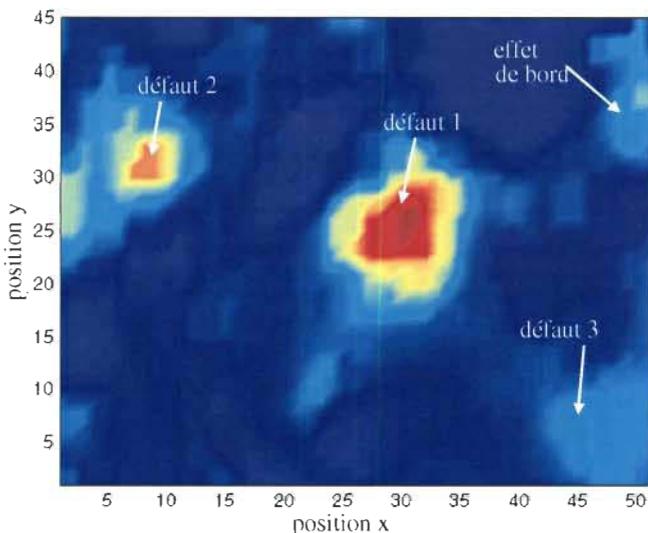


Figure 5.15 : Image contour (C^2) d'un échantillon de $14 \times 12 \text{ mm}^2$ en verre/époxye générée par la méthode d'imagerie basée sur la transformée en ondelettes.

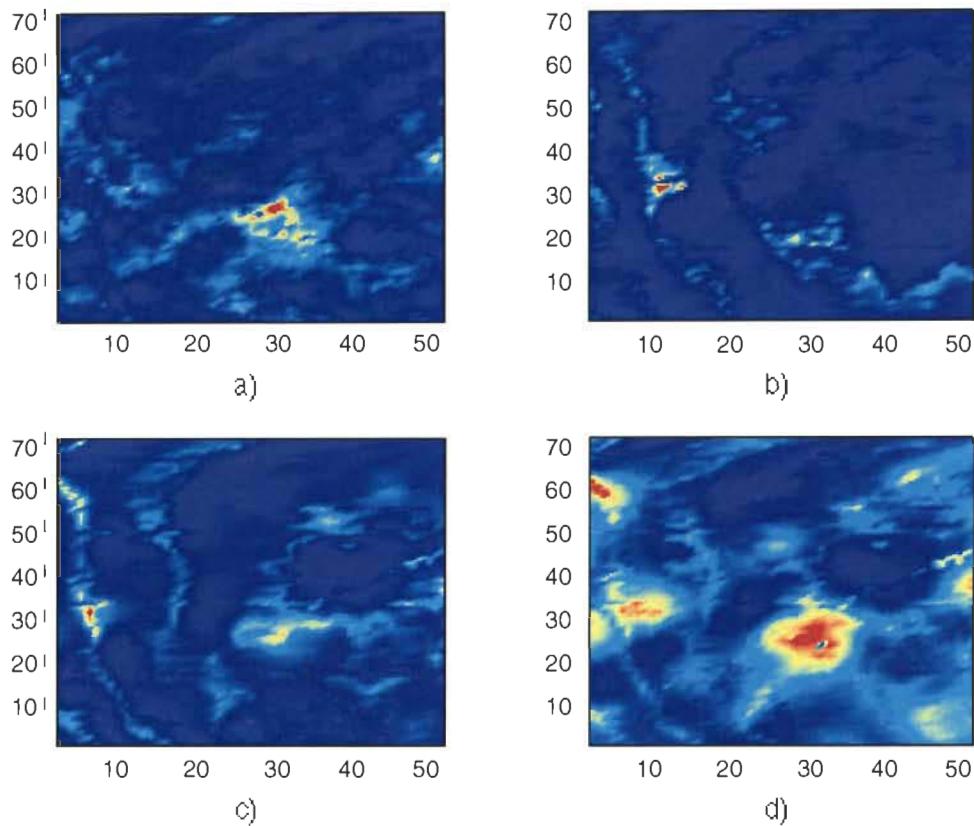


Figure 5.16 : Images générées par la méthode basée sur la transformée en ondelettes : a) $H=L=3$, b) $H=L=4$, c) $H=L=5$ et d) $H=3$ et $L=5$.

diamètre 4mm est bien défini en position et en taille même si on note une perte de contraste sur le contour du trou. La position des autres trous est correctement obtenue, mais les signaux étant de moindre énergie, le contraste est moins bon.

Nous allons maintenant revenir sur la capacité de la méthode développée à traiter un déplacement possible de la fréquence centrale de l'impulsion ultrasonore dans le milieu de propagation. A la figure 5.16 a), b) et c), nous proposons 3 images d'inspection, correspondant au cas décrit ci-dessus, obtenues en ne considérant qu'un seul niveau d'approximation en ondelettes, soit $H=L$. L'écho de fond dans le signal d'inspection est alors caractérisé par un paramètre qui est en fait l'amplitude du coefficient d'ondelettes maximum dans la fenêtre temporelle de l'approximation en ondelettes considérée (équation 4.10). L'image obtenue en

sommant ces trois images (sommation des trois paramètres de caractérisation) est présentée à la figure 5.16 d). Cette image présente la même structure qu'à la figure 5.15 mais l'échantillon est plus grand de $18 \times 12 \text{ mm}^2$ et l'image n'a pas été filtrée. L'avantage de la sommation est de prendre en compte les contributions des trois niveaux d'approximation et donc de plusieurs fréquences, améliorant grandement la qualité de l'image.

Finalement, afin de montrer l'impact du choix des paramètres des fenêtres sur la qualité du contraste de l'image, nous proposons, à la figure 5.17, un ensemble d'images obtenues pour plusieurs valeurs de paramètres w_3 , w_4 et w_5 . L'objectif de cette étude est de vérifier la robustesse de la méthode à des valeurs de paramètres non optimisées. Cette étude nous permet de vérifier que le défaut central est toujours bien détecté. De cela nous pouvons dire que le choix des paramètres, à condition de les prendre dans une plage de variation réaliste, affecte le contraste de l'image mais peu la capacité de détecter la position des défauts.

5.4.2 Comparaison avec des méthodes basées sur la diversité spectrale

Pour valider l'image produite en appliquant notre méthode d'imagerie, nous l'avons comparée avec les images produites en utilisant des méthodes d'imagerie basées sur la diversité spectrale, soit le *Split-Spectrum* (SSP), le *Cut-Spectrum* (CSP) et une méthode dérivée, appelée le *Low-Spectrum* (LSP), développée à l'IRH [ZEL00]. L'objectif de cette comparaison est, d'une part, de valider la capacité de notre méthode à détecter correctement les défauts en position et en taille et, d'autre part, évaluer la qualité de contraste obtenue. Les quatre images sont proposées à figure 5.18. Une comparaison visuelle nous permet d'affirmer que notre méthode détecte les défauts avec une précision équivalente aux autres méthodes pour ce qui à trait à la position et la taille des défauts. La qualité du contraste est comparable avec celle

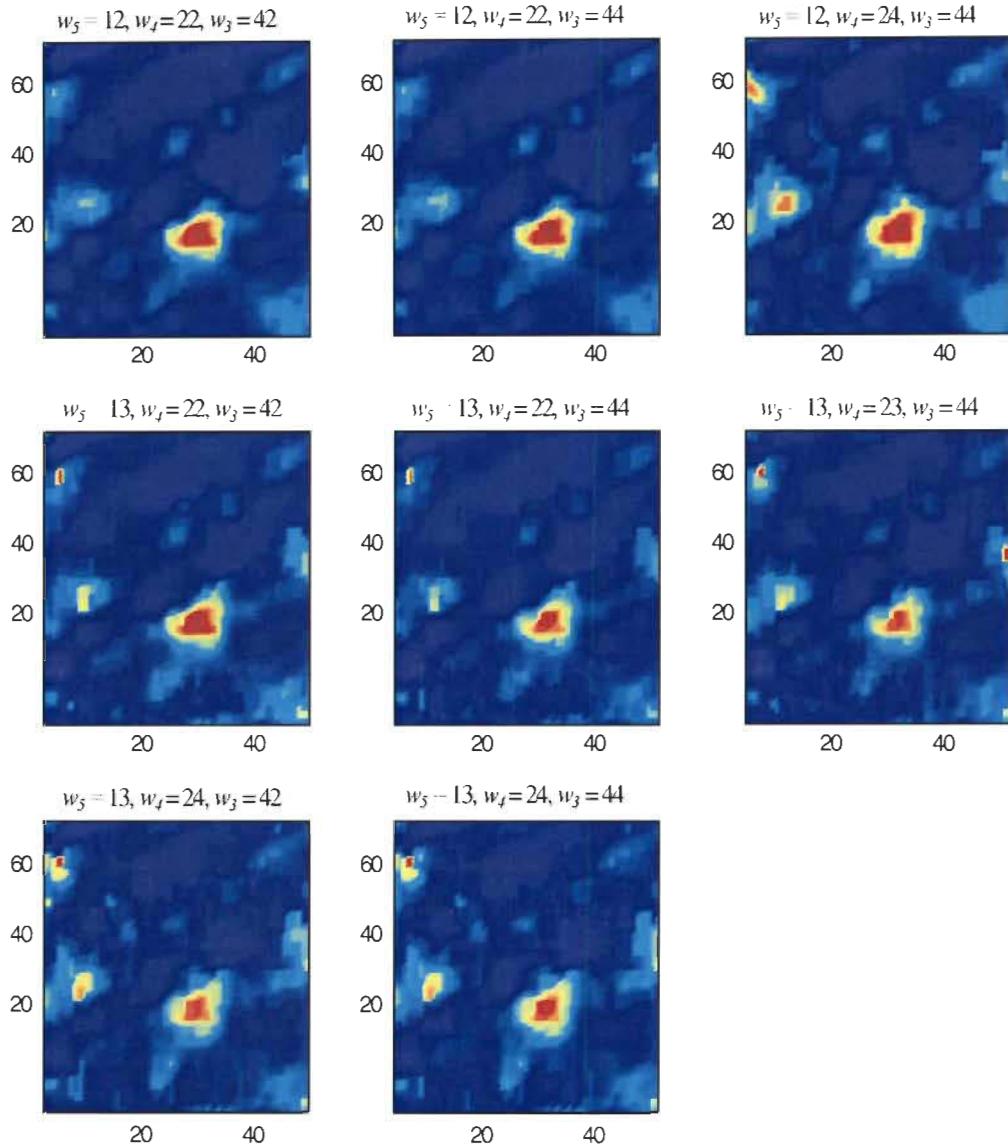


Figure 5.17 : Images générées par le méthode basée sur la transformée en ondelettes : influence des paramètres de fenêtrage sur le contraste.

obtenue avec le *Cut-Spectrum* ou le *Low-Spectrum* [ZEL00], il apparaît que le *Split-Spectrum* produit une image de moindre qualité.

Un élément important de comparaison entre ces différentes méthodes d'imagerie concerne la complexité de calcul des algorithmes et par conséquent le temps de calcul. Même si nous n'avons pas réalisé une comparaison détaillée des complexités de calcul, nous pouvons

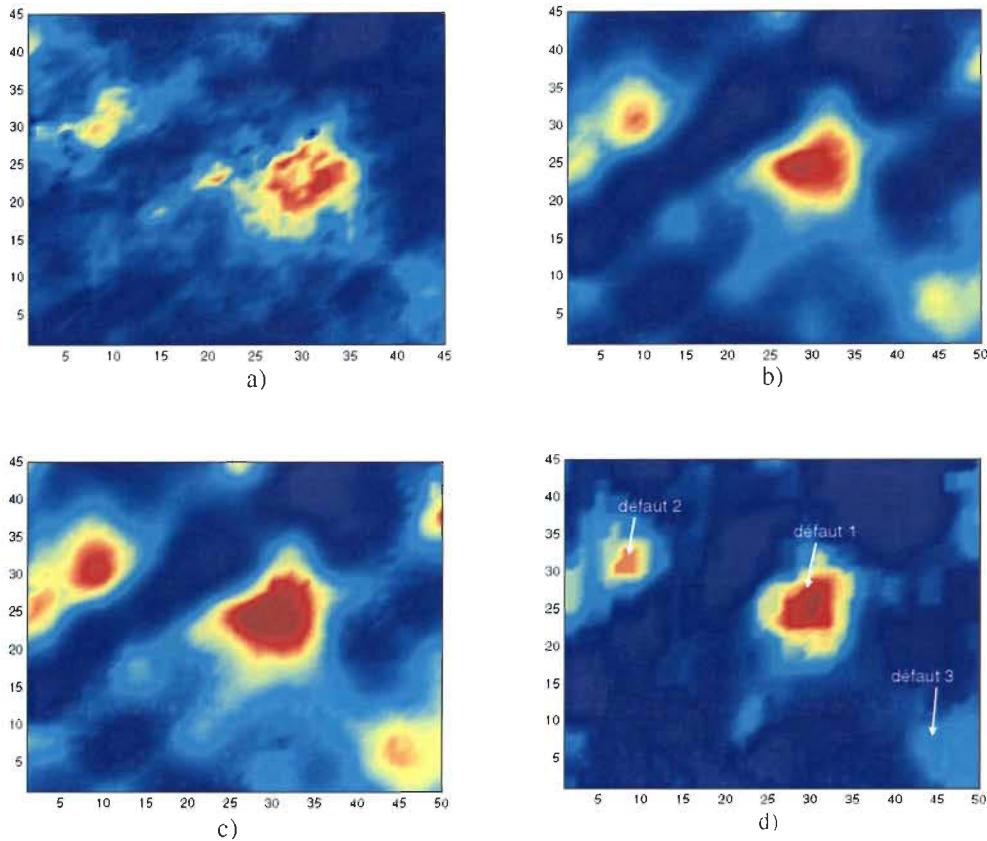


Figure 5.18 : Images d’inspection d’un échantillon de $12 \times 14 \text{ mm}^2$ en verre/époxy : a) SSP, b) CSP, c) LSP et d) méthode basée sur la transformée en ondelettes.

cependant faire les remarques suivantes:

- (i) Les méthodes d’imagerie basées sur la diversité spectrale sont en fait des méthodes de filtrage adaptées à l’élimination du bruit de structure dans les signaux. Ainsi, le bruit de structure et l’information cohérente sont décorrélatés dans le domaine des fréquences et une version filtrée du signal est utilisée dans une procédure de fenêtrage temporel qui vient détecter la présence ou non d’un écho de fond. Nous prenons ici en considération les méthodes utilisées à l’IRH et présentées dans [ZEL00]. Chaque signal d’inspection est donc transformé dans le domaine des fréquences en appliquant une FFT, puis plusieurs FFT inverses sont réalisées pour obtenir une banque de signaux filtrés dans le domaine temporel.

- (ii) La méthode d'imagerie basée sur la transformée en ondelettes permet d'extraire l'information nécessaire à la production de l'image (paramètre de caractérisation de l'écho de fond) directement dans le domaine temps-fréquence, évitant l'appel à une transformation inverse. La transformé en ondelettes orthogonales, basées sur l'algorithme de Mallat, fait appel à des produits de convolution et une procédure de sous-échantillonnage, qui sont des opérations rapides d'un point de vue temps de calcul.
- (iii) Les méthodes d'imagerie basées sur la diversité spectrale font appel à plusieurs transformées de Fourier, directes et inverses, pour le calcul des spectres, ce qui pourrait s'avérer un inconvénient. L'utilisation d'algorithmes de calcul rapide (transformée de Fourier rapide) permet cependant de palier en partie cet inconvénient en optimisant la manipulation des données. Il convient cependant de garder de vue que l'inspection de structures de grande taille requiert un très grand nombre de points d'inspection et tout gain en temps de traitement de chacun de ces signaux devra être considéré intéressant.
- (iv) Le nombre de paramètres de calibrage de la méthode basée sur la transformée en ondelettes est très restreint, ce qui rend la méthode relativement facile à mettre en pratique. Il suffit de disposer d'un signal d'étalonnage connu. Les méthodes basées sur la diversité spectrale requièrent aussi des paramètres de définition de fenêtres temporelles et impliquent des procédures de prise de décision, phase d'extraction, avec paramètres.
- (v) Il est important de souligner que outre sa capacité de détecter correctement la position et la taille des défauts de manière comparable aux méthodes basées sur la diversité spectrale, la méthode proposée est une alternative intéressante plus systématique et plus simple d'approche. Ainsi, les mécanismes de transformation et d'extraction d'information dans les signaux traités apparaissent plus clairs que les mécanismes sous-jacents au SSP, par exemple, qui sont encore intuitifs et ne sont pas très bien établis mathématiquement.

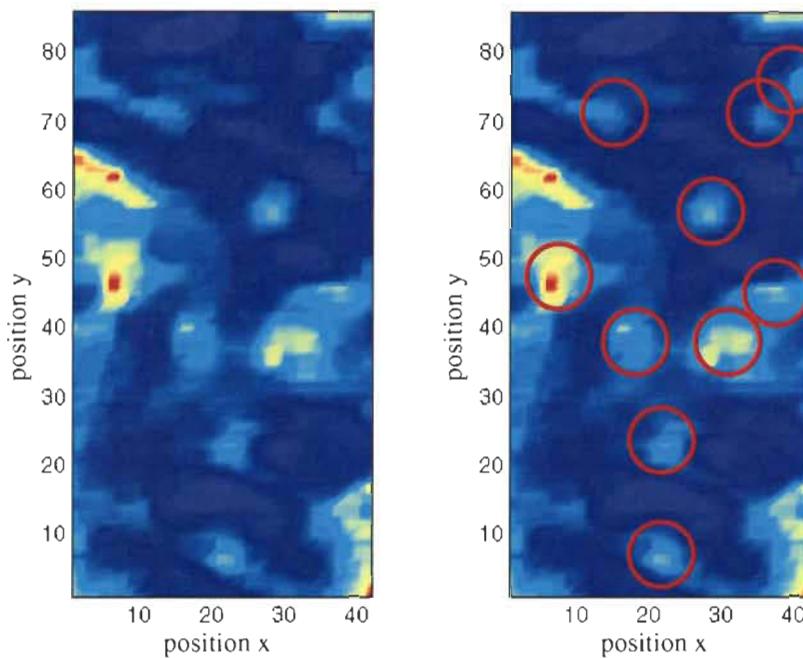


Figure 5.19 : Image contour (C^2) d'un échantillon de $12 \times 24 \text{ mm}^2$ en verre/époxyde générée par la méthode d'imagerie basée sur la transformée en ondelettes.

Pour compléter l'étape de validation de la méthode, nous avons également traité un autre échantillon de la même demi coquille de réservoir en verre/époxyde. L'échantillon scanné, de dimension $20 \times 40 \text{ mm}^2$, contient 8 trous circulaires de diamètres de 1,5 à 2 mm de diamètre, d'environ 1mm de profondeur sur la face interne. Une image produite par notre méthode d'imagerie est présentée à la figure 5.19 où les défauts sont encerclés. Nous pouvons remarquer les mêmes effets de bord que sur l'échantillon précédent qui nuisent à la qualité de l'image aux frontières.

Concernant le temps de traitement des signaux pour la production d'une image, nous pouvons à titre d'exemple préciser que pour notre méthode complète d'imagerie, programmée en MatlabTM sur un ordinateur de type Pentium III, le temps de traitement d'un signal d'inspection (calcul du paramètre de caractérisation) est de 0.04s, ce qui n'inclut pas la lecture des données. Cela revient à produire une image de 80×74 (8113) points de scan en environ 7

Tableau 5.4 : Complexités arithmétiques des méthodes de traitement des signaux : *Split-Spectrum* (SSP), méthode basée sur la transformée en ondelettes (TO) et méthode de déconvolution basée sur le filtre de Kalman.

Méthode	Nb d'opérations	Exemple ($N=1024$)
<i>Split Spectrum</i>	$O(M_{SSP} N \log N)$ ($20 \leq M_{SSP} \leq 40$)	$20 \times 1024 \times \log(1024)$ ≈ 205000
TO	$O(4M_{TO} N)$ ($M_{TO} \leq 20$)	$4 \times 12 \times 1024$ ≈ 50000
Déconvolution (Kalman)	$O(2M_D N)$ ($100 \leq M_D$)	$2 \times 128 \times 1024$ ≈ 260000

minutes, incluant la lecture des données. Nous pouvons faire la remarque que l'algorithme de calcul de la transformée en ondelettes se prête très bien à une implantation sur processeur dédié (DSP ou en technologie VLSI par exemple) [FRI94] et donc des performances de calcul très intéressantes pourraient être attendues. À titre d'information, une étude comparative des complexités arithmétiques pour les trois méthodes de traitement suivantes : *Split Spectrum*, méthode basée sur la transformée en ondelettes et une méthode de déconvolution basée sur le filtre de Kalman, est proposée au tableau 5.4. Les paramètres M_{SSP} , M_{TO} et M_D représentent respectivement le nombre de mini-spectres utilisé dans le *Split-Spectrum*, la dimension des ondelettes (nombre de points) et la dimension du vecteur gain de Kalman. Le paramètre N correspond à la dimension du signal discret analysé.

Il est intéressant de noter le gain obtenu, en terme de nombre de multiplications, avec la méthode basée sur la transformée en ondelettes. Il semble tout à fait envisageable d'implanter la méthode complète d'imagerie sur un processeur spécialisé et d'obtenir un temps de traitement en temps réel très rapide.

5.5 Conclusion

Dans ce chapitre de synthèse des résultats expérimentaux, nous avons présenté des exemples d'images d'inspection produites en appliquant nos méthodes de traitement du signal dédiées aux signaux ultrasonores. Les signaux d'inspection par ondes de Lamb, utilisés pour le test de structures métalliques, sont traités d'une part pour produire une image des défauts de structure (section 5.2) et d'autres part pour qualifier des soudures en appliquant un processus de classification (section 5.3). Les ondes de volume, utilisées pour l'inspection des structures en matériaux composites, sont traitées pour produire une image des défauts de structures (section 5.4).

Les résultats d'imagerie obtenus pour la détection des défauts de structure dans une plaque métallique démontrent une amélioration de la qualité des images en comparaison avec une simple méthode détection du pic maximum. Nous avons ainsi testé les deux méthodes basées sur la transformée en ondelettes sur des signaux expérimentaux dont le niveau de bruit varie de manière significative. Nous rappelons que ces méthodes exploitent directement les coefficients d'ondelettes, dans le domaine temps-fréquence, pour produire l'image. Ce ne sont donc pas des techniques de filtrage. Les méthodes sont efficaces pour traiter des signaux bruités ($\text{SNR} < 20\text{dB}$), les défauts sont bien détectés en position. Il est, de plus, important de noter que le contraste des images est bon, produisant ainsi des images faciles à interpréter. Le choix entre l'une ou l'autre des méthodes proposées : a) méthode basée sur la position du coefficients d'ondelettes maximum et b) méthode basée sur la dispersion spatiale des coefficients d'ondelettes, dépend fortement du niveau de bruit sur les signaux et de la simplicité de la méthode. Ainsi la méthode basée sur la détection du coefficients d'ondelettes maximum est très simple et serait facile à implanter, par contre la méthode basée sur la dispersion spatiale

est plus robuste au bruit. Les images produites par les deux méthodes proposées ont été comparées avec une image obtenue en appliquant la technique du SAFT. Le principal avantage que nous voyons, en comparaison avec cette méthode, est le fait que le déplacement du transducteur, lors de la session d'inspection, n'a pas à être précis pour connaître la distance entre le transducteur et le bord de la plaque. L'aspect temps de calcul est aussi intéressant car la complexité arithmétique de nos méthodes est avantageuse comparée à celle du SAFT. Nous ne considérons ici que le SAFT original et non ses versions optimisées [BUS92], [LÉV99].

L'inspection des soudures en appliquant une méthode de classification, basée sur la transformée en ondelettes et un réseau de neurones, est jugée efficace dans les cas traités dans ce travail. Ainsi, nous obtenons des taux de bonne qualification de l'ordre de 90% avec un réseau de petit taille et une phase d'apprentissage rapide. Les techniques de codage des entrées ont été évaluées dans deux cas de classification des soudures. La méthode faisant appel à la dispersion spatiale des coefficients d'ondelettes et leur amplitude moyenne s'avère particulièrement prometteuse. Une comparaison qualitative avec les travaux de l'équipe Challis *et al.*, [BOR95], [CHA96] et [TOD99], valide le principe de la méthode.

Finalement, le cas du traitement des signaux d'inspection par ondes de volume a été validé par l'inspection d'un échantillon en verre/époxyde renforcé par fibres de verre. Les images produites sont de bonne qualité et les défauts sont correctement détectés. Une comparaison avec les méthodes habituellement utilisées pour traiter ce type de cas d'inspection, méthodes basées sur la diversité spectrale, valide les performances de notre méthode. Cette méthode, efficace pour détecter les défauts, a l'avantage d'être simple et de complexité de calcul relativement petite car ce n'est pas une technique de filtrage, l'image étant construite dans le domaine temps-fréquence.

6

Conclusion

Afin de compléter cette thèse, nous avons choisi de présenter un chapitre de conclusion qui est à la fois une synthèse de travaux de recherche (section 6.1), une évaluation de la contribution scientifique du travail de recherche en exposant deux aspects de celle-ci, soient la contribution algorithmique (section 6.2) et la contribution méthodologique (section 6.3) et une proposition des perspectives de développements à suivre (section 6.4). L'idée de proposer un tel chapitre est de fournir au lecteur un bon survol du travail effectué dans le cadre de cette thèse de doctorat afin d'en faciliter la compréhension et d'en faire ressortir l'intérêt scientifique.

6.1 Synthèse des travaux de recherche

L'objectif de notre travail de recherche consistait à apporter une contribution au développement de méthodes d'inspection non destructive dont l'application principale est le contrôle de l'intégrité des réservoirs d'hydrogène, qu'ils soient métalliques ou en matériau

composite (Section 1.2). Nous avons donc mené nos travaux en commençant par le cas de l'inspection des structures métalliques où il est possible d'utiliser des ondes de Lamb. Ce type d'ondes acoustiques est caractérisé par un mode de propagation en surface et permet donc de couvrir une grande surface d'inspection par le propagation d'une seule onde. La nature métallique des structures inspectées nous a permis de générer les ondes par un transducteur électromagnétique acoustique, qui a l'énorme avantage de ne pas nécessiter de couplant entre le transducteur et la structure (section 2.2). L'analyse des signaux d'inspection est réalisée par une transformée en ondelettes suivie d'une interprétation des coefficients d'ondelettes résultants d'une sélection et éventuellement d'une transformation appropriée. L'étape finale du processus de traitement consiste à produire une image de la structure ou un classement du type de défaut.

Cette démarche nous a amené à faire une étude théorique de la transformée en ondelettes afin de choisir le type de transformée le plus adéquat pour notre application. Une transformée en ondelettes orthogonales a été sélectionnée pour sa simplicité et sa performance (sections 3.3 et 3.4). Par la suite, nous avons développé une méthode de détermination des coefficients d'ondelettes à caractère prépondérant, en terme de capacité de discrimination, afin de former un ensemble de paramètres caractérisant le signal analysé, appelés paramètres discriminants. Cette méthode repose sur deux procédures de réduction et de sélection qui sont utilisées dans tous les cas d'application traités dans le cadre de ces travaux de recherche (section 4.2.1).

Une fois les paramètres discriminants extraits, les étapes d'imagerie (section 4.2.2) ou de classification (section 4.2.3) ont pu être réalisées en développant des algorithmes de traitement appropriés. Précisons que la méthode d'analyse faisant appel à une classification s'adresse à une application d'inspection de la qualité des soudures. En effet, l'examen d'une soudure peut être vu comme l'examen de la qualité d'une petite structure, la soudure, qui est bien localisée. Il devient alors possible de chercher des informations sur la nature, en termes de forme et de

présence de défauts, de cette petite structure, ce qui peut-être réalisé par un processus de classification. Par contre, dans le cas de l'inspection d'une structure de plus grande dimension, telle qu'un réservoir ou encore plus simplement une plaque, il convient de trouver un défaut éventuel et le gros du travail est de localiser le défaut lui-même. Il devient alors ardu d'obtenir des informations sur la nature d'un défaut détecté. La classification a requis le choix d'un classificateur, nous avons opté pour un réseau de neurones multicouche reconnu pour sa grande capacité de classification.

Une fois la mise au point des méthodes d'analyse et d'interprétation pour les ondes de Lamb réalisée, nous avons pu aborder le cas complexe de l'inspection ultrasonore des matériaux composites. La grande difficulté de génération des ondes de Lamb dans un matériau composite non métallique nous a amené à envisager des ondes de volume pour l'inspection (section 2.3). Les ondes de volume sont générées par un transducteur piézo-électrique et le couplage est réalisé par l'eau en immergeant la structure inspectée. La difficulté d'analyse des signaux d'inspection siège principalement dans la présence d'un fort bruit de structure qui entache fortement les signaux, les rendant imprévisibles pour des méthodes simples d'imagerie. Il est indispensable d'appliquer des méthodes de traitement pour décorrélérer le bruit de structure et l'information cohérente qui forment le signal reçu par le transducteur (section 2.3.3). Dans le cas de structures en matériaux composites renforcés, le bruit de structure est principalement induit par les réflexions secondaires sur les fibres, donc par des phénomènes de diffraction, qui viennent brouiller les réflexions principales de surface et de défaut ou de fond constituant l'information cohérente (section 4.3.1). La méthode complète d'imagerie repose sur l'utilisation de la transformée en ondelettes orthogonales et l'étape d'extraction des paramètres discriminants en appliquant les deux procédures de réduction et de sélection développées précédemment. Afin d'extraire l'information utile à la production d'une image, une méthode

d'interprétation des paramètres discriminants basée sur un processus de fenêtrage dans le domaine temps-fréquence a été exposée (section 4.3.2).

Pour confirmer la contribution scientifique du travail de recherche, les méthodes complètes d'analyse, d'extraction de paramètres discriminants, d'imagerie ou de classification ont été validées sur des données expérimentales d'inspection. Les méthodes de traitement dédiées à l'analyse des signaux générés dans l'inspection par ondes de Lamb ont été appliquées: a) sur des plaques métalliques en acier pour l'imagerie des défauts de structure, nous avons alors pu vérifier la robustesse des méthodes au bruit de perturbation (section 5.2) et b) en aluminium pour la classification des soudures (section 5.3). Dans le cas de la méthode complète de traitement développée pour les signaux d'inspection par ondes de volume dans un matériau composite renforcé, des échantillons d'une coquille externe d'un réservoir d'hydrogène cryogénique ont été utilisés. Une comparaison des résultats d'imagerie obtenus a été réalisée avec une méthode de traitement reconnue efficace pour ce type de problème, soit une méthode basée sur la diversité spectrale, telle que la technique du *Split-Spectrum* (SSP), pour valider les résultats (section 5.3).

6.2 Contribution algorithmique

La contribution algorithmique consiste essentiellement au développement de méthodes d'extraction de paramètres discriminants dans une transformée en ondelettes et d'interprétation de ces paramètres pour les différents cas d'inspection traités. L'étape d'extraction a requis le développement des deux procédures suivantes:

- (i) La procédure de réduction (section 4.2.1.1) permet de limiter le nombre de niveaux d'approximation en ondelettes du signal analysé. Deux paramètres de seuil sont requis par

l'appel de cette procédure, leurs valeurs sont choisies en fonction de la fréquence de l'information (impulsion ultrasonore réfléchie) recherchée, la fréquence d'échantillonnage du signal et la dimension du signal (nombre de points de numérisation).

- (ii) La procédure de sélection (section 4.2.1.2) permet d'extraire les coefficients d'ondelettes à caractère prépondérant dans les niveaux d'approximation en ondelettes retenus par la procédure de réduction en éliminant (mise à zéro) les autres. Cette procédure requiert le choix du nombre coefficients d'ondelettes non nuls suffisants pour traduire adéquatement l'information cherchée dans le domaine temps-fréquence.

Ces deux procédures sont basées sur une exploitation directe de la capacité de compression de données de la transformée en ondelettes.

L'étape d'interprétation, qui suit l'étape d'extraction, a mené au développement de plusieurs méthodes qui dépendent du type d'ondes ultrasonores à analyser, ondes de Lamb ou de volume, et à l'objectif final de l'analyse des signaux d'inspection, image de la structure inspectée ou classification du type de défaut détecté.

- (i) Une méthode adaptée au cas des signaux d'inspection par ondes de Lamb dont le rapport signal/bruit est faible repose sur une procédure de détection du coefficients d'ondelettes d'amplitude maximum qui traduit l'information cherchée (impulsion ultrasonore caractérisée par son amplitude et sa position temporelle) dans le domaine temps-fréquence (section 4.2.2.1) [LEG99a], [LEG99c].
- (ii) Une méthode plus robuste au bruit et donc mieux adaptée aux signaux d'inspection par ondes de Lamb dont le rapport signal/bruit est non négligeable ($\text{SNR} < 20\text{dB}$) s'appuie sur l'hypothèse que les coefficients prépondérants dans un niveau d'approximation en ondelettes seront moins dispersés en position en présence d'une impulsion induite par un défaut que s'il n'y a pas de d'impulsion. Cette méthode implique le calcul de la dispersion

- spatiale des coefficients d'ondelettes prépondérants dans un niveau d'approximation (section 4.2.2.2) [LEG99a], [LEG99c].
- (iii) Une méthode itérative de réduction et de sélection, présentée dans une version préliminaire, permet la détection de défauts consécutifs non traversants dans une plaque inspectée par ondes de Lamb (section 4.2.2.3).
 - (iv) Une méthode de classification des signaux d'inspection basée sur un réseau de neurones artificiels pour le test d'une soudure inspectée par ondes de Lamb permet de fournir des informations qualitatives sous forme d'appartenance à différentes classes de soudure (forme, taille, présence d'impuretés). Cette méthode a requis le développement de méthodes de codage des représentations en ondelettes des signaux et des classes de soudure, constituant respectivement les données d'entrée et de sortie du réseau de neurones. Les méthodes de codage des entrées sont : a) deux (2) méthodes de codage directes qui exploitent les coefficients d'ondelettes prépondérants (section 4.2.3.3) [LEG99b] et b) une méthode exploitant deux paramètres morphologiques de la représentation en ondelettes, soient la dispersion spatiale et l'amplitude maximale des coefficients d'ondelettes prépondérants (section 4.2.3.4) [LEG00]. Le codage des sorties est réalisé par un code binaire (section 4.2.3.5).
 - (v) Une méthode d'interprétation des coefficients d'ondelettes discriminants extraits des signaux d'inspection par ondes de volume permet de déterminer une information sur l'amplitude de l'écho de fond et donc sur la présence d'un défaut dans le cas où cette amplitude est nulle (pas d'écho de fond). Cette méthode repose sur un processus de fenêtrage appliqué dans le domaine temps-fréquence directement sur les niveaux d'approximation en ondelettes retenus. Elle permet de prendre en compte un déplacement

de la fréquence centrale de l'impulsion ultrasonore éventuellement engendré par la nature dispersive et diffractante des matériaux inspectés (section 4.3.2) [LEG99d].

L'évaluation de ces méthodes est faite au chapitre 5 par comparaison avec d'autres méthodes généralement utilisées pour des problèmes de traitement de signaux d'inspection ultrasonores. Si la méthode d'extraction de paramètres discriminant est toujours la même quelque soit l'application traitée, le choix de la méthode d'interprétation des paramètres discriminants ne peut se préciser que par l'application elle-même.

6.3 Contribution méthodologique

Ce travail de recherche vise une application systématique de la transformée en ondelettes comme outil d'analyse dans des problèmes d'inspection non destructive par ultrasons. La contribution méthodologique consiste donc essentiellement à proposer un schéma d'analyse complet des signaux, basée sur la transformée en ondelettes, qui soit applicable à une grande variété d'applications d'inspection non destructive par ultrasons. Le schéma de principe de la méthode complète d'analyse, d'interprétation et d'imagerie ou de classification, développée est présenté à la figure 4.1.

Dans cette méthodologie de traitement des signaux ultrasonores, la transformée en ondelettes des signaux est l'outil qui permet le passage d'une représentation temporelle du signal à sa représentation multiéchelle dans le domaine temps-fréquence. Il est important de souligner que les étapes suivantes, l'extraction de paramètres discriminants et l'interprétation, sont réalisées dans le domaine temps-fréquence. Il n'y a donc pas de processus de filtrage du signal qui nécessiterait l'application de transformation inverse en ondelettes pour restituer le signal analysé sous une représentation temporelle. L'avantage principal est un traitement rapide

des signaux et donc une inspection ultrasonore très dense peut être envisagée, ce qui est particulièrement intéressant dans le cas d'une inspection par ondes de volume.

Dans ce travail de recherche, nous avons envisagé plusieurs cas d'inspection ultrasonore afin de traiter plusieurs types de signaux et être ainsi confronté à diverses difficultés au niveau de l'analyse des signaux. Ces difficultés sont principalement engendrées par la nature des ondes d'inspection et des structures inspectées. La transformée en ondelettes est appliquée de façon systématique aux signaux d'inspection, puis la représentation en ondelettes est traitée afin d'en tirer l'information requise.

En nous basant sur les résultats de traitement obtenus sur des données expérimentales d'inspection, il apparaît que si les coefficients d'ondelettes constituant la transformée en ondelettes des signaux sont adéquatement exploités, il est possible de produire des images des structures inspectées de bonne qualité, ou encore une bonne classification. De plus, les différentes méthodes d'interprétation proposées requièrent peu de paramètres d'étalonnage et donc sont relativement faciles d'utilisation. Les résultats d'imagerie obtenus se comparent avantageusement avec ceux obtenus par d'autres méthodes classiques de traitement des signaux d'inspection ultrasonores (SAFT, SSP, CSP), en terme de mise en application de la méthode et de qualité des images (position des défauts, contraste). Le cas de l'inspection des soudures est peut-être plus difficile à évaluer car nous ne disposons que de peu d'outils de comparaison. Nous avons donc principalement basé notre évaluation sur une comparaison qualitative avec une méthode utilisant la transformée de Fourier pour une application connexe (inspection des joints de soudure en époxie).

Pour conclure cette section de mise en valeur de la contribution scientifique de cette thèse, nous terminerons en soulignant le très grand potentiel de la transformée en ondelettes comme outil d'analyse de signaux, particulièrement dans le cas de signaux contenant des

informations à la fois dans le domaine temporel et le domaine des fréquences. Si, aux premiers abords, l'analyse par ondelettes peut paraître difficile à mettre en pratique, ce qui est en grande partie du à la complexité mathématique de la théorie de l'analyse multiéchelle et à la difficulté d'exploitation des représentations en temps-fréquence habituellement proposées dans la littérature, nous pensons que la représentation dans le domaine temps-fréquence d'un signal est une alternative très intéressante à la classique représentation en fréquences (transformée de Fourier). Ce type de méthode d'analyse devrait donc être de plus en plus couramment utilisé dans les années à venir. Nous évaluons donc que la principale contribution de cette thèse est de présenter plusieurs méthodes d'exploitation de la transformée en ondelettes et constitue une source d'informations intéressante pour des travaux futurs en traitement de signal pour des applications connexe à l'inspection non destructive par ultrasons.

6.4 Perspectives

Pour compléter ce chapitre de conclusion, nous proposons ci-dessous quelques aspects du travail qui mériteraient un approfondissement ou des travaux complémentaires, dans un objectif de poursuite des travaux engagés dans le cadre de cette thèse.

Ce travail de recherche met l'emphase sur le développement d'une méthodologie de traitement du signal pour l'interprétation des signaux d'inspection ultrasonore, il est cependant important, pour les travaux ultérieurs, de viser l'objectif global du projet dans lequel s'inscrit le travail, soit l'inspection des réservoirs d'hydrogène. Considérant l'étape actuelle d'avancement du développement des méthodes de traitement du signal, il va falloir valider ces méthodes sur des réservoirs complets. Cette transition entre des échantillons et des structures de grande taille devra donc être le principal objectif des travaux futurs. Directement liés à cette perspective, les

points tels que la taille des défauts détectables, le type de défauts et les performances pouvant être attendues du système d'inspection utilisant les méthodes de traitement du signal développées pourront être abordés et précisés.

Les autres perspectives proposées ci-dessous soulèvent des aspects intéressants abordés dans le cadre de ce travail qui pourront faire l'objet des projets futurs de recherche.

Concernant l'inspection par ondes de Lamb des structures métalliques, un aspect intéressant vise l'implantation dans un processeur spécialisé, de type DSP (*Digital Signal Processor*) ou ASIC (*Application Specific Integrated Circuit*). L'objectif d'une telle implantation pourrait être de développer un système d'inspection par ondes de Lamb portable. Les méthodes de traitement du signal, développées dans ce travail pour des applications ultrasonores se prêtent relativement bien à une implantation sur processeur dédié, compte tenu de la régularité des calculs, que ce soit pour la transformée en ondelettes ou les algorithmes de propagation dans un réseau de neurones.

Un autre aspect à approfondir concerne la détection de plusieurs défauts consécutifs en appliquant une méthode itérative basée sur la transformée en ondelettes. Ce point a été abordé dans le cadre de ce travail, mais reste à compléter.

Les résultats d'inspection des soudures par ondes de Lamb montrent un potentiel intéressant de la méthode en classant un certain nombre de types ou de défauts de soudure en utilisant un réseau de neurones de petite taille comme classificateur. Compte tenu des travaux consultés en référence, Challis *et al.*, il serait intéressant de reprendre une méthodologie de test analogue afin d'améliorer la capacité de classification de la méthode basée sur la transformée en ondelettes. Il serait alors envisageable de disposer d'une méthode performante de test des soudures permettant d'estimer avec précision leurs paramètres géométriques.

L'inspection des structures en matériaux composites en appliquant des méthodes de traitement dans le domaine temps-fréquence a produit des résultats très intéressants, démontrant le grand potentiel de la transformée en ondelettes comme outil d'analyse. Les résultats d'imagerie obtenus sont comparables à ceux produits par des méthodes spécialement développées pour ce type de problème, telles que les techniques du *Split-Spectrum* et du *Cut-Spectrum*. Il serait possible d'approfondir la comparaison entre ces méthodes, d'un point de vue complexité de calcul et vitesse de traitement, afin d'optimiser la méthode basée sur la transformée en ondelettes. De plus, une méthode d'imagerie basée sur la déconvolution en appliquant le filtre de Kalman est à l'étude à l'IRH et semble être une avenue intéressante qui devra être prise en considération dans l'étude comparative. Lorsque les méthodes seront toutes fonctionnelles, nous projetons de diffuser les résultats obtenus dans un journal scientifique sous forme d'une étude comparative des méthodes d'imagerie. Une fois les méthodes optimisées, il conviendra d'étudier l'aspect précision de la détection en terme de taille des défauts détectables. Cet aspect fait intervenir le choix des paramètres d'étalonnage du système d'inspection ultrasonore afin de détecter des défauts de très petite taille.

Bibliographie

- [ABB94] A. Abbate, J. Koay, J. Frankel, S.C. Schoeder, P. Das, "Application of Wavelet Transform Signal Processor to Ultrasound', Ultrasonics Symposium 1994, pp. 1147-1152, 1994.
- [ABB95] A. Abbate, J. Frankel, *et al.*, Wavelet transform signal processing for dispersion analysis of ultrasonic signals , 1995 IEEE Ultrasonics Symposium Proceedings, IEEE, New York, NY, USA. 1995.
- [ABB97] A. Abbate, J. Koay, J. Frankel, S.C. Schoeder, P. Das, ""Signal Detection and Noise Suppression Using a Wavelet Transform Signal Processor: Application to Ultrasonic Flaw Detection", IEEE on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, Vol. 44, No. 1., pp. 14-26, Jan. 1997.
- [ADL-] L. Adler, K. Bolland, A. Csakany, A. Jungman, B. Olivier, "Ultrasonic Wave Interaction in Anisotropic Systems", Conference Proceedings Nondestructive Evaluation, Application to Materials Processing, American Society for Metals, pp. 81-86.

- [AKK97] S. Akker, J. Arman, "Ultrasonic Investigation on Plane Interface Between Polymers", Ultrasonics, VOL. 35, pp. 287-295, 1997.
- [ALL91] D. Alleyne, The non-destructive testing of plates using ultrasonic Lamb waves, thèse de doctorat, Université de Londres, 1991.
- [ALL97] D. Alleyne, P. Cawley, "Long Range Propagation of Lamb Waves in Chemical Plant Pipework", Materials Evaluation, pp. 504508, April 1997.
- [ANS95] L.W. Ansen, R.C. Chivers, K.E. Puttick, "On the Feasibility of detecting pre-Cracking Fatigue Damage in Metal-Matrix Composites by Ultrasonic Techniques", Composites Science and technology, VOL. 55, pp. 63-73, 1995.
- [AUS90] J.-D Aussel, "Split-Spectrum Processing with Finite Impulse Response Filters of Constant Frequency-to-Bandwidth Ratio", Ultrasonics, VOL 28, pp.229-239, July 1990.
- [AUS89] J.-D. Aussel, J.-P. Monchalin, "Study of Surface Acoustic Wave Dispersion Using Laser-Ultrasonics and Application to Thickness Measurement", Review of progress in Quantitative Nondestructive Evaluation, édité par D.O. Thompson et D.E. Chimenti, Plenum, Vol. 8A, pp. 535-542, 1989.
- [BEN94] J.J. Benedetto, M.W. Frazier, Wavelets: mathematics and Applications, CRC Press, 1994.
- [BER81] M. Berger, D. Brück, M. Fischer, K.J. Langenberg, J. Oberst, V. Schmitz, "Potential and Limits of Holographic Reconstruction Algorithms", Journal of Nondestructive Evaluation, VOL. 2, NO. 2, pp. 85-111, 1981.
- [BLI67] Jack Blitz, Fundamentals of ultrasonics, second edition, Butterworths, London, 1967.

- [BLO98] A. Blouin, D. Lévesque, C. Néron, D. Drolet, J.-P. Monchalin, "Improved Resolution and Signal-to-Noise Ratio in Laser-Ultrasonics by Synthetic Aperture Focusing Technique (SAFT) Processing", *Optics Express*, Vol. 2, No.13, pp. 531-539 (1998).
- [BOR95] U. Bork, R.E. Challis, "Non-Destructive Evaluation of the Adhesive Fillet Size in a T-Peel Joint Using Ultrasonic Lamb Waves and Linear Network for Data Discrimination", *Meas. Sci. Technol.*, VOL. 6, pp. 72-84, 1995.
- [BOS91] B. Bossuat, Ultrasons techniques particulières de contrôle, publication du Centre Technique des Industries Mécaniques (CETIM), 75 p. 1991.
- [BRI85] G.A.D. Briggs, Introduction to scanning acoustic microscopy, Royal Microscopical Society Handbook. Oxford University Press, Oxford, 1985.
- [BRI95] A. Briggs, A. Walter, "Advances in Acoustic Microscopy", Plenum Press, 1995-1996.
- [BUC95] J. Buckheit, S. Chen, D. Donoho, I. Johnstone, J. Scargle, WaveLab Reference Manual Version 0.700, Dec. 1995. (<ftp://playfair.stanford.edu/pub/wavelab>)
- [BUS92] L.J. Busse, "Three-Dimensional Imaging Using a Frequency Domain Synthetic Aperture Focusing Technique", *IEEE Trans. Sonics Ultrason.*, VOL. SU-39, pp. 174-179, 1992.
- [BUY89] C.F. Buynak, T.J. Moran, R.W. Martin, "Delamination and Crack Imaging in Graphite-Epoxy Composites", *Materials Evaluation*, VOL. 47, pp. 438-441, April 1989.
- [CAW96] P. Cawley, D. Alleyne, "The Use of Lamb Waves for the Long Range Inspection of Large Structures", *Ultrasonics*, VOL. 34, pp. 287-290, 1996.

- [CAW94] P. Cawley, "The Rapid Non-Destructive Inspection of Large Composite structures", Composites, VOL. 25, NO. 5, pp. 351-357, 1994.
- [CHA96] R.E. Challis, U. Bork, P.C.D. Todd, "Ultrasonic NDE of Adhered T-Joints Using Lamb Waves and Intelligent Signal Processing", Ultrasonics, VOL. 34, pp. 455-459, 1996.
- [CHA97] A. Chahbaz, V. Mustafa, D.R. Hay, "Inspection of Cylindrical Structures Using Ultrasonic Guided Waves", UTonline Application Workshop, Mai 1997.
- [CHE93] C.H. Chen, "Neural networks for ultrasonic NDE signal classification using time-frequency analysis ", 1993 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, New York, NY, USA, 1993.
- [CHE94] C.H. Chen, "Application of Wavelet Transforms to Ultrasonic NDE and Remote-Sensing Signal Analysis", Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis , pp. 472-475, 1994.
- [CHE96] Y.J. Chen, Y.W. Shi, Y.P. Lei, " Use of a wavelet analysis technique for the enhancement of signal-to-noise ratio in ultrasonic NDE ", Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring, British Inst. Non-Destructive Testing. Nov. 1996.
- [CHE96b] C.W. Cheng, "Resolution Improvement of Ultrasonic C-scan Images by Deconvolution Using the Monostatic Point-Reflector Spreading Function (MPSF) of the Transducer", NDT&E International, Vol.29, No5, pp 293-300, 1996.
- [CHE99] V.C. Chen, H. Ling, "Joint Time-Frequency Analysis for Radar Signal and Image Processing", IEEE Signal Processing Magazine, VOL. 16, NO. 2, pp. 81-93, March 99.

- [CHI94] D.E. Chimenti, "Lamb Waves in Microstructured Plates", Ultrasonics, VOL. 32, NO. 4, pp. 255-260, 1994.
- [CHO97] Y. Cho, D.D. Hongerholt, J.L. Rose, "Lamb Wave Scattering Analysis for Reflector Characterization", IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, VOL. 44, NO. 1, pp. 44-52, January 1997.
- [CHU97] C.K. Chui, "Wavelets: a mathematical tool for signal analysis", Society for Industrial and Applied Mathematics, 210 p., 1997.
- [CRA96] R.E. Crandall, Topics in Advanced Scientific Computation, Springer-Verlag New-York Inc., 340 p., 1996.
- [DAV90] E. Davalo, P. Naïm, Des réseaux de neurones, Eyrolles, 232 p., 1990.
- [DeC96] G. De Cicco, B. Morten, M. Prudenziati, "Elastic Surface Wave Devices Based on Piezoelectric Thick-Films", ", IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, VOL. 43, NO. 1, pp. 73-77, January 1996.
- [DES96] C. Desmet, U. Kawald, A. Mourad, W. Lauriks, J. Thoen, "The Behavior of Lamb Waves in Stressed Polymer Foils", Journal of Acoustical Society of America, VOL. 100, NO. 3, pp 1509-1513, September 1996.
- [DIT96] R.J. Ditchburn, S.K. Burke, C.M. Scala, "NDT of Welds: State of the Art", NDT&E International, VOL. , NO. , pp. 111-117, 1996.
- [ERI92] L. Ericsson, T. Stepinski, "Cut spectrum processing: a Novel Signal processing Algorithm for Ultrasonic Flaw Detection", NDT&E International, VOL. 25, NO. 2, pp. 59-64, 1992.

- [FRI94] J. Fridman, E.S. Manolakos, "Distributed Memory and Control VLSI Architectures for the 1-D Discrete Wavelet Transform", IEEE VLSI Signal Processing VII, Oct. 1994.
- [FRO89] B.G. Frock, R.W. Martin, "Digital Image Enhancement for Ultrasonic Imaging of Defects in Composite Materials", Materials Evaluation, VOL. 47, pp. 442-447, April 1989.
- [FRO-] B.G. Frock, R.W. Martin, T.J. Moran, "Signal Processing Techniques for Imaging Impact Damage in Composites", Conference Proceedings How to apply Advanced Composites Technology, ASM International, pp.327-332.
- [GLE96] H. Gleizer, J.K. Nelson, S. Azizi-Ghannad, M.J. Embrechts, "Application of Ultrasonics and Neural Network Techniques to the Evaluation of Stator Bar Insulation", IEEE 1995 Annual Report. Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena, pp. 250-253, 1996.
- [GRA96] I. Grabec, W. Sachse, "Empirical Modeling of Ultrasonic Phenomena", Ultrasonics, VOL. 34, pp. 451-454, 1996.
- [GUA93] Z. Guanghui, H. zailu, H. Zhengqiang, "Wavelet packets algorithm and its Application in Signal Detection", Proceedings of SPIE 1993: Mathematical Imaging, VOL. 2034, pp. 426-431, June 1993.
- [GUO92] N. Guo, P. Cawley, "Lamb Wave Reflection for the Quick Nondestructive Evaluation of Large Composite Laminates", Materials Evaluation, pp. 404-411, March 1994.

- [GUO93] N. Guo, P. Cawley, "Lamb Wave Propagation in Composite Laminates and its Relationship with Acousto-Ultrasonics", NDT & E International, VOL. 26, NO. 2, pp. 75-84, 1993.
- [GUY90] Ph. Guy, A. Jungman, G. Quentin, J.C. Le Flour, "Ondes de Lamb dans les milieux multicoques", Colloque de physique, Colloque C2, suppl. au NO. 2, Tome 51, pp. 1249-1252, Février 1990.
- [HAY97] C. Hayes, "The ABC's of Nondestructive Weld Examination", Welding Journal, published by The American Welding Society, May 1997.
- [HAY99] S. Haykin, Neural Networks: a Comprehensive Foundation, PrenticeHall, 842 p., 1999.
- [HAZ97a] N. Hazarika, J.Z. Chen, A.C. Tsoi, A. Sergejew, "Classification of EEG signals using the Wavelet Transform", Signal Processing, VOL. 59, pp. 61-72, 1997.
- [HAZ97b] N. Hazarika, A.C. Tsoi, A. Sergejew, "Nonlinear Considerations in EEG Signal Classification", IEEE Transactions on Signal Processing, VOL. 45, NO. 4, pp. 829-836, April 1997.
- [HAZ98] N. Hazarika, A.C. Tsoi, A. Sergejew, "Modelling and Classification of EEG Signals in Psychiatric Disorders Using Multilayer perceptrons", Proceedings of the Fourth International Conference on Engineering Applications of Neural Networks, Gibraltar, pp. 284-287, June 1998.
- [HER94] J. Hérault, C. Jutten, Réseaux neuronaux et traitement du signal, Hermès, 314 p., 1994.

- [Hox-] B. Ho, R. Zapp, "New Techniques in Ultrasonic Imaging for Evaluation of Composite Materials", Conference Proceedings Design and Manufacturing of Advanced Composites, pp. 325-329.
- [HUA94] H.A. Huang, C.E. Bakis, H.T. Hahn and A.P. Diwanji, " An Adaptive Time Domain Deconvolution Technique to Characterize Planar Flaws in Highly Attenuative Composites", Journal of Non-Destructive Evaluation, vol.13, No3, pp. 101-109, 1994
- [HUT93] D.A. Hutchins, D.P. Jansen, C. Edwards, "Lamb-Wave Tomography Using Non-Contact Transduction", Ultrasonics, VOL. 31, NO. 2, pp. 97-103, 1993.
- [HUT94] D. Hutchins, W. Wright, D. Schindel, "Ultrasonic Measurement in Polymeric Materials Using Air-Coupled Capacitance Transducers", Journal of Acoustical Society of America, VOL. 94, NO. 3, pp. 1634-1642, September 1994.
- [JAN90] D.P. Jansen, D.A. Hutchins, "Lamb Wave Tomography", Ultrasonic Symposium 1990, pp. 1017-1020, 1990.
- [JAN94] D.P. Jansen, D.A. Hutchins, J.T. Mottram, "Lamb Wave Tomography of Advanced Composite Laminates Containing Damage", Ultrasonics, VOL. 32, NO. 2, pp. 83-89, 1994.
- [KAI94] G. Kaiser, A friendly guide to wavelets, Birkhäuser, 300p, 1994.
- [KAR95a] W.M. Karunasena, K.M. Liew, S. Kitipornchai, " Hybrid Analysis of Lamb Wave Reflection by a Crack at the Fixed Edge of a Composite Plate", Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, VOL. 125, pp. 221-233, 1995.

- [KAR95b] P. Karpur, D.M. Benson, T.E. Matikas, T. Kundu, P.D. Nicolaou, "An Approach to Determine the Experimental Transmitter-Receiver Geometry for the Reception of Leaky Lamb Waves", Materials Evaluation, pp. 1348-1352, December 1995.
- [KAS92] S.O. Kasap, S. Yannacopoulos, V. Mirchandani, J.R. Hildebrandt, "Ultrasonic Evaluation of Thermal Fatigue of Composites", Transactions of the ASME, VOL. 114, pp. 132-136, April 1992.
- [KOS84] M. Koshiba, S. Karakida, M. Suzuki, "Finite-Element Analysis of Lamb-Wave Scattering in an Elastic Plate Waveguide", IEEE Trans. on Sonics Ultrason., VOL. 31, NO. 1, pp. 18-25, 1984.
- [KRI89] W.D. Kristensen *et al.*, "Supersoft Ultrasonic Image Resolution", Nondestructive testing Prc. 12th World Conference, Elsevier, Amsterdam, pp. 267-269, 1989.
- [KUN96] T. Kundu, K. Maslov, P. Karpur, T.E. Matikas, P.D. Nicolaou, "A Wave Scanning Approach for the Mapping of Defects in [0/90] Titanium Matrix Composites", Ultrasonics, VOL. 34, pp. 43-49, 1996.
- [LAM95] A. Lambert, M. Cherfaoui, Ultrasons principes généraux du contrôle, publication du Centre Technique des Industries Mécaniques (CETIM), 83 p. 1995.
- [LAW98] S. Lawson, "Ultrasonic Testing and Image Processing for In-Progress Weld Inspection", <http://robots.surrey.ac.uk/People/mes3s1/mes3s1.html>.
- [LEE96] F. P. Lees, "Loss Prevention in the Process Industry, Hazard Identification, Assessment and Control", Vol. 2, Butterworth-Heinemann, pp. 22/1-22/59, 1996.

- [LEG95] S. Legendre, Étude de l'application des réseaux de neurones multicouches pour l'étalonnage et la reconstitution de mesurandes dans un système de mesure, mémoire de maîtrise en électronique industrielle, Université du Québec à Trois-Rivières, 159 pages, avril 1995.
- [LEG98] S. Legendre, R. Sicard, D. Zéllouf, D. Massicotte, G. Goyette et T.K. Bose, "Développement de la technique d'imagerie acoustique pour l'investigation de la structure des réservoirs d'hydrogène: 1^{er} rapport annuel", Rapport interne Institut de Recherche sur l'Hydrogène", décembre 1998.
- [LEG99a] S. Legendre, D. Massicotte, J. Goyette and T. K. Bose, "Wavelet-Transform-Based Method of Analysis for Lamb-Wave Ultrasonic NDE Signals", IEEE Instrumentation & Measurement Technology Conference, Italy, may 1999.
- [LEG99b] S. Legendre, D. Massicotte and J. Goyette, "Ultrasonic Aluminum Weld Testing Method Based on the Wavelet Transform and a Neural Classifier", Congrès Canadien de Génie Électrique et Informatique CCGEI'99, Edmonton, Canada, 9-12 Mai 1999.
- [LEG99c] S. Legendre, D. Massicotte, J. Goyette, T.K. Bose, "Wavelet-Transform-Based Method of Analysis for Lamb-Wave Ultrasonic NDE Signals", IEEE Transcations in Instrumentation and Measurement, Vol. 49, No. 3, Juin 2000
- [LEG99d] S. Legendre, D. Massicotte, J. Goyette, "Ultrasonic NDE of composite Material Structures Using Wavelet Coefficients", article en révision à NDT&E International - Elsevier.

- [LEG00] S. Legendre, D. Massicotte, J. Goyette, "Neural Classification of Lamb Wave Ultrasonic Weld testing Signals using Wavelet Coefficients", article soumis à IEEE Transcations in Instrumentation and Measurement.
- [LEN94] O. Lenoir, H. Khelil, J.-L. Izbicki, M. Rousseau, F. Coulouvrat, Ph. Gatignol, "Modes de Lamb de deux plaques élastiques couplées par une couche d'eau", Journal de physique, Colloque C5, suppl. au Journal de Physique III, VOL. 4, pp. 913-916, mai 1994.
- [LÉO90] F. Léomy, M. de Billy, G. Quentin, I. Molinero, "Étude de la réflexion d'une onde de volume bornée à l'interface solide élastique/plaque avec différents contacts", Colloque de physique, Colloque C2, suppl. au NO. 2, Tome 51, pp. 1269-1272, Février 1990.
- [LEV97] D. Lévesque, A. Blouin, C. Néron, F. Enguehard, D. Drolet, J.-P. Monchalin, "Synthetic Aperture Focusing Technique Data Processing Applied to Laser-Ultrasonics", Proc. III International Workshop on Advances in Signal Processing for Nondestructive Evaluation of Materials, Québec (1997).
- [LEV99] D. Lévesque, A. Blouin, C. Néron, D. Drolet, M. Choquet, J.-P. Monchalin, "Improved Performance of Laser-Ultrasonic F-SAFT Imaging", Review of progress in Quantitative Nondestructive Evaluation, édité par D.O. Thompson et D.E. Chimenti, Plenum, Vol. 18, pp. 309-316, 1999.
- [LIX92] X. Li, N.M. Bilgutay, "Wavelet Analysis and Split Spectrum Processing", ICCT '92. Proceedings of 1992 International Conference on Communication Technology, Int. Acad. Publishers, China. 1992

- [LLO89] P.A. Lloyd, "Ultrasonic System for Imaging Delaminations in Composite Materials", Ultrasonics, VOL 27, pp. 8-18, January 1989.
- [MAL98] S. Mallat, A Wavelet Tour of Signal Processing, Academic Press, 577p., 1998.
- [MAS97] K. Maslov, T. Kundu, "Selection of Lamb Waves Detecting Materials Internal Defects in Composite Laminates", Ultrasonics, VOL. 35, pp. 141-150, 1997.
- [MAX83] B.W. Maxfield, C.M. Fortunko, "The Design and Use of Electromagnetic Acoustic Wave transducers (EMATs)", Materials Evaluation, VOL. 41, pp. 1399-1408, November 1983.
- [MEY90] Y. Meyer, Ondelettes, Hermann, 1990.
- [MEY95] E. Meyer, T. Tuthill, "Bayesian Classification of ultrasound Signals Using Wavelet Coefficients", NAECON'95, VOL. 1, pp. 240-243, 1995.
- [MUR97] R. Murthy, N.M. Bilgutay, O.K. Kaya, "Detection of ultrasonic anomaly signals using wavelet", Materials Evaluation, American Soc. Nondestructive Test, Nov. 1997.
- [NEW82] V.L. Newhouse *et al.*, "Flae-to-Grain Echo Enhancement by Split-Spectrum processing", Ultrasonics, pp. 59-68, 1982.
- [OUR90] M. Ourak, B. Nongaillard, J.M. Rouvaen, N. Imouloudene, "Non Destructive Evaluation of Composite Materials Using Ultrasonic Spectrometry", Colloque de physique, Colloque C2, suppl. au NO. 2, Tome 51, pp. 1261-1264, Février 1990.
- [PAP85] E.P. Papadakis, Ultrasonic attenuation caused by scattering in polycrystalline media in physical acoustics, Editions Masson, Vol. 4, chap. 4, pp. 269-327, 1985.

- [PAR96] M.H. Park, I.S. Kim, Y.K. Yoon, "Ultrasonic Inspection of Long Steel Pipes Using Lamb Waves", NDT & E International, VOL. 29, NO. 1, pp. 13-20, 1996.
- [PER93] J. Perdijon, Le contrôle non destructif par ultrasons, Éditions Hermès, paris, 187 p., 1993.
- [PIE97] S.G. Pierce, B. Culshaw, W.R. Philip, F. Lecuyer, R. Farlow, "Broadband Lamb Wave Measurements in Aluminium and Carbon/Glass Fibre Reinforced Composite Materials Using Non-Contacting Laser Generation and Detection", Ultrasonics, VOL. 35, pp. 105-114, 1997.
- [POL98] R. Polikar, L. Udupa, S.S. Udupa, T. Taylor, "Frequency invariant classification of ultrasonic weld inspection signals ", IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, may 1998.
- [RIC93] P. Richard, O. Behrend, G. Gremaud, A. Kulik, "Characterization of Thin Films Using Generalized Lamb Wave Dispersion Relations", Journal de physique IV, Colloque C7, suppl. au Journal de Physique III, VOL. 3, pp. 2173-2176, novembre 1993.
- [ROB95a] M.C. Robini, L.E. Magnin, H. Benoit-Cattin, A. Baskurt, "Application of the Wavelet Packet Transform to Flaw detection in Ultrasound B-Scans", IEEE Ultrasonics Symposium 1995, pp. 747-750, 1995.
- [ROB95b] M.C. Robini, L.E. Magnin, H. Benoit-Cattin, A. Baskurt, " Two-dimensional ultrasonic flaw detection based on the wavelet packet transform" , IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, Nov. 1997.

- [ROS84] J.L. Rose, "Elements of a Feature-Based Ultrasonic Inspection System", Materials Evaluation, VOL. 42, pp. 210-218, 1984.
- [SAF96] A. Safaeinili, O.I. Lobkis, D.E. Chimenti, "Quantitative Materials Characterization Using Air-Coupled Leaky Lamb Waves", Ultrasonics, VOL. 34, pp. 393-396, 1996.
- [SCU96] L.P. Scudder, D.A. Hutchins, N. Guo, "Laser-Generated Ultrasonic Guided Waves in Fiber-Reinforced Plates - Theory and Experiment", IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, VOL. 43, NO. 5, pp. 870-880, September 1996.
- [SHA89] P.M. Shankar, P. Karpur, V.L. Newhouse, J.L. Rose, " Split-Spectrum Processing: Analysis of polarity Thresholding Algorithm for Improvement of Signal-to-Noise Ratio and Detectability in Ultrasonic Signals", IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, VOL. 36, NO. 1, pp. 101-108, 1989.
- [SIL79] M.G. Silk, K.F. Bainton, "The Propagation in Metal Tubing of Ultrasonic Wave Modes Equivalent to Lamb Waves", Ultrasonics, pp. 11-19, January 1979.
- [SIM96] P.K. Simpson, Neural networks theory, technology, and applications, IEEE technical Activities Board, 943 p., 1996.
- [STA97] W.J. Staszewski *et al.*, "Wavelet Signal Processing for Enhanced Lamb-Wave Defect Detection in Composite Plates Using Optical Fiber Detection", Optical Engineering, VOL. 36, NO. 7, pp. 1877-1888, 1997.
- [SZU93] H.H. Szu, X.-Y. Yang, B.A. Telfer, Y. Sheng, "Neural Network and Wavelet Transform for Scale-Invariant Data Classification", Physical Review E, VOL. 48, NO. 2, pp. 1497-1501.

- [SZU96] H. Szu , B. Telfer, J. Garcia, " Wavelet Transforms and Neural Networks for Compression and Recognition ", Neural Networks, Vol. 9, Iss. 4, p. 695-708, 1996.
- [TAN95a] K.S. Tan, N. Guo, B.S. Wong, C.G. Tui, "Comparison of Lamb Waves and Pulse Echo in Detection of Near-Surface Defects in Laminates Plates", NDT & E International, VOL. 28, NO. 4, pp. 215-223, 1995.
- [TAN95b] K.S. Tan, N. Guo, B.S. Wong, C.G. Tui, "Experimental Evaluation of Delaminations in Composite Plates by the Use of Lamb Waves", Composites Science and Technology, VOL. 53, pp. 77-84, 1995.
- [TEK93] User's Manual: Automated Real-Time Intelligent ultrasonic System, Version 2.5, Tektrend International Inc, 1993.
- [TEN93] X. Teng, R.E. Green Jr., "Ultrasonic Tomography Imaging of Defects in Industrial Materials", Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation, VOL. 12, pp. 889-896, 1993.
- [THE97] F. Thevenot, M. Dessendre, A. Liot, M. coquelet, " Caractérisation des défauts dans les matériaux composites par l'analyse morphologique de la transformée temps-fréquence des signaux ultrasonores", 1997 COFREND Congress on Nondestructive testing Proceeding, Nantes, France, sept. 1997.
- [TOD99] P.C.D. Todd, R.E. Challis, "Quantitative Classification of Adhesive Bondlines Using Lamb Waves and Artificial Neural Networks", IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, VOL. 46, pp. 176-181, 1999.

- [TOR95] B. Torrésani, Analyse continue par ondelettes, InterÉditions/CNRS Éditions, 239 p., 1995.
- [TRO94] J.F. Trouilhet, I. Coustaux, J.P. Guilhot, "Présentation d'une méthodologie pour la prise de décision. Application à la reconnaissance automatique de signature acoustique", Journal de physique IV, Colloque C5, suppl. au Journal de Physique III, VOL. 4, pp. 1327-1330, mai 1994.
- [TRU98] F. Truchetet, Ondelettes pour le signal numérique, Éditions Hermès, paris, 157 p., 1998.
- [VIK67] I. Viktorov, Rayleigh and Lamb waves: physical theory and applications, Plenum Press, 154 p., 1967.
- [WAL98] G.C. Walter, J. Zhang, "Orthonormal Wavelets with Simple Closed-Form Expressions", IEEE Transactions on Signal Processing, VOL. 46, NO. 8, pp. 2248-2251, August 1998.
- [WEA87] J.M.R. Weaver, "A quantitative acoustic microscope with multiple detection modes", IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, VOL.36, pp. 554-560, 1989.
- [WEN96] R. Wendel, J. Dual, "Application of Neural Networks to Quantitative Nondestructive Evaluations", Ultrasonics, VOL. 34, pp. 461-465, 1996
- [WRI97] W. Wright, D. Hutchins, D. Jansen, D. Schindel, "Air-Coupled Lamb Wave Tomography", IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, VOL. 44, NO. 1, pp. 53-59, January 1997.

- [ZEL00] D. Zellouf, J. Goyette, D. Massicotte, T.K. Bose, "Ultrasonic Inspection of Composite Hydrogen Reservoirs Using Frequency Diversity Techniques", soumis à Ultrasonics, Elsevier, février 2000.
- [ZGO96] K. Zgonc, J.D. Achenbach, "A Neural Network for Crack Sizing Trained by Finite Element Calculations", NDT & E International, VOL. 29, NO.3, pp. 147-155, 1996.

Annexe A

Wavelet-Transform-Based Method of Analysis for Lamb-Wave Ultrasonic NDE Signals

S. Legendre, D. Massicotte, J. Goyette and T.K. Bose

présenté à

Instrumentation and Measurement Technology Conference IMTC/99

Venice, Italy, 24-26 May 1999.

À paraître

IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 49, No. 3, Juin 2000

Wavelet-Transform-Based Method of Analysis For Lamb-Wave Ultrasonic NDE Signals

Sylvie Legendre, Student Member, IEEE, Daniel Massicotte, Member, IEEE
Jacques Goyette and Tapan K. Bose, Member, IEEE

Abstract: A new acoustic nondestructive method using Lamb waves as a probe is presented. These waves are generated and received by an ElectroMagnetic Acoustic Transducer (EMAT). The position of flaws in the structure under test is computed from the time of arrival of the main peak of the reflected signal. Due to the noisy nature of the received signal, we use a wavelet transform algorithm to extract the required time information. The main advantage of such a multi-scale method of signal analysis is to be suitable for peak detection problems especially in highly noisy environments. We explain how we proceed to do the feature extraction, and we propose two methods for reconstructing the image of the inspected structure. Results of real-world ultrasonic Lamb waves signal analysis are presented. In addition, to test the noise robustness of the method, the case of synthetic noisy signals is also treated.

Keywords: Acoustic applications, acoustic signal processing, nondestructive testing, wavelet transforms.

1. INTRODUCTION

Under its gaseous form, hydrogen is stored in high-pressure metallic reservoirs. These reservoirs can be subjected to high mechanical and thermal constraints that could create flaws [1]. Since these flaws have the potential of weakening the reservoir structure, their detection is a fundamental problem when public health and safety are concerned. This paper presents a non-destructive evaluation method (NDE) suitable for high-pressure gas reservoirs. It uses ultrasonic Lamb waves [2] as a probe. Therefore, care has been taken to adapt the signal-processing techniques used in this study to this kind of waves. The main advantage of Lamb waves comes from the fact that being guided by the structure itself, Lamb waves will permit inspection of plates or shells more quickly than bulk waves. Indeed, conventional NDE methods based on *B-scan* or *C-scan* require a matrix inspection. As a consequence, the quality and the speed of inspection are inevitably linked with the sampling resolution [3]. Quality and speed can be significantly improved with a surface inspection technique. Nevertheless, when using such a method, one has to deal with the different propagation modes induced by Lamb waves and, as a result, the peak detection in ultrasonic signals becomes highly complicated [4]. Consequently, a new kind of signal analysis is required to interpret the results of inspection and to determine if there is a flaw or not.

The authors are with the Hydrogen Research Institute, Université du Québec à Trois-Rivières, C.P.500, Trois-Rivières, Québec, Canada, G9A 5H7. Phone: 1-(819)-376-5108, FAX : 1-(819)-376-5164.

E-mail: {Sylvie_Legendre, Daniel_Massicotte, Jacques_Goyette, Tapan_Bose}@uqtr.quebec.ca

In order to extract the information on flaws from the Lamb wave signal received by an ultrasonic transducer, we use a method of analysis based on a wavelet transform [5]. The main advantage of such a multi-scale method of signal analysis is to be suitable for peak detection problems especially in highly noisy environments. Due to the wavelet transform ability to adapt the window size of the processed signal [6], one can easily separate information and noise without needing a complex windowing step, as it would be required by Fourier analysis for example.

The proposed NDE method is tested on metallic, aluminum or steel, plates. Since the plates are made of metallic materials, Lamb waves can be generated by an ElectroMagnetic Acoustic Transducer (EMAT); this set-up avoids the coupling problems generally associated with the use of piezoelectric transducers [7]. However, EMATs present two main drawbacks: they have a relatively low signal amplitude and are highly sensitive to environmental noise, such as electrical and magnetic ones induced by the instrumentation.

The following section will describe the experimental set-up used to generate Lamb waves in metallic plates. The algorithm used to compute the wavelet transform is described in Section 3. The main concern of Section 4 is the interpretation of the wavelet coefficients which are discriminating parameters in the generation of an image. The results of the signal analysis applied to real data are shown in Section 5. Finally, we will present our conclusions in the last section.

2. EXPERIMENTAL SYSTEM

As a first developmental step, the proposed NDE method is tested on steel plates where artificial defects have purposely been created. The necessity of having a fluid acting as a coupling medium between the studied structures and a piezoelectric transducer makes it quite difficult to get reproducible signals. The metallic nature of the plates studied permits the use of an EMAT [7] to generate the Lamb waves. Basically, EMATs can launch elastic waves induced by the magnetic forces produced by a distribution of induced or Foucault currents inside the metallic structure. The main drawbacks coming from the use of EMATs are the small amplitudes of the generated signals and the very large sensitivity of the transducers to the surrounding electrical noise; mainly the electronic and magnetic noise unavoidable in the case of an automated process and that come from motors and the grid line.

Our test bench consists of one 1.9 MHz frequency Lamb wave EMAT, a RITEC exciting source, a digitizing oscilloscope able to perform averaging and a 0.9MHz-5.5MHz band-pass filter amplifier, as shown in Figure 1. The EMAT can generate

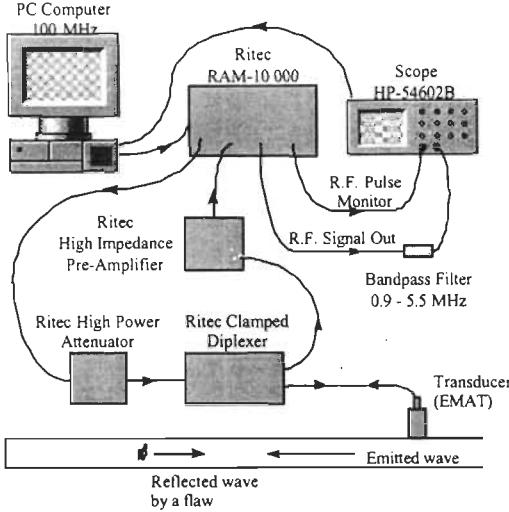


Figure 1 Experimental system using an EMAT.

three propagation modes: a_0 , s_0 and s_1 . By choosing 1.9 MHz excitation frequency, only the s_0 mode is excited; this limitation makes flaw detection easier by avoiding some propagation mode overlaps [3]. Having in mind the relatively complex shape of the hydrogen reservoirs, we use the pulse-echo method to inspect the plates; this set-up eliminates the need of taking into account the complicated coupling with another transducer. The sampling of the signal is done at 20MHz.

A $1300 \times 350 \times 1$ mm steel plate was used for the present study; it has one of its extremities cut in a crenel-like shape simulating flaws located at different positions. If we launch the s_0 mode, the Lamb wave dispersion curves [2] can be used to compute that the propagation speed of the ultrasonic wave in a 1 mm thick steel plate is 3050 m/s.

Figure 2 shows first a raw signal received by an EMAT after the exciting signal has been reflected by a hole in a steel plate; second, a signal produced by averaging 64 times the raw signals, using an oscilloscope; and, third, a noisy signal constructed by adding an artificial noise on the averaged signal. The last signal allows us to simulate the environmental perturbations. The experimental signal-to-noise-ratio (SNR) of the raw signal can be evaluated at 20 dB while for the signal with artificial noise, the SNR is 12dB.

3. WAVELET TRANSFORM OF ULTRASONIC SIGNALS

The main goal of the analysis of the reflected signal received by an EMAT is to detect the position of the peak amplitude. This peak, produced by the reflection of acoustic energy at the position where a flaw in the structure is located, is characterized by its frequency, its amplitude and its time of arrival. Being able to find the peak in the reflected signal and to determine its time of arrival is of prime importance since it permits computing the position of the detected flaw in the structure under test. If the received signal is very noisy, the peak will certainly be buried in a signal having a large number of frequency components. In this case, a simple operation of maximum amplitude peak detection using windowing will be inefficient. Fourier transform analysis could be used but, in

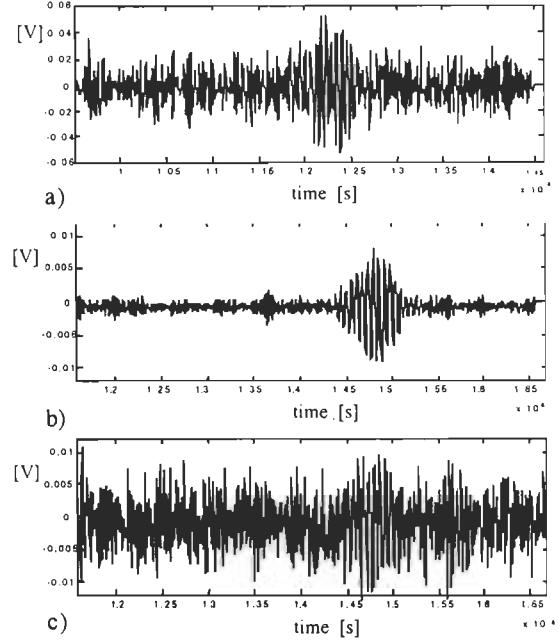


Figure 2 EMAT generated signals: a) a raw signal, b) a 64 times averaged raw signal; c) signal of b) with synthetic added noise.

this case, all the time information about the peak position will be lost. An analysis method based on the wavelet transform allows us to make a time-frequency analysis. In the case of NDE ultrasonic signals, it consists of detecting one or several peaks at a fixed frequency: by knowing the time of flight of these peaks, one can obtain the temporal information. The positions of the flaws inducing these peaks can then be easily evaluated under the assumption that the propagation speed of the excited mode is known. Indeed, due to the ability to adapt the window size of the processed signal [6], one can easily separate information and noise without needing a complex windowing step, as it would be required by Fourier analysis for example.

The use of a wavelet transform to analyze ultrasonic signals [8], [9] is rather popular, but the case of Lamb waves or surface waves has been rarely considered [10]. A wavelet $\psi(t)$ is a function of zero average which is dilated with a scale parameter s and translated by u [5]:

$$\psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) \quad (1)$$

This wavelet $\psi(t)$, also called a *mother wavelet*, produces an orthonormal basis of functions, called *daughter wavelets*, or simpler *wavelets*. The wavelet transform of a signal $f(t)$ at a scale s and position u is computed by an inner product of $f(t)$ with a wavelet:

$$Wf(u,s) = \int f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^*(\frac{t-u}{s}) dt = \langle f(t), \psi_{u,s}(t) \rangle \quad (2)$$

where the symbol * denotes the complex conjugate and \langle , \rangle denotes the inner product. Orthogonal wavelets dilated by a scale 2^j carry signal variations at the scale 2^j . In that case, the orthonormal basis is defined by

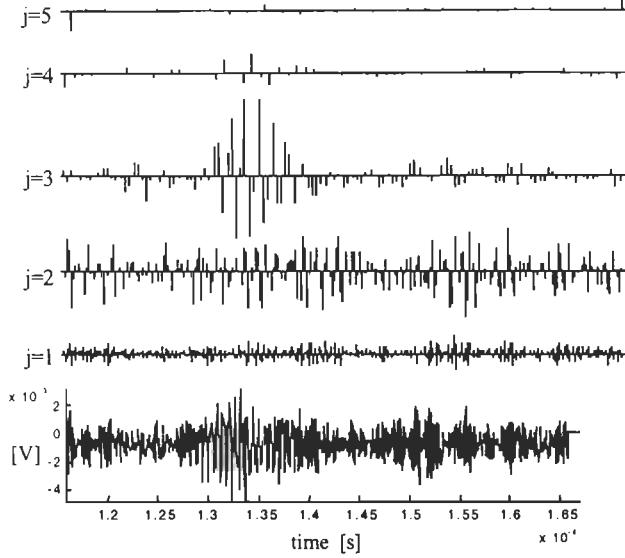


Figure 3 First five wavelet approximations d_j for $1 \leq j \leq 5$ of the orthogonal wavelet transform using Coiflets of the ultrasonic signal shown at the bottom.

$$\left\{ \psi_{j,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi\left(\frac{t - 2^j n}{2^j}\right) \right\}_{(j,n) \in \mathbb{Z}^2} \quad (3)$$

for $n=1,2,\dots,N$ and $j=1,2,\dots,J$ with $N=2^J$. The signal $f(t)$ can be decomposed over this basis:

$$f(t) = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \langle f(t), \psi_{j,n}(t) \rangle \psi_{j,n}(t) \quad (4)$$

and the partial sum of wavelet coefficients

$$d_j(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \langle f(t), \psi_{j,n}(t) \rangle \psi_{j,n}(t) \quad (5)$$

can be interpreted as an approximation of the signal $f(t)$ at the scale 2^j .

The wavelet transform of the ultrasonic signals is calculated by using a fast orthogonal wavelet transform algorithm described in [5] and implemented in *WaveLab*, a library of MATLAB™ routines for wavelets and related time-frequency transforms [11]. This algorithm is based on the filter bank theory: the signal $f(t)$ is digitized as a sequence, $f(n)$, which is decomposed in two signals, $a(n)$ and $d(n)$, of half its size using a filtering and subsampling procedure [5]. We denote the approximation of $f(n)$ at the scale 2^j by the column vector d_j . The wavelet representation of $f(n)$, vector $\mathbf{W}f$, consists of a concatenation of all these approximations:

$$\mathbf{W}f = [\mathbf{a}_j^T, \mathbf{d}_j^T, \mathbf{d}_{j-1}^T, \dots, \mathbf{d}_2^T, \mathbf{d}_1^T]^T, \dim(\mathbf{W}f) = N \quad (6)$$

with $\dim(\mathbf{a}_j) = N/2^j$ and $\dim(\mathbf{d}_j) = N/2^j$ for $j=1,\dots,J$.

A specific wavelet coefficient belonging to the approximation of $f(n)$ at the scale 2^j and located at k is referred to as $d_j(k)$.

$1 \leq k \leq N/2^j$. We denote $z(k)$ as the k^{th} element of a vector z . The choice of the mother wavelet, a Coifman wavelet also called Coiflet [5], was made in considering the shape of the peak to detect in an ultrasonic signal [6]. An example of the

orthogonal wavelet transform of an ultrasonic signal is shown in Figure 3.

4. METHODS OF FEATURE EXTRACTION AND IMAGE GENERATION

When the frequency of a wavelet is near those of the peak to be detected, then the correlation is high and the associated wavelet coefficient is large also. As a result, a restricted number of wavelet coefficients can represent very accurately the analyzed signal. These coefficients constitute a set of discriminating parameters, also called features, which characterize the signal. The determination of this set of features, ideally independent one from each other, is the goal of the signal analysis, and it may be sufficient to produce a good representation of the signal.

4.1 Feature extraction

In a recorded signal, one can consider the highest frequency components as representing the noise. As a result, the corresponding wavelet coefficients can be ignored; this fact proves the good filtering capacity of the wavelet transform. In other words, one can make the assumption that the approximations d_j with $1 \leq j \leq H$ can be neglected in order to cut the highest frequency components of the signal. On the other hand, one can consider that the coarsest scale approximations with $L \leq j \leq J$, representing the lowest frequency components of the signal, are not significant in the analysis. These assumptions are well-illustrated in Figure 3. The relevant information on the peak is contained in the approximations at scale 2^j for $3 \leq j \leq 4$. The selection of the most discriminating coefficients requires the determination of the thresholds H and L , and the vector d_j is modified:

$$\check{d}_j(k) = \begin{cases} 0 & \text{if } j < H \\ d_j(k) & \text{if } H \leq j \leq L \text{ for } k = 1, \dots, N/2^j \\ 0 & \text{if } j > L \end{cases} \quad (7)$$

for $j=1,2,\dots,J$ and

$$\check{\mathbf{W}}f = [\mathbf{0}, \check{\mathbf{d}}_J^T, \check{\mathbf{d}}_{J-1}^T, \dots, \check{\mathbf{d}}_2^T, \check{\mathbf{d}}_1^T]^T, \dim(\check{\mathbf{W}}f) = N \quad (8)$$

This procedure is referred to as *pruning* [6].

The analysis of a discrete signal $f(n)$ consists of finding the best wavelet coefficients, in terms of discriminating ability, that are the signal features. To realize this feature extraction step, the inverse operation of signal reconstruction with a limited number of wavelet coefficients is performed. The quality of the reconstruction allows one to select an appropriate set of coefficients, the features set. A selection procedure, called *Select*, which allows one to determine those discriminating wavelet coefficients is defined as follows:

$$\left. \begin{aligned} \check{d}_j &= 0 \\ K_m &= \arg_k \sup \{ |d_j(k)| \mid \text{for } k = 1, \dots, N/2^j \} \\ \check{d}_j(K_m) &= d_j(K_m) \\ d_j(K_m) &= 0 \end{aligned} \right\} \quad \begin{aligned} \text{for } m &= 1, \dots, M_J \\ \text{for } j &= H, \dots, L \end{aligned}$$

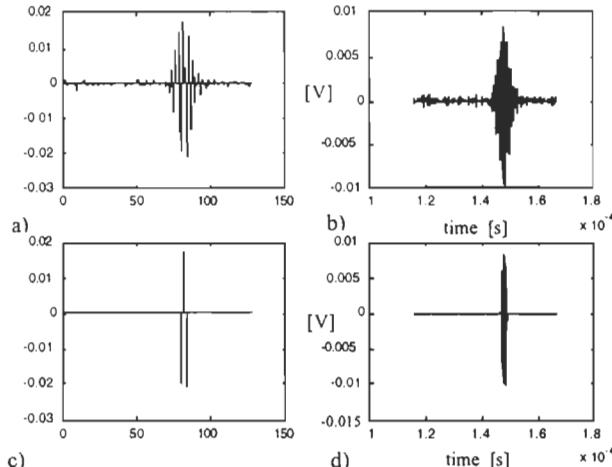


Figure 4 Wavelet decomposition and reconstruction of a signal $N=1024$, $J=10$: a) approximation d_j ; b) reconstructed signal using a); c) approximation d_j with $M_j=3$; d) reconstructed signal using c).

where M_j is the number of selected coefficients at scale 2^j , with H and L determined by the pruning procedure (Eq. (7)). The operator arg_k returns the index of the following expression. We note

$$\{\tilde{d}_{j,x}(k)\} = \text{Select}(\{d_{j,x}(k)\} | H, L, M_j)$$

Figure 4 displays two cases of the reconstruction of the signal shown in Figure 2a:

- (i) $H=L=3$ in Eq. (7). As $N=1024$, only 128 nonzero wavelet coefficients are used for the signal reconstruction procedure (Figure 4a-b).
- (ii) $H=L=3$ in Eq. (7) and the three highest wavelet coefficients in amplitude are conserved, and all the others are set to zero (Figure 4c-d).

These results of reconstruction are particularly interesting when only the three most important wavelet coefficients in amplitude among the $N/2^j$ calculated are used. Regarding the filtering quality on the reconstructed signal, the operation of peak detection aims to prove that these coefficients have the discriminating ability to be the signal features.

4.2 Image generation

Once the feature extraction is realized, the following step consists of producing a relevant image of the inspected part of the structure. The x -axis represents the transducer motion during the inspection session (lateral motion does not require equidistant steps) and the y -axis represents the position of the flaw. The image is reconstructed in three steps:

- 1- For $x=1, \dots, N_x$ where N_x is the number on the x -axis of NDE ultrasonic signals
 - 1.1 - generation of a discrete signal $f_x(n)$,
 - 1.2 - calculation of the wavelet representation of $f_x(n)$ and production of Wf_x according to Eq. (6),
 - 1.3 - production of $\tilde{d}_{j,x}$ according to Eqs. (7) and (9).
- 2- Production of the matrices \tilde{D}_j :

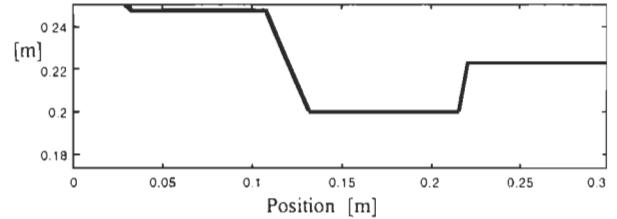


Figure 5 The ideal NDE image of the evaluated steel plate.

$$\tilde{D}_j = [\tilde{d}_{j,1}, \tilde{d}_{j,2}, \dots, \tilde{d}_{j,N_x}]^T, \dim(\tilde{D}_j) = N_x \times \frac{N}{2^j}$$

3- Contour plot of a matrix \tilde{D}_j .

The two following methods, based on the assumption that only one wavelet approximation, i.e. $j=L=H$, contains the information on the peak positions, are proposed to realize the Step 1.3.

Method 1

When only one peak has been detected and is represented by one dominant wavelet coefficient, we apply the Eq. (7) with $j=H=L$ and Eq. (9) with $M_j=1$ to obtain $\tilde{d}_{j,x}$.

Method 2

This method is based on the assumption that the locations of the discriminating wavelet coefficients in the approximation d_j are less scattered in the presence of a peak induced by a flaw than if there is no peak. The step 1.3 is defined as follows:

- Computation of $\{\tilde{d}_{j,x}(k)\}$ according to the Eqs. (7) and (9) with $j=H=L$ and M_j .
- Computation of the dispersion, σ_x^2 , defined as the variance of the M_j nonzero wavelet coefficient $\{\tilde{d}_{j,x}(k)\}$ locations k .
- Thresholding of σ_x^2 by θ to produce

$$\{\tilde{d}_{j,x}(k)\} = \begin{cases} \text{Select}(\{d_{j,x}(k)\} | H, L, 1) & \text{if } \sigma_x^2 \leq \theta \\ 0 & \text{if } \sigma_x^2 > \theta \end{cases}$$

- Production of $\tilde{d}_{j,x}$.

5. NUMERICAL RESULTS OF ULTRASONIC SIGNAL ANALYSIS

Figure 5 shows the ideal result that could be obtained when the steel plate used in this study is imaged. The bold lines indicate the edges of the plate that simulate material flaws. The NDE image generation is done according to the five steps described in the previous section. We want to point out that, in the present case, for both proposed methods of wavelet coefficient selection, the number of retained wavelet levels is limited to one level, i.e. $H=L$. This assumption is justified by a quasi-constant peak frequency that is observed in the Lamb-wave signals. In the case of our study, the meaningful time-frequency information is contained in the third wavelet level ($j=H=L=3$). This means that the NDE image can be constructed by applying a graphic function (e.g. contour plot or 3-D plot) on the matrix \tilde{D}_j . For example, the images

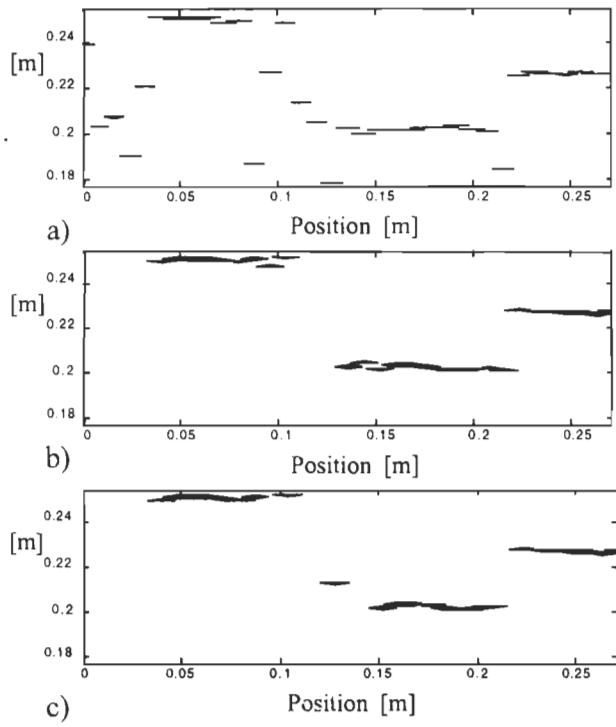


Figure 6 NDE images using real-world ultrasonic 64 times averaged signals: a) direct method, b) method 1 ($M_j=1$) and c) method 2 (variance σ_x^2 calculated for $M_j=4$).

shown in Figures 6-8 (graphics b) and c)) are drawn with a contour plot of the absolute values of the elements of the matrix \tilde{D}_3 . In order to validate the image produced by both wavelet-transform-based methods, an image obtained by using a direct method has been added in Figures 6-8. This direct method uses a simple procedure to extract the required time information from the signals, i.e. the position of the maximum amplitude peak in the analyzed signal. Such an analysis method is efficient in the case of signals with a low noise level. The aim of this comparison is to prove that both wavelet-transform-based methods are efficient to detect the flaws in the tested sample even in the presence of a high noise level.

As previously mentioned in section 2, three groups of ultrasonic signals are used for the validation step: - 64 times averaged signals, - the same averaged signals with synthetic noise added (SNR evaluated at 12 dB), - and raw signals. Using these different groups of signals enables testing the robustness to noise of the three methods, including the direct one. Results of NDE image generation for the three groups of signals are shown in Figures. 6-8. In each of these figures the top image has been obtained with the direct method; the middle one is the result of the wavelet-transform-based method 1 ($H=L=3$ and $M_j=1$); while the image at the bottom has been given by the wavelet-transform-based method 2 ($(H=L=3$ and $M_j=4$).

The following criteria were used for evaluating the efficiency of both wavelet-transform-based methods and the alternative (direct) method: a) the position of the flaw detected in each Lamb-wave signal; b) the number of misdetections (this

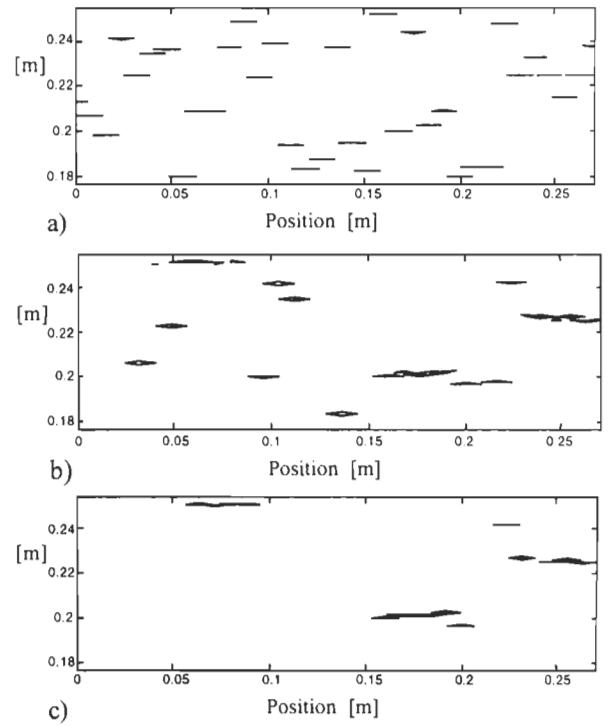


Figure 7 NDE images using real-world ultrasonic 64 times averaged signals with synthetic noise added, a) direct method, b) method 1 ($M_j=1$) and c) method 2 (variance σ_x^2 calculated for $M_j=4$).

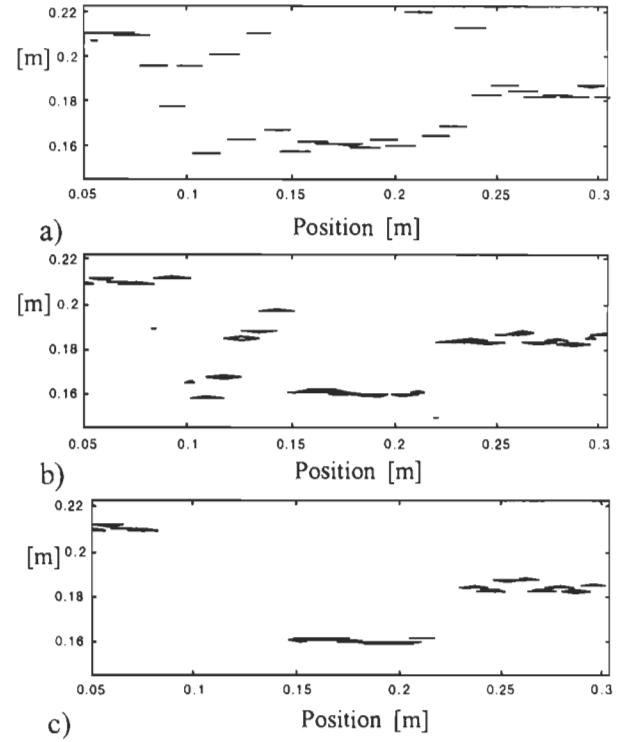


Figure 8 NDE images using real-world raw ultrasonic signals: a) direct method, b) method 1 ($M_j=1$) and c) method 2 (variance σ_x^2 calculated for $M_j=4$).

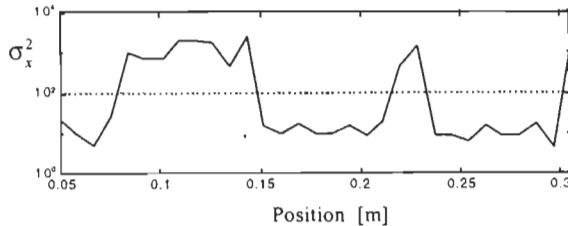


Figure 9 Variance σ_x^2 for $n_x=1,\dots,N_x$, of real-world raw ultrasonic signals.

criterion becomes very important in the case of a real-time evaluation process); c) the quality of the image contrast; d) the robustness relative to noise (this criterion can be directly deduced from the previous ones).

From the resulting NDE images, it is evident that the direct method is inefficient even in the case of signals corrupted by a low level of noise (Figure 6a). Moreover, the number of misdetections is too high, particularly when the noise level increases ($SNR < 20dB$), making the method useless for practical purposes (Figures 7a, 8a). In the case of signals with a low level of noise, averaged signals, the wavelet transform method 1 produces a good pattern (Figure 6b), and the image definition is even better than that obtained with wavelet transform method 2 (Figure 6c). Nevertheless, some misdetections appear when the noise level increases, making the proposed method 1 less efficient, especially in a real-time process. The proposed method 2 provides better images in the case of noisy signals ($SNR < 20dB$) (Figure 7c), and the results are particularly interesting in the case of raw signal analysis (Figure 8c). As shown in Figure 9, the selection criterion based on the dominant wavelet coefficient dispersion - variance σ_x^2 - improves the flaw position determination and eliminates the misdetections by applying a threshold value on the dispersion. For example, a high dispersion indicates the absence of a meaningful reflected peak. Even if a loss of definition can be remarked, especially in regard to the flaw widths, the flaw positions are well determined and most of the misdetections generated by the method 1 are avoided. Based on the results of these comparisons, we can suggest using the simple and fast wavelet-transform-based method 1 in the case of signals having a low level of noise. On the other hand, the second wavelet-transform-based method is more efficient when it is needed to treat low SNR signals such as raw Lamb-wave signals.

6. CONCLUSION

In this paper we have presented two wavelet-transform-based methods of analysis for Lamb-wave ultrasonic NDE signals. Our motivation for choosing this method comes from its ability to separate information and noise. Our NDE signals are generated and received by an EMAT. This transducer generates small amplitude signals and shows a very large sensitivity to the surrounding electrical noise; we therefore had to deal with noisy signals. Once the signal wavelet transforms have been computed, the analysis requires finding the best wavelet coefficients, in terms of discriminating ability. This has been done by using a pruning procedure that

limits the number of signal approximations that have to be taken into account, followed by a selection procedure based on the wavelet coefficient amplitudes and positions. Two methods for reconstructing the image of the inspected structure have been developed. The first method is based on the assumption that the peak to be detected is well characterized by keeping only the larger wavelet coefficient. This method should preferably be used with signals having little noise or which have already been averaged. As a matter of fact, the quality of the reconstructed image is directly related to the amplitude of the selected wavelet coefficient; this one must be much larger in the presence of a peak induced by a flaw in the structure under test. The second method is based on the assumption that the locations of the discriminating wavelet coefficients in one wavelet signal approximation are less scattered in the presence of a peak induced by a flaw than if there is no peak. This method is well suited for analyzing highly noisy signals where the amplitudes of the larger coefficients in signals with or without a flaw are of the same order of magnitude. Results obtained by the analysis of real ultrasonic signals have been presented and show an improvement of the definition of the reconstructed images in comparison with the direct method. The flaw positions are detected with a better accuracy, and most of the misdetections obtained with the direct method are avoided. As a final remark, we want to point out that for both wavelet-transform-based methods, the images are generated from features extracted in the time-frequency domain, without requiring reconstruction signals to return in the time domain. This is an advantage compared with the time-domain direct method or with a Fourier-transform-based method. In addition, the time-frequency analysis will be necessary in a more complex case of analysis where a possible peak frequency shifting should be taken into account.

ACKNOWLEDGEMENTS

The authors thank MM. R. Sicard and D. Zéllouf, Hydrogen Research Institute, for the experiments and the generation of the ultrasonic signals, and Tektrend International Inc. for loaning us some equipment (EMAT and preamplifier). The authors are also grateful to the Ministère de l'Industrie et du Commerce of the Québec government for the financial help given through the Fonds des Priorités Gouvernementales en Sciences et Technologies.

REFERENCES

- [1] F. P. Lees, *Loss Prevention in the Process Industry, Hazard Identification, Assessment and Control*, Vol. 2, Butterworth-Heinemann, pp. 22/1-22/59, 1996.
- [2] I. Viktorov, *Rayleigh and Lamb waves: physical theory and applications*, Plenum Press, 154 p., 1967.
- [3] D.N. Alleyne, P. Cawley, "Long Range Propagation of Lamb Waves in Chemical Plant Pipework", *Materials Evaluation*, pp. 504-508, April 1997.
- [4] P. Cawley, D.N. Alleyne, "The Use of Lamb Waves for the Long Range Inspection of Large Structures", *Ultrasonics*, Vol. 34, pp. 287-290, 1996.
- [5] S. Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing*, Academic Press, 577p., 1998.

- [6] A. Abbate, , J. Koay, J. Frankel, S.C. Schoeder, P. Das, "Signal Detection and Noise Suppression Using a Wavelet Transform Signal Processor: Application to Ultrasonic Flaw Detection", *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, Vol. 44, No. 1, pp. 14-27, 1997.
- [7] B.W. Maxfield, C.M. Fortunko, " The Design and Use of Electromagnetic Acoustic Wave transducers (EMATs)", *Materials Evaluation*, Vol. 41, pp. 1399-1408, Nov. 1983.
- [8] C.H. Chen, "Application of Wavelet Transforms to Ultrasonic NDE and Remote-Sensing Signal Analysis", *IEEE-SP International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis*, pp. 472-475, 1994.
- [9] E. Meyer, T.Tuthill, "Bayesian Classification of Ultrasound Signals using Wavelet Coefficients", *IEEE National Aerospace and Electronics Conference (NAECON 1995)*, Vol. 1, pp. 240-243, 1995.
- [10] A. Abbate, J. Koay, J. Frankel, S.C. Schoeder, P. Das, "Application of Wavelet Transform Signal Processor to Ultrasound", *Ultrasonics Symposium*, Vol. 2, pp. 1147-1152, 1994.
- [11] J. Buckheit, S. Chen, D. Donoho, I. Johnstone, J. Scargle, *WaveLab Reference Manual Version 0.700*, Dec. 1995. <ftp://playfair.stanford.edu/pub/wavelab>.

Sylvie Legendre

Daniel Massicotte

Jacques Goyette

Tapan K. Bose

Annexe B

Ultrasonic Aluminum Weld Testing Method Based on the Wavelet Transform and a Neural Classifier

S. Legendre, D. Massicotte and J. Goyette

présenté au

Congrès Canadien de Génie Électrique et Informatique CCGEI'99

Edmonton, Canada, 9-12 Mai 1999

Ultrasonic Aluminum Weld Testing Method Based on the Wavelet Transform and a Neural Classifier

Sylvie Legendre, Daniel Massicotte and Jacques Goyette

Hydrogen Research Institute
Université du Québec à Trois-Rivières
C.P. 500, Trois-Rivières, Québec, Canada, G9A 5H7
Phone: 1-(819)-376-5071, FAX : 1-(819)-376-5219
E-mail: {Sylvie_Legendre, Daniel_Massicotte, Jacques_Goyette}@uqtr.quebec.ca

Abstract

This paper proposes an ultrasonic non-destructive weld testing method based on the wavelet transform and a neural network classifier. The use of Lamb waves generated by an Electromagnetic Acoustic Transducer (EMAT) as a probe allows us to test metallic welds, in this work, the case of aluminum weld is treated. We explain how we proceed to do the feature extraction by using a method of analysis based on the wavelet transform of the ultrasonic testing signals; we propose a classification process of the features based on a neural classifier to interpret the results in terms of weld quality. The aim of this complete process of analysis and classification of the NDT ultrasonic signals is to lead to an automated system of weld or structure testing. Results of real-world ultrasonic Lamb waves signals analysis and classification for an aluminum weld are presented; these proved the feasibility of the proposed method.

1. Introduction

The problem of weld testing is fundamental given the fact that the welds are more prone to have defects than any other parts of a structure [1]. This paper presents a non-destructive testing (NDT) method for aluminum welds.

Our testing method uses ultrasonic Lamb waves [2] as a probe; signals are taken in an emission/reception mode in order to keep the maximum propagation information through the tested weld. These informations consist principally of amplitude peak changes and propagation mode conversions. The main advantage of Lamb waves comes from the fact that they permit a surface inspection of structures, including welds: a given surface can, in general, be inspected more quickly by using Lamb waves

instead of bulk-waves. Indeed, conventional NDT methods based on *b-scan* or *c-scan* require a matrix inspection, as a consequence, the quality and the speed of inspection are inevitably linked with the sampling resolution [3]. Both of these criteria could be significantly improved with a surface inspection technique. The metallic nature of the aluminum plates allows us to use an ElectroMagnetic Acoustic Transducer (EMAT) to generate the Lamb waves: this avoids coupling problems generally associated with the use of piezoelectric transducer [4]. However, EMATs present two main drawbacks: they have a relatively low signal amplitude and are highly sensitive to environmental noise, such as electrical and magnetic ones induced by the instrumentation.

In order to extract the information pertaining to the weld quality from the received Lamb wave signal, we use an analysis method based on a wavelet transform (WT) [5]. One of the advantage of a WT-based method of analysis is the ability of data compression which allows one to use a restricted number of wavelet coefficients to represent an analyzed signal. This result is based on the preponderant discriminating power of these main coefficients which constitute a set of discriminating parameters, also called features, which characterizes the signal. The process of classification is done by using the features sets associated with ultrasonic inspection signals and the classes to which these signals belong. In this work, three classes are actually defined to test the weld quality: good weld - poor weld, including presence of impurities - lack of weld. An artificial neural network (ANN) classifier was chosen due to the good ability of classification, especially in the case of a non linear process [6],[7].

The next section will outline the experimental set-up used to generate Lamb waves in aluminum welded plates. The algorithm used to compute the wavelet transform is described in Section 3. The main concern of Section 4 is the classification using an ANN to interpret the discriminating parameters. Experimental results of the

This project was made possible by the support of Fonds des Priorités Gouvernementales en Sciences et Technologies (FPGST), Québec.

proposed weld NDT method are shown in Section 5. Finally, we will present our conclusions in the last section.

2. Experimental System and NDT Signals

The proposed aluminum weld NDT method is evaluated on an aluminum welded plate where welding defects have been purposely created. These defects consist of incomplete weld, weld with impurities, and lack of weld. The necessity of having a fluid acting as a coupling medium between the studied structures and a piezoelectric transducer makes it quite difficult to get reproducible signals. The metallic nature of the plates studied permits us to an EMAT (Electro Magnetic Acoustic Transducer) [4] to generate the Lamb waves. Basically, EMATs can launch elastic waves induced by the magnetic forces produced by a distribution of induced or Foucault currents inside the metallic structure. The main drawbacks coming from using EMATS are the small amplitudes of the generated signals and the very large sensitivity of the transducers to the surrounding electrical noise; mainly the electronic and magnetic noise inherent with an automated process that is generated by motors and the grid line.

Our test bench is shown in Figure 1. It consists in two 2 MHz Lamb wave EMATs; the first one is used as an emitter while the second acts like a receiver, a RITEC exciting source, a digitizing oscilloscope able to perform averaging and a 1.2MHz-2.2MHz band-pass filter amplifier. The EMAT can generate three propagation modes: a_0 , s_0 and s_1 . By choosing a 2 MHz excitation frequency, only the s_0 mode is excited; this limitation makes flaw detection easier by avoiding some propagation mode overlaps [3]. Signals are taken in an emission/reception mode in order to keep the maximum propagation information through the tested weld. The sampling of the signal is done at 10 MHz, a frequency that insures a good separation of the information and noise components in the signal.

3. NDT Signal Analysis Using a Wavelet Transform

The main goal of the analysis of the transmitted signal received by receptor EMAT is to obtain information about the weld quality. From the point of view of an ultrasonic propagating signal, a weld is seen as a medium change that eventually induces propagation mode conversion, amplitude peak attenuation, dispersion effects [8]. Those changes contain the information on the weld quality and to extract the information from signals, one has to analyze the received signal once an ultrasonic wave has passed through the weld. If the received signal is very noisy, the information peak will certainly be buried in a signal having a large number of frequency components. In this case a Fourier transform analysis could be difficult to

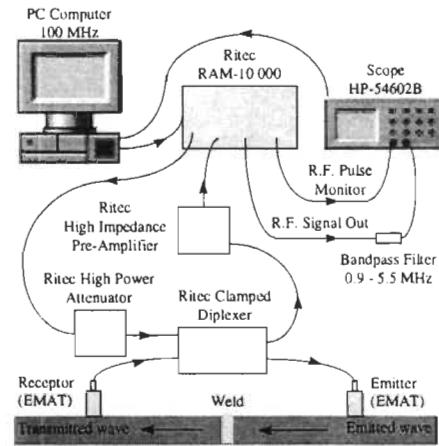


Figure 1: Experimental system using an EMAT.

performed due to a possible shifting of the peak frequency. However, an analysis method based on the wavelet transform allows us to make a time-frequency analysis; moreover, to the ability to adapt the window size of the processed signal [9], one can easily separate information and noise without needing a complex windowing step, as would be required by Fourier analysis for example.

A wavelet ψ is a function of zero average which is dilated with a scale parameter s and translated by u [5]:

$$\psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) \quad (1)$$

This wavelet ψ , also called a *mother wavelet*, produces an orthonormal basis of functions, called *daughter wavelets*, or simpler *wavelets*. The wavelet transform of a function f at a scale s and position u is computed by correlating f with a wavelet:

$$Wf(u, s) = \int f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^*(\frac{t-u}{s}) dt = \langle f, \psi_{u,s} \rangle \quad (2)$$

where z^* denotes the complex conjugate of z . Orthogonal wavelets dilated by a scale 2^j carry signal variations at the scale 2^j . In that case, the orthonormal basis is defined by

$$\left\{ \psi_{j,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi\left(\frac{t-2^j n}{2^j}\right) \right\}_{(j,n) \in \mathbb{Z}^2} \quad (3)$$

for $n=1,2,\dots,N$ and $j=1,2,\dots,J$ with $N=2^J$. The signal f can be decomposed over this basis:

$$f = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \langle f, \psi_{j,n} \rangle \psi_{j,n} \quad (4)$$

and the partial sum of wavelet coefficients

$$d_j(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \langle f, \psi_{j,n} \rangle \psi_{j,n}(t) \quad (5)$$

can be interpreted as an approximation of the signal f at the scale 2^j .

The wavelet transform of the ultrasonic signals are calculated by using a fast orthogonal wavelet transform algorithm described in [5] and implemented in *WaveLab*, a library of MATLAB™ routines for wavelets and related time-frequency transforms [10]. This algorithm is based on the filter bank theory in which a discrete signal $f[n]$ is decomposed in two signals, $a[n]$ and $d[n]$, of half its size using filtering and subsampling procedure [5]. We denote the approximation $f[n]$ by the vector \mathbf{d}_j at the scale 2^j .

The wavelet representation of $f[n]$ consists of a concatenation of all the approximations [11]:

$$Wf = [\mathbf{a}_J^T \mathbf{d}_J^T \mathbf{d}_{J-1}^T \cdots \mathbf{d}_2^T \cdots \mathbf{d}_1^T]^T, \dim(Wf) = N \quad (6)$$

with $\dim(\mathbf{a}_J) = N/2^J$ and $\dim(\mathbf{d}_j) = N/2^j$ for $j=1,\dots,J$.

A specific wavelet coefficient belonging to the approximation of $f[n]$ at the scale 2^j and located at k is referred as $d_j(k)$, $1 \leq k \leq N/2^j$. We denote $z(k)$ the k^{th} element of the vector z .

The choice of the mother wavelet, a Coifman wavelet also called Coiflet [5], was made in considering the shape of the peak to detect in an ultrasonic signal [9].

One of the advantage of a WT-based method of analysis is the ability of data compression which allows one to use a restricted number of wavelet coefficients to represent an analyzed signal. This result is based on the preponderant discriminating power of these main coefficients which constitute a set of discriminating parameters, also called features, which characterizes the signal. The determination of this set of features, ideally independent one from each other, is called features extraction. Two important assumptions allow us to limit the number of wavelet coefficients to be consider during the features extraction step [11]:

- (i) In a recorded signal, one can consider the highest frequency components as representing the noise. As a result, the corresponding wavelet coefficients can be ignored;
- (ii) The wavelet coefficients representing the lowest frequency components of the signal, are not significant in the analysis.

In the wavelet representation of a signal, Wf , the simplifications induced by taking both of these assumptions into account are done by a procedure of wavelet coefficients elimination called *pruning procedure* [9]. As result, a limited number of signal approximations are conserved, the following processing step consists in

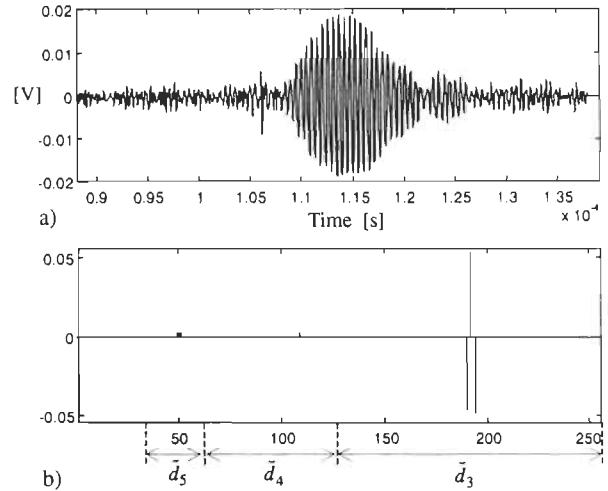


Figure 2: a) Ultrasonic weld testing signal and b) its nine extracted features in each approximation \mathbf{d}_3 , \mathbf{d}_4 and \mathbf{d}_5 producing $\check{\mathbf{d}}_3$, $\check{\mathbf{d}}_4$ and $\check{\mathbf{d}}_5$.

selecting coefficients in each kept approximation \mathbf{d}_j at the scale 2^j for $H \leq j \leq L$, where H and L are thresholds produced by the pruning procedure. We assume that the signal features consist of the highest modulus wavelet coefficients in each approximation. Thus, a simple selection procedure which sets to zero the wavelet coefficients that are not taken into account, allows us to complete the features extraction step. We note M_j the number of selected coefficients in the approximation at scale 2^j and $\check{\mathbf{d}}_j$ the resulting vector. An example of nine features of an analyzed signal is proposed in Figure 2.

4. Features Classification Using a Neural Classifier

The process of classification is done by using the features sets associated with ultrasonic inspection signals and the classes to which these signals belong. In this preliminary work, three classes are defined to test the weld quality: good weld - poor weld, including presence of impurities - lack of weld. An artificial neural network (ANN) classifier was chosen due to its good ability of classification, especially in the case of a non linear process. The classifier is based on a multilayered ANN, trained by using a backpropagation learning algorithm [6]. To realize this training step, some feature sets are chosen to make the training data, those data are ideally representative of each signal class.

A. ANN inputs coding

Once the feature extraction process on the wavelet transform of an ultrasonic signal is completed, the feature set consists of some nonzero wavelet coefficients

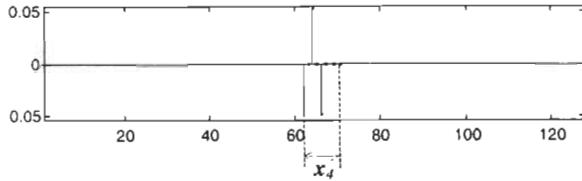


Figure 3: Feature extraction in d_3 , $M_3=3$ in the 4th ultrasonic signal, and the associated input vector, $m=62$ in Eq. 7 and $x_4=[-0.0474, 0, 0.0525, 0, -0.0487, 0, 0, 0]^T$.

belonging to one or several approximations d_j at the scale 2^j for $H \leq j \leq L$. To make the ultrasonic signals classification process, only the approximation d_3 was taken into account and $\dim(d_3)=128$. By keeping only three wavelet coefficients and setting the others go to zero ($M_3=3$), we can be sure that the resulting vector \check{d}_3 is a good representation of the initial ultrasonic signal. Based on the fact that the nonzero elements in vector \check{d}_3 are not sparse in location - this is easily justified by the narrow shape of the detected peak in the initial ultrasonic signal - the ANN input data consist of eight-points vectors x_k

$$x_k = [\check{d}_3(m), \check{d}_3(m+1), \dots, \check{d}_3(m+7)]^T, \text{ for } k=1, \dots, K \quad (7)$$

where $\check{d}_3(m)$ is the nonzero coefficient of \check{d}_3 with the lowest index and K is the number of NDT ultrasonic signals. Figure 3 presents an example of this coding process.

B. ANN outputs coding

For each feature set representing a signal passing through the weld, a corresponding class is associated. The feature sets transformed in vector x_k are the ANN inputs and the corresponding classes, once coded, constitute the ANN outputs. The ANN has three outputs which produce a binary code of each class:

$$y_k = \begin{cases} [+1, -1, -1]^T & \text{for the first class - good weld} \\ [-1, +1, -1]^T & \text{for the second class - poor weld} \\ [-1, -1, +1]^T & \text{for the third class - lack of weld} \end{cases} \quad (8)$$

We note y_k the output vector associated to the input vector x_k .

C. Training, generalization and validation data sets

Once the coding processes are completed, we have a set of K input/output pairs $\{x_k, y_k\}$ which is the reference data set $D^{ref} = \{x_k, y_k \mid k=1, 2, \dots, K\}$. This data set is divided in three subsets:

- (i) $D^{train} = \{x_k, y_k \mid k=1, 2, \dots, K^{train}\}$ that is used to perform the ANN training which consists on the

determination of the ANN running parameters, i.e.. the ANN connection weights.

- (ii) $D^{test} = \{x_k, y_k \mid k=1, 2, \dots, K^{test}\}$ that is used during the ANN training process to test on-line the generalization capacity on unknown data of the trained ANN.
- (iii) $D^{val} = \{x_k, y_k \mid k=1, 2, \dots, K^{val}\}$ that is used to validate off-line the classification ability of the ANN once the training process completed..

5. Experimental Results on Aluminum Weld

Preliminary classification results have been obtained on 33 ultrasonic NDT Lamb wave signals generated on a welded aluminum plate. The training and testing processes were made with $K^{train}=5$ and $K^{test}=5$ and the validation step was made with $K^{val}=23$. The topology of the ANN was the following - a three multilayer ANN with 8 inputs, 3 neurons on the hidden layer and 3 output neurons, and a sigmoidal activation function in each neural unit. The training process was performed using a backpropagation error algorithm. The reached convergence values, i.e. the learning errors, obtained for both training and generalization are low enough to insure good results of classification on D^{val} data. To improve the classification results, a threshold procedure is applied on the ANN outputs

$$y_k(i) = \begin{cases} +1 & \text{if } y_k(i) \geq 0 \\ -1 & \text{if } y_k(i) < 0 \end{cases} \quad (9)$$

As a final result, the rate of good classification is 100% on the all 28 ultrasonic NDT signals ($D^{test} \cap D^{val}$) not included in the training set D^{train} . Figure 4 shows the classification results produced at the trained ANN outputs for all pairs $\{x_k, y_k\}$ of D^{ref} .

6. Conclusion

In this paper, we have proposed a signal processing method dedicated to the interpretation of non destructive weld testing ultrasonic signals. This method is based on a complete process of signal analysis and interpretation, including: signal preprocessing - signal analysis or features extraction - features classification - results presentation. Two advanced methods of signal processing are combined, the wavelet transform and the neural networks, that are particularly well-suited for that kind of signal processing problem. The wavelet transform is used to extract some information, i.e. features, in the raw ultrasonic signals, and a neural classifier allows one to associate the resulting feature set characterizing each signal to a weld quality class. In our study, three classes were taken into account to make a preliminary

output 1																																	
output 2																																	
output 3																																	
#signal obtained	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33
desired	G	G	G	G	G	G	G	G	G	G	P	P	P	N	P	P	P	G	P	P	P	N	P	P	P	P	N	N	N	N			

□ ANN output +1; ■ ANN output -1; ▨ Classification error ; ■ $\{x_k, y_k\} \in D^{train}$
 G Good weld; P Poor weld; N Lack of weld (no weld); I Indetermination

Figure 4: Results of aluminum weld testing signals classification

classification of aluminum weld testing signals. Results of classification obtained on experimental data are good enough to lead us to test the proposed method for a more complicated classification problem involving more weld quality classes. The main advantage of studying a complete process is that it can lead to an automated system of weld or structure testing.

Acknowledgements

The authors thank René Sicard, Hydrogen Research Institutue for his help in taking experimental data and Tektrend International Inc. for loaning us some equipments (EMAT and preamplifier). The financial help of Ministère de l'Industrie et du Commerce of the Québec government given to us through the Fonds des Priorités Gouvernementales en sciences et Technologies is gratefully acknowledge.

References

- [1] C. Hayes, "The ABC's of Nondestructive Weld Examination", *Welding Journal*, published by The American Welding Society, May 1997.
- [2] I. Viktorov, *Rayleigh and Lamb waves: physical theory and applications*, Plenum Press, 154 p., 1967.
- [3] D.N. Alleyne, P. Cawley, "Long Range Propagation of Lamb Waves in Chemical Plant Pipework", *Materials Evaluation*, pp. 504-508, April 1997.
- [4] B.W. Maxfield, C.M. Fortunko, " The Design and Use of Electromagnetic Acoustic Wave transducers (EMATs)", *Materials Evaluation*, VOL. 41, pp. 1399-1408, Nov. 1993.
- [5] S. Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing*, Academic Press, 577p., 1998.
- [6] S. Haykin, *Neural Networks: a Comprehensive Foundation*, PrenticeHall, 842 p., 1999.
- [7] N. Hazarika, J.Z. Chen, A.C. Tsoi, A. Sergejew, "Classification of EEG signals using the Wavelet Transform", *Signal Processing*, Vol. 59, pp. 61-72, 1997.
- [8] Jack Blitz , 'Fundamentals of ultrasonics' second edition, Butterworths, London, 1967.
- [9] A. Abbate, J. Koay, J. Frankel, S.C. Schoeder, P. Das, "Application of Wavelet Transform Signal Processor to Ultrasound", *Ultrasonics Symposium 1994*, pp. 1147-1152, 1994.
- [10] J. Buckheit, S. Chen, D. Donoho, I. Johnstone, J. Scargle, *WaveLab Reference Manual Version 0.700*, Dec. 1995. <ftp://playfair.stanford.edu/pub/wavelab>.
- [11] S. Legendre, D. Massicotte, J. Goyette and T. K. Bose, "Wavelet-Transform-Based Method of Analysis for Lamb-Wave Ultrasonic NDE Signals", *IEEE Instrumentation & Measurement Technology Conference*, Italy, may 1999.

Annexe C

Ultrasonic NDE of Composite Material Structures Using Wavelet Coefficients

S. Legendre, D. Massicotte and J. Goyette

En révision à

NDT & E International, Elsevier

soumis en novembre 1999

Ultrasonic NDE of Composite Material Structures Using Wavelet Coefficients

Sylvie Legendre, Jacques Goyette and Daniel Massicotte

*Hydrogen Research Institute
Université du Québec à Trois-Rivières
C.P. 500, Trois-Rivières, Québec, Canada, G9A 5H7
Phone: 1-(819)-376-5071, FAX : 1-(819)-376-5219
E-mail: {Sylvie_Legendre, Jacques_Goyette, Daniel_Massicotte}@uqtr.quebec.ca*

Abstract - A wavelet-based method is proposed to perform the analysis of NDE ultrasonic signals received during the inspection of reinforced composite materials. The non-homogenous nature of such materials induces a very high level of structural noise which greatly complicates the interpretation of the NDE signals. By combining the time domain and the classical Fourier analysis, the wavelet transform provides simultaneously spectral representation and temporal order of the signal decomposition components. To construct a C-scan image from the wavelet transform of the A-scan signals, we propose a selection process of the wavelet coefficients, followed by an interpretation procedure based on a windowing process in the time-frequency domain. The proposed NDE method is tested on cryogenic glass/epoxy hydrogen reservoir samples.

Keywords: Composite material, Signal processing, Ultrasonic evaluation, Wavelet transform.

1. Introduction

Under its liquid form, hydrogen is often stored in cryogenic composite material reservoirs. These reservoirs can be subjected to high mechanical and thermal constraints that could create flaws having a potential of weakening the reservoir structure [1]. Non destructive evaluation (NDE) of conventional reservoirs is often made through a C-scan analysis using ultrasonic bulk-waves as a probe; the signal coupling between the ultrasonic transducer and the piece under inspection is made by immersing it into a water tank. Due to the non-homogenous nature of reinforced composite materials, new inspection techniques need to be developed in order to be able to perform the analysis of NDE ultrasonic signals that can be highly complex. For example, some peak overlaps are created by scattering phenomenon and the resulting background noise, also called structural noise, is high enough to bury the meaningful reflection echoes in a signal having a large number of frequency components. Consequently, the process of flaw detection is not simple and a well-adapted kind of signal analysis is required to interpret the ultrasonic inspection signals. Since, in this case a meaningful Fourier transform analysis could be difficult to perform due to a possible shifting of the peak frequency, some processing methods based on the principle of Quasi-Frequency Diversity (QFD), such as the well-known Split

Spectrum Processing (SSP) and its derivatives have been proposed [2]-[4]. These filtering methods allow a significant reduction of the structural noise in signals by applying a process of noise decorrelation that permits a coherent information detection in the time domain.

Some new kinds of processing methods based on a time-frequency analysis, such as the wavelet transform, have been proposed recently to treat similar problem [5]-[8]. By combining the time domain and the classical Fourier analysis, these methods provide simultaneous spectral representation and temporal order of the signal decomposition components [9]. The main advantage of the wavelet-transform-based analysis method is that they are suitable for peak detection problems in highly noisy environment [8]. The wavelet transform produces different representations - wavelet coefficient sets or wavelet levels - of an analyzed signal, separating the different frequency components while keeping its temporal representation. In this paper, we propose a method of A-scan ultrasonic signal analysis based on a selection process of coefficients, also called feature extraction, provided by the wavelet transform. Once selected and interpreted these features allow us to construct a C-scan image of the inspected structure. The proposed NDE method is tested on cryogenic glass/epoxy reservoir samples in which varying size circular defects are artificially created.

In this paper, the following points are discussed: - problem formulation - presentation of the algorithm used to compute the wavelet transform of the ultrasonic NDE signals - description of the proposed imaging technique based on the wavelet coefficients - the experimental set-up used to inspect the composite hydrogen reservoirs, and - experimental results of the proposed NDE method obtained on a glass/epoxy sample. Finally, we will conclude in the last section.

2. Problem Formulation of NDE Signal Processing

The main goal of the analysis of the signal received by the ultrasonic receptor in a NDE process is to obtain information about the material integrity. We therefore need to detect a possible reflection induced by a defect in the structure in a signal that it is corrupted by the structural noise mainly

generated by the reinforcement of the composite material. From a mathematical point of view, one can define the problem as follows. The signal received by the transducer consists in a sum of components - the front surface echo - the bottom or defect echo, further called target echo - the background or structural noise [10]. The material evaluation consists in detecting the target echo and in determining if the bottom or a defect generates it. This can be summed up by the following equation:

$$r(t) = e_s(t) + e_t(t) + \eta(t) \quad (1)$$

where $r(t)$ is the received signal, $e_s(t)$ is the surface echo, $e_t(t)$ is the target echo and $\eta(t)$ is the electrical and structural noise. The analysis aims to extract information on the target echo, especially on its origin.

A Fourier-transform-based method of analysis could be difficult to perform due to a possible shifting of the meaningful signal component frequencies and inefficient because it would neglect the time domain representation of the signals which can be important in that case. To deal with these drawbacks, we use a wavelet-transform-based method of analysis. The concept of such a multi-scale analysis method allows us to extract simultaneously time and frequency information, enabling temporal windowing process impossible in the Fourier domain. Due to the wavelet transform ability to adapt the window size of the processed signal [6], one can easily separate coherent information and noise without needing a complex windowing step, as it would be required by Fourier analysis. In addition, while the ultrasonic NDE signal analysis requires temporal information, one can consider that is *a-priori* knowledge provided by the physical nature of the evaluated material.

3. Orthogonal Wavelet Analysis

In this section, a synthesis of the basic concepts of the orthogonal wavelet transform used to calculate the wavelet coefficients of the A-scan NDE signals is proposed. A wavelet $\psi(t)$ is a function of zero average that is dilated with a scale parameter s and translated by u [9]:

$$\psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) \quad (2)$$

This wavelet $\psi(t)$, also called a *mother wavelet*, produces an orthonormal basis of functions, called *daughter wavelets*, or simply *wavelets*. The wavelet transform of an arbitrary function $f(t)$ (e.g. $r(t)$) at a scale s and position u is computed by an inner product of $f(t)$ with a wavelet:

$$Wf(u,s) = \int f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^*\left(\frac{t-u}{s}\right) dt = \langle f, \psi_{u,s} \rangle \quad (3)$$

where the symbol $*$ denotes the complex conjugate. Orthogonal wavelets dilated by a scale 2^j carry signal variations at the scale 2^j . In that case, the orthonormal basis is defined by

$$\left\{ \psi_{j,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi\left(\frac{t-2^j n}{2^j}\right) \right\}_{(j,n) \in \mathbb{Z}^2} \quad (4)$$

for $n=1,2,\dots,N$ and $j=1,2,\dots,J$ with $N=2^J$. The signal $f(t)$ can be decomposed over this basis:

$$f(t) = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \langle f, \psi_{j,n} \rangle \psi_{j,n}(t) \quad (5)$$

and the partial sum of wavelet coefficients

$$d_j(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \langle f, \psi_{j,n} \rangle \psi_{j,n}(t) \quad (6)$$

can be interpreted as an approximation of the signal $f(t)$ at the scale 2^j .

The wavelet transform of the ultrasonic signals is computed by using a fast orthogonal wavelet transform algorithm described in [9] and implemented in *WaveLab* [11]. The main advantage of the orthogonal wavelet transform is to avoid a redundancy characterizing the continuous one and which provides lots of wavelet coefficients carrying the same information. This algorithm is based on the filter bank theory - once the function $f(t)$ is digitized, the resulting sequence $f(n)$ is decomposed in two signals, $a(n)$ and $d(n)$, of half its size using filtering and sub-sampling procedure. We denote the approximation of $f(n)$ at the scale 2^j by the column vector \mathbf{d}_j . Further the approximation \mathbf{d}_j will be referred as a *wavelet level*, each wavelet level represents different frequency bandwidths and is formed by a wavelet coefficient set. Finally, the wavelet representation of $f(n)$ consists of a concatenation of all the wavelet levels [11] to form the vector \mathbf{Wf}

$$\mathbf{Wf} = [\mathbf{a}_J^T \mathbf{d}_J^T \mathbf{d}_{J-1}^T \cdots \mathbf{d}_2^T \mathbf{d}_1^T]^T, \dim(\mathbf{Wf}) = N \quad (7)$$

with $\dim(\mathbf{a}_j) = N/2^j$ and $\dim(\mathbf{d}_j) = N/2^j$ for $j=1,\dots,J$.

A specific wavelet coefficient belonging to the approximation of $f(n)$ at the scale 2^j and located at k is referred as $d_j(k)$,

$$1 \leq k \leq N/2^j.$$

The choice of the mother wavelet, a Coifman wavelet (Fig 1) also called Coiflet [5], was made in considering the shape of the peak to detect in an ultrasonic signal [6]. An example of the orthogonal wavelet transform of an ultrasonic A-scan signal is given in Fig. 2, only the five highest wavelet levels are shown, the original signal is in the lower part of the figure.

4. Image Generation Using Wavelet Coefficients

4.1 Feature Extraction

The ability of data compression of the wavelet transform allows one to use a restricted number of wavelet coefficients and possibly a restricted number of wavelet levels to characterize each component of an A-scan ultrasonic signal. This result is based on the preponderant discriminating power of the main coefficients that constitute a set of discriminating parameters. Once processed, these discriminating parameters produce a set of features, which characterizes the reflection data. The determination of this set of features, ideally independent from each other, is called feature extraction. Two important assumptions allow us to limit the number of

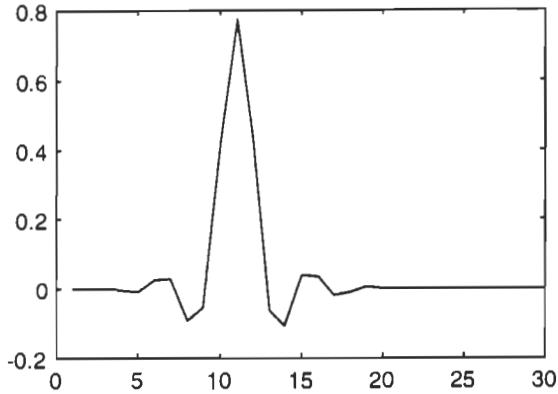


Figure 1: Coifman wavelet [11].

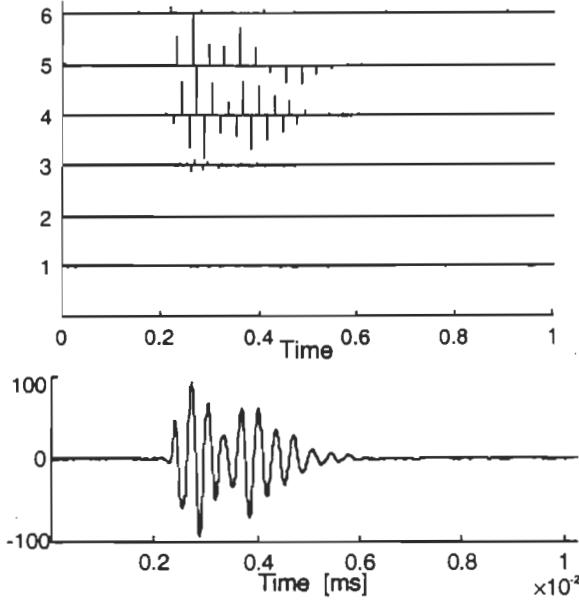


Figure 2: Wavelet levels of an ultrasonic A-scan signal generated in a glass/epoxy composite structure compared to the original signal in the lower part of the figure.

wavelet coefficients and wavelet levels to be considered during the feature extraction step:

- (i) In a recorded signal, one can consider the highest frequency components formed from the first wavelet levels, as representing the noise - not necessary the structural noise. As a result, wavelet coefficients contained in them can be ignored.
- (ii) The wavelet coefficients contained in the last wavelet levels representing the lowest frequency components of the signal are not significant in the analysis.

In the wavelet representation of a signal, \mathbf{Wf} , the simplifications induced by taking both of these assumptions into account are done by a procedure of wavelet levels elimination [6], [8]. If we use H and L to represent the thresholds used to eliminate the non-significant wavelet levels, only levels at the scale 2^j for $H \leq j \leq L$ are kept.

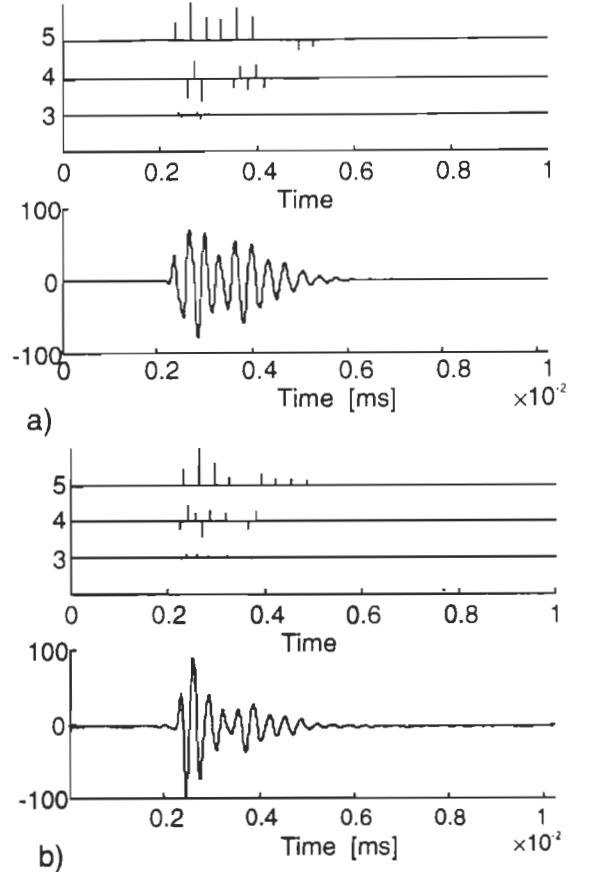


Figure 3: Feature extraction from ultrasonic signals $H=3$, $L=5$ and $M_j=8$ for $j=3,4,5$ (Eq.8): a) defect-free region and b) region with defect.

Applying the following procedure modifies the vector \mathbf{d}_j , the thresholds H and L are empirically determined, nevertheless they depend on the both reflection peak and sampling frequencies:

$$\tilde{\mathbf{d}}_j(k) = \begin{cases} 0 & \text{if } j < H \\ d_j(k) & \text{if } H \leq j \leq L \text{ for } k = 1, \dots, N/2^j \\ 0 & \text{if } j > L \end{cases} \quad (8)$$

for $j=1, \dots, J$ and

$$\tilde{\mathbf{Wf}} = [\mathbf{0} \ \tilde{\mathbf{d}}_J^T \ \tilde{\mathbf{d}}_{J-1}^T \cdots \tilde{\mathbf{d}}_3^T \cdots \tilde{\mathbf{d}}_2^T \ \tilde{\mathbf{d}}_1^T]^T, \dim(\tilde{\mathbf{Wf}}) = N \quad (9)$$

The following processing step consists in selecting coefficients in each kept wavelet level $\tilde{\mathbf{d}}_j$ for $H \leq j \leq L$. We assume that the signal features consist of a limited number of highest modulus wavelet coefficients within each retained level. Thus, a simple selection procedure that sets to zero the wavelet coefficients that are not taken into account allows us to complete the preponderant coefficient extraction step [8]. We represent by M_j the number of selected coefficients in wavelet level \mathbf{d}_j at scale 2^j and $\tilde{\mathbf{d}}_j$ the resulting vector. An example of a wavelet-transform-based feature extraction process applied on A-scan ultrasonic signals reflected from a defect-free glass/epoxy region and from a region with defect respectively is presented in Fig. 3, the surface and bottom reflections are indicated by "s" and "b" respectively.

4.2 C-scan Image Generation

Once the feature extraction procedure has been applied on an A-scan signal, sets of some nonzero wavelet coefficients belonging to one or several wavelet levels d_j at the scale 2^j for $H \leq j \leq L$ are created. These coefficients translate the different components (Eq.(1)) of the analyzed signal in the time-frequency domain by parting the frequencies in separate bandwidths while keeping their temporal order. The coherent information in the signal consists in both front surface and bottom or flaw reflections (Eq.(1)), the evaluation of the structure is given by the origin - bottom or flaw surface - of the target echo. To extract this information, we have developed a procedure of feature interpretation that allows us to quantify the amplitude of the bottom reflection, the corresponding value is being called the characterization parameter.

The proposed method of feature interpretation is based on the simple principle that a defect-free region induces necessarily a bottom reflection signal at a constant temporal location defined by the physical characteristics of the material (thickness and mean propagation velocity). On the other hand, if no bottom surface reflection is detected, then the inspected region potentially contains a defect. The principle of this method consists in applying a window on each kept wavelet level, in such way that the window allows us to examine the presence or not of a bottom peak reflection. This procedure requires the adjustment of parameters defining the window size for each wavelet level. This can be done easily under consideration on the physical characteristics of the inspected structure - the arrival time of the bottom echo is dictated by the thickness of the structure - or empirically during a calibration step on a well-known part - in term of integrity - of the inspected structure regarding the position of the main coefficients in the corresponding A-scan signal wavelet transform.

The following 3 steps describe the complete process of image generation:

- For each A-scan signal $r_{x,y}(t)$ for $x=1,\dots,N_x$ and $y=1,\dots,N_y$, where the indices x and y indicate the spatial coordinates of the A-scan signal, N_x and N_y are the numbers of rows and lines of the C-scan respectively (to simplify the notation indexes x , y will be dropped in the following steps):
 - generation of a discrete signal $r(n)$ of the signal $r(t)$,
 - calculation of the wavelet representation of $r(n)$ and production of Wr according to Eq. (6),
 - production of \bar{d}_j according Eqs. (7) and (9) for $H \leq j \leq L$,
 - windowing on \bar{d}_j for $H \leq j \leq L$ and determination of the index of the highest wavelet coefficient in the window according to

$$K_j = \arg_k \sup \left\{ |\bar{d}_j(k)| \mid \text{for } k = w_j, \dots, N/2^j \right\} \quad (10)$$

where w_j defines the size of the window applied on the wavelet level at the scale 2^j and the operator \arg_k returns the index k of its following expression, and

- calculation of the characterization parameter $c_{x,y}$ of the signal $r_{x,y}(t)$,

$$c_{x,y} = \left[\sum_{j=H}^L |\bar{d}_j(K_j)| \right]^{-1} \quad (11)$$

This summation of the main wavelet coefficients retained at different frequency level ($H \leq j \leq L$) according to Eq. (10) allows us to take into account a possible shifting of the frequency of the bottom reflection peak.

- Production of a matrix C ($\dim(C) = N_x \times N_y$) made of all $c_{x,y}$; this matrix contains information on the presence of a bottom reflection.
- Plot of C using an appropriate graphic function to produce an image of potential defects in the structure - i.e. absence of bottom reflection in A-scan signals.

The process of characterization parameter computation is illustrated in Fig 4. in the case of an ultrasonic A-scan signal generated in a defect-free region. The parameter $c_{x,y}$ is obtained according to Eq. (11):

$$\begin{aligned} c_{x,y}^{-1} &= \sum_{j=3}^5 |\bar{d}_j(K_j)| = |\bar{d}_3(46)| + |\bar{d}_4(24)| + |\bar{d}_5(14)| \\ &= 16.4 + 114.2 + 117.6 = 248.2 \end{aligned}$$

The value of $c_{x,y}$ corresponds to the detection of a bottom echo.

Figure 4: Determination of the characterization parameter $c_{x,y}$ of an ultrasonic signal, the circle indicates the largest modulus coefficient in the window of each wavelet level.

5. Experimental Results: Detection of Flaws in a Glass/Epoxy Sample

The proposed NDE method is tested on a liquid hydrogen reservoir of glass/epoxy composites where defects have been purposely created. In practical applications of NDE, most of defects occur on the inner face of the reservoir or inside the wall, this makes them difficult or impossible to be detected by a simple visual inspection. In our experimental study, we use a semi-circular piece of reservoir, where three circular holes of 4-mm diameter of varying depths have been made on the inner face. This piece of material is taken from the outer shell of a liquid hydrogen reservoir and is made of glass/epoxy composites of 3 mm thick with a reinforcement of glass fibers at 68% volumetric rate. The inspection of the reservoir part

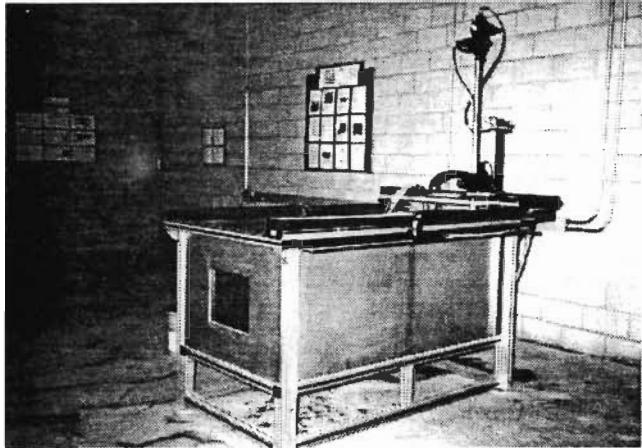


Figure 5: Ultrasonic NDE C-scan system.

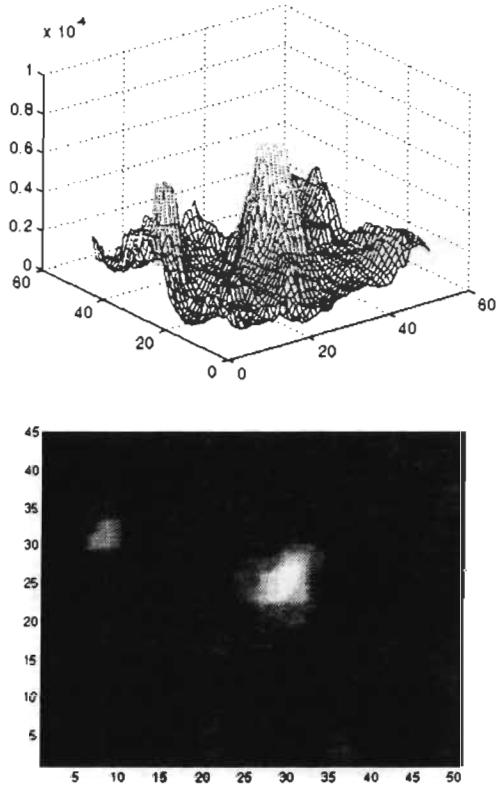


Figure 6: Ultrasonic C-scan of a $14 \times 12 \text{ mm}^2$ glass/epoxy composite sample using the wavelet-transform-based method:
a) mesh plot and b) image contour.

requires the immersion of the structure (Fig. 5); the ultrasonic investigation is done by means of a wide-band piezoelectric transducer that delivers a short pulse at a central frequency of 5 MHz. This transducer is spherical in shape and is focused at a distance of 50 mm from the center of emitting surface. This property allows us to focus the acoustic energy at any point in the inspected structure. A 6-degree of liberty robot moves the transducer. The sampling of the received signal is done at a frequency of 100 MHz. The image obtained by applying the proposed imaging method to a C-scan of a $20 \times 20 \text{ mm}^2$ glass/epoxy composite sample is shown in Fig. 6 (only a rectangular portion of $14 \times 12 \text{ mm}^2$ is shown); both a mesh plot

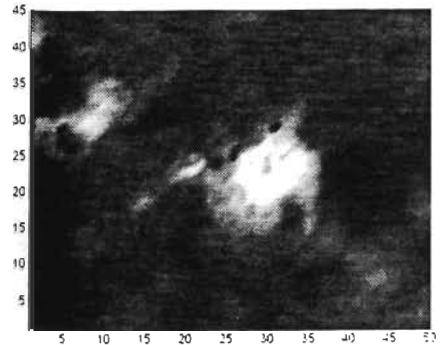


Figure 7: Ultrasonic C-scan of a $14 \times 12 \text{ mm}^2$ glass/epoxy composite sample using a SSP-based method.

and a contour plot functions of the results are presented. This image has been generated using the wavelet-transform-based method parameters $H=3$, $L=5$, $w_3 = 44$, $w_4 = 24$, $w_5 = 12$. the window values have been obtained during a calibration step using an A-scan signal propagating in a defect-free region. The C-scan mesh path is 0.25 mm on both x-axis and y-axis. To improve the contrast of the proposed image contour (Fig. 6b) a simple image processing based on a median filter has been added. We note a lesser quality of imaging on the edge of the sample, this phenomenon comes from the fact that the inspected surface is not plane. As results, the emitted signal does not penetrate the surface perpendicularly creating a significant loss of energy in the analyzed signals taken on the sample boundaries.

To validate the C-scan image produced by the proposed wavelet-transform-based method, a C-scan image obtained by using a SSP-based method is shown in Fig. 7, the contour plot is given by the amplitude of the filtered bottom reflection of each A-scan signal of the same composite sample. The aim of this comparison is to show that our method is efficient in detecting the holes in the tested sample. in addition, it provides a better level of contrast. Since one of the advantages of the proposed method is that the C-scan image is produced from signal characteristics in the time-frequency domain, the computation time required for the construction of the NDE image is relatively short. In effect, if we compare with a SSP-based imaging method, our signals are not reconstructed in the time domain, therefore avoiding a complete filtering process, as a result our method requires less computational resources and memory. This can be explained by the capability of data compression of the wavelet transform.

6. Conclusion

The problematic of the analysis of NDE signals generated in reinforced composite structures consists in detecting a possible reflection induced by a defect in the structure while it is corrupted by the structural noise mainly generated by the reinforcement. Both time and frequency domains are relevant to this problem since useful information can be found in these two domains: in a reflection signal, the meaningful peaks - induced by the front surface, a flaw or the bottom of the

structure - occur at a quasi-constant temporal position; in addition, these peak frequency spectra characterize the coherent information. A multi-scale analysis method allows one to take advantages of these two kinds of information simultaneously, justifying the development of a wavelet-transform-based method. One of the most important steps of a complete processing method based on the wavelet transform of NDE signals is the development of an interpretation method of the wavelet coefficients. Indeed, one must be able to take a decision, regarding the presence or not of a flaw, from the wavelet coefficient sets.

In this paper, we propose an interpretation procedure based on the selection of preponderant wavelet coefficients and a windowing process. The main advantage of our method is that the NDE image of the composite structure is obtained directly from the wavelet coefficients [8], without requiring further signal reconstruction [5]. The windowing process requires that the ultrasonic wave generating the NDE signal penetrates completely through the inspected structure in order to produce a bottom reflection. As a result, the proposed method is unsuitable for thick structures or for materials producing too much scattering , since in these cases, the bottom reflection becomes undetectable. Nevertheless, in the case of thin structure such as cryogenic composite reservoir shells, results of NDE signal analysis provided by the wavelet-transform-based method are very interesting. The resulting C-scan image of the inspected glass/epoxy reinforced composite sample is well-contrasted. A comparison with the image produced by a SSP-based method proves that the flaws are well-detected in size and position, in addition the defect definition presents a better quality. Finally, we want to point out that the proposed method provides an important reduction of the computing resources due to the use of the non-redundant orthogonal wavelet transform that presents a very high capability of data compression.

Acknowledgements

The authors thank Dr. Djamel Zéllouf, Hydrogen Research Institute for his help for the experimental data generation and providing the SSP C-scan image. The financial help of Ministère de l'Industrie et du Commerce of the Québec government given to us through the Fonds des Priorités Gouvernementales en Sciences et Technologies is gratefully acknowledged.

References

- [1] F. P. Lees, *Loss Prevention in the Process Industry, Hazard Identification, Assessment and Control*, Vol. 2, Butterworth-Heinemann, pp. 22/1-22/59, 1996.
- [2] V.L. Newhouse *et al.*, "Flaw-to-Grain Echo Enhancement by Spilt-Spectrum Processing", *Ultrasonics*, 59-68, (1982).
- [3] P.M. Shankar, P. Karpur, V.L. Newhouse, J.L. Rose, "Split-Spectrum Processing: Analysis of Polarity Thresholding Algorithm for Improvement of Signal-to-noise Ratio and Detectability in Ultrasonic Signals", *IEEE Transactions on UFFC*, 36(1), 101-108, (1989).
- [4] L. Ericsson, T. Stepinski, "Cut Spectrum Processing: a Novel Signal processing Algorithm for Ultrasonic Flaw Detection", *NDT&E International*, 25(2), 59-64, (1992).
- [5] W. J. Staszewski *et al.*, "Wavelet Signal Processing for Enhanced Lamb-Wave Defect Detection in Composite Plates Using Optical Fiber Detection". *Optical engineering*, 36(7), 1877-1888, (1997).
- [6] A. Abbate, J. Koay, J. Frankel, S.C. Schoeder, P. Das, "Signal Detection and Noise Suppression Using a Wavelet Transform Signal Processor: Application to Ultrasonic Flaw Detection", *IEEE on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 44(1), (1997).
- [7] C.H. Chen, "Application of Wavelet Transforms to Ultrasonic NDE and Remote-Sensing Signal Analysis". *Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis*, 472-475, (1994).
- [8] S. Legendre, D. Massicotte, J. Goyette and T. K. Bose, "Wavelet-Transform-Based Method of Analysis for Lamb-Wave Ultrasonic NDE Signals", *1999 IEEE Instrumentation & Measurement Technology Conference Proceedings*, Italy, 860-865, (1999).
- [9] S. Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing*, Academic Press, 1998.
- [10] J.-D. Aussel, "Split-spectrum Processing with Finite Impulse Response Filters of Constant Frequency-to-Bandwidth Ratio", *Ultrasonics* 28, (1990).
- [11] J. Buckheit, S. Chen, D. Donoho, I. Johnstone, J. Scargle, *WaveLab Reference Manual Version 0.700*, Dec. 1995. [ftp://playfair.stanford.edu/pub/wavelab](http://playfair.stanford.edu/pub/wavelab).

Annexe D

Neural Classification of Lamb Wave Ultrasonic Weld Testing Signals Using Wavelet Coefficients

S. Legendre, D. Massicotte and J. Goyette

soumis à

IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement

Janvier 2000

Neural Classification of Lamb Wave Ultrasonic Weld Testing Signals Using Wavelet Coefficients

Sylvie Legendre, Student Member, IEEE, Daniel Massicotte, Member, IEEE
and Jacques Goyette

Abstract - This paper presents an ultrasonic non-destructive weld testing method based on the wavelet transform of inspection signals and their classification by a neural network. The use of Lamb waves generated by an Electromagnetic Acoustic Transducer (EMAT) as a probe allows us to test metallic welds. In this work, the case of an aluminum weld is treated. We explain how we proceed to do the feature extraction by using a method of analysis based on the wavelet transform of the ultrasonic testing signals; we propose a classification process of the features based on a neural classifier to interpret the results in terms of weld quality. The aim of this complete process of analysis and classification of the testing ultrasonic signals is to lead to an automated system of weld or structure testing. Results of real-world ultrasonic Lamb wave signal analysis and classification for an aluminum weld are presented; these demonstrate the feasibility and efficiency of the proposed method.

Keywords: Wavelet Transform, NDT, Ultrasonic Lamb-Wave, Neural Network, Signal Processing

1. INTRODUCTION

The problem of weld non destructive testing (NDT) is fundamental given the fact that the welds are more prone to have defects than any other parts of a structure [1]. This paper presents a non-destructive testing (NDT) method for welds, providing information on their integrity by classifying detected welding defaults.

Our testing method uses ultrasonic Lamb waves [2] as a probe; signals are collected in a pulse/echo mode to facilitate the inspection process by working with only one ultrasonic transducer. The propagation of an ultrasonic signal through a weld and its resultant echo signal give information which consists mainly of amplitude peak changes and propagation mode conversions. The main advantage of Lamb waves comes from the fact that they permit a surface inspection of structures, including welds: a given surface can, in general, be inspected more quickly by using Lamb waves instead of bulk-waves. Indeed, conventional NDT methods based on *b-scan* or *c-scan* require a matrix inspection, as a consequence, the quality and the speed of inspection are inevitably linked with the sampling resolution [3]. Both of these criteria could be significantly improved with a surface inspection technique. The metallic nature of the aluminum tested plates allows us to use an ElectroMagnetic Acoustic Transducer (EMAT) to generate the Lamb waves [4]. In order to extract the information pertaining to the weld quality from the reflected

This project was made possible by the support of Fonds des Priorités Gouvernementales en Sciences et Technologies (FPGST), Québec.

The authors are with the Hydrogen Research Institute, Université du Québec à Trois-Rivières, C.P.500, Trois-Rivières, Québec, Canada, G9A 5H7. Phone: 1-(819)-376-5108, FAX : 1-(819)-376-5164.

E-mail: {Sylvie_Legendre, Daniel_Massicotte, Jacques_Goyette, Tapan_Bose}@uqtr.quebec.ca

Lamb wave signal, we use an analysis method based on a wavelet transform (WT) [5], [12]. One of the advantages of a WT-based method of analysis is the ability of data compression which allows one to use a restricted number of wavelet coefficients to represent an analyzed signal. This result is based on the preponderant discriminating power of these main coefficients which constitute a set of discriminating parameters that can be used to produce some features characterizing the analyzed signal. In this paper, the process of classification is done by using as input the feature sets associated with ultrasonic inspection signals and the classes to which these signals belong. In this work, several typical classes are defined to test the weld quality in a realistic mechanical point of view since our final objective is to develop a NDT application that could be used to inspect some metallic high pressure reservoirs. An artificial neural network (ANN) classifier was chosen due to its good ability of classification, especially in the case of a non linear process [6],[7]. A comprehensive study of ultrasonic Lamb waves weld testing using ANN classification has already been proposed by Todd and Challis [8] where Fourier transform (FT) signal representations are used to train an ANN that recognizes different types of epoxy bonded aluminum T-joint. However, the FT signal representation does not allow to take into account any temporal information, as result the classification process is only based on the frequency characteristics of the ultrasonic signals. A WT signal representation avoids this drawback by keeping the both temporal and frequency signal representation.

The next section will describe the experimental set-up used to generate Lamb waves in aluminum welded plates. The algorithm used to compute the wavelet transform is described in Section 3. The main concern of Section 4 is the classification using an ANN to interpret the discriminating parameters. Experimental results of the proposed weld NDT method are shown in Section 5. Finally, we will conclude in the last section.

2. EXPERIMENTAL SYSTEM AND NDT SIGNALS

The proposed aluminum weld NDT method is evaluated on aluminum welded plates where welding defects have been purposely created. In this work, we consider that these defects define five classes of weld quality: four are characterized by the shape of the welding belt which can be described with three geometric parameters: - weld cusp depth p_1 , - tail depth p_2 , and - tail weld thickness q ; while the last class is the case of porous weld. These parameters are illustrated in Figure 1. The necessity of having a fluid acting as a coupling medium between the studied structures and a piezoelectric transducer makes it quite difficult to get reproducible signals, that's why

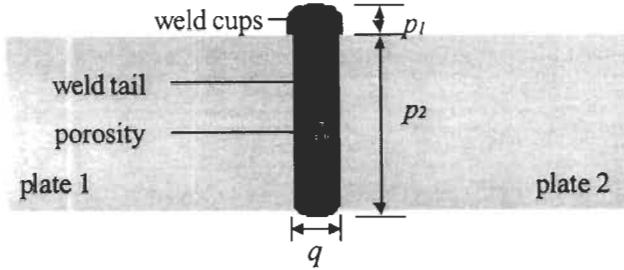


Figure 1: Aluminum weld and geometric parameters of characterization.

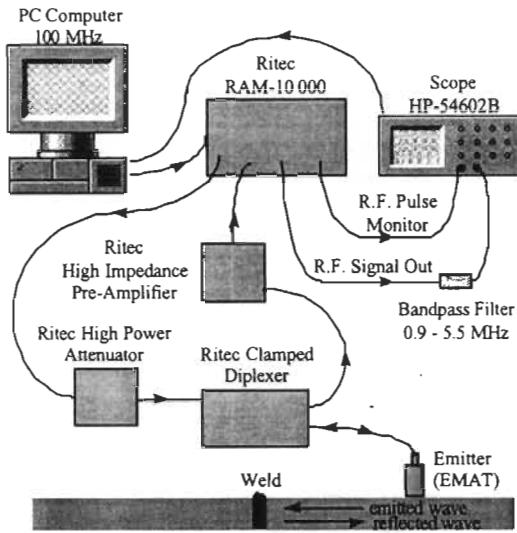


Figure 2: Experimental NDT system using an EMAT.

we use an EMAT (Electro Magnetic Acoustic Transducer) [4] to generate the Lamb waves. Basically, EMATs can launch elastic waves that are excited by the magnetic forces produced by a distribution of induced or Foucault currents inside the metallic structure. The main drawbacks coming from using EMATs are the small amplitudes of the generated signals and the very large sensitivity of the transducers to the surrounding electrical noise; mainly the electronic and magnetic noise inherent with an automated process and that can be generated by motors, computer monitor, instrumentation, etc... Our test bench is shown in Figure 2. It consists of one 1.5 MHz Lamb wave EMAT (Tektrend International Inc.) that acts like an emitter/receiver, a RITEC exciting source, a digitizing oscilloscope able to perform averaging and a 0.9MHz-5.5MHz band-pass filter amplifier. According to the reference sheet of the manufacturer, the used EMAT can generate only three propagation modes: s_0 , s_0 and s_1 , this limitation makes flaw detection easier by avoiding too many propagation mode overlaps [3]. Having in mind the relatively complex shape of high pressure reservoirs, we use the pulse-echo method to inspect the plates; this method avoids the need of taking into account the intricate coupling with another transducer. The signal is digitized at a frequency of 20MHz (HP-54602B). By choosing a 1.5 MHz excitation frequency and a temporal window, the s_0 mode first reflection echo can be isolated and analyzed, an example of an analyzed signal is

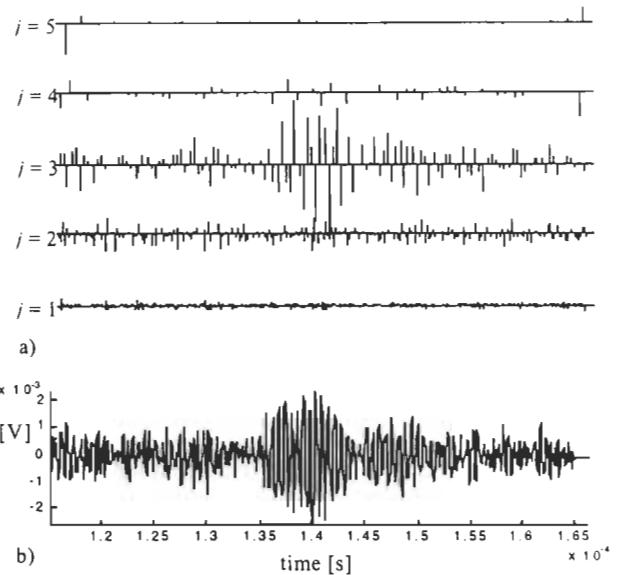


Figure 3: a) Wavelet coefficients of an ultrasonic signal and b) the original ultrasonic signal.

given in Figure 3b. The size and position of the window are determined according to the Lamb wave dispersion curves [2] of aluminum.

3. NDT SIGNAL ANALYSIS USING A WAVELET TRANSFORM

The main goal of the analysis of the reflected signal received by the EMAT is to obtain information about the weld quality. One must take into account that mechanical defects that do not have the same impact in term of mechanical resistance can be translated quite similarly in terms of ultrasonic propagation signal: for example, a reflected signal of large amplitude can be created by both a thicker welding belt or the lack of weld. From the point of view of an ultrasonic propagating signal, a weld is seen as a medium change that eventually induces propagation mode conversion, amplitude peak attenuation, dispersion effects [9]. Those changes contain the information on the weld quality and in order to extract the information from signals, one has to analyze the received signal which has been reflected on the weld. If the signal is very noisy, the peak associated with the main reflection and the information it contains will certainly be buried in a signal having several frequency components. In this case a meaningful Fourier transform analysis could be difficult to perform especially if there is a shifting of the peak frequency. In a paper by Todd and Challis [8], an interesting method of FT signal representations classification using ANNs is proposed to discriminate against this problem, nevertheless the ANN classifier complexity in terms of topology and training process time is significant. On the other hand, an analysis method based on the wavelet transform allows us to make a time-frequency analysis. Moreover, due to its ability to adapt the

window size of the processed signal [10], one can easily separate information and noise without needing a complex windowing step, as it would be required by Fourier analysis for example.

The wavelet transform of the ultrasonic signals is computed by using a fast orthogonal wavelet transform algorithm described in [5] and implemented in *WaveLab* [11]. More details on the basic theory of the wavelet transform are provided in [12]. The used algorithm is based on the filter bank theory in which a discrete signal $f(n)$ ($n=1,2,\dots,N$ with $N=2^J$) is decomposed in two signals, $a(n)$ and $d(n)$, of half its size using filtering and subsampling procedure [5]. We denote the approximation of $f(n)$ at the scale 2^j ($j=1,\dots,J$) by the column vector \mathbf{d}_j . The wavelet representation of $f(n)$, vector \mathbf{Wf} , consists of a concatenation of all these approximations:

$$\mathbf{Wf} = [\mathbf{a}_J^T \ \mathbf{d}_J^T \ \mathbf{d}_{J-1}^T \cdots \mathbf{d}_2^T \ \mathbf{d}_1^T]^T, \dim(\mathbf{Wf}) = 1 \times N \quad (1)$$

with $\dim(\mathbf{a}_j) = 1 \times N/2^j$ and $\dim(\mathbf{d}_j) = 1 \times N/2^j$ for $j=1,2,\dots,J$.

A Coifman wavelet is used as mother wavelet because its shape is close to the shape of the peak to detect in an ultrasonic signal [10]. An example of the orthogonal wavelet transform of an ultrasonic Lamb-wave signal is given in Figure 3.

One of the advantages of a WT-based method of analysis is the ability of data compression which allows one to use a restricted number of wavelet coefficients to characterize the ultrasonic echo signals produced by a reflection from the weld. This result is based on the preponderant discriminating power of these main coefficients which constitute a set of discriminating parameters. Once processed, these discriminating parameters produce a set of features which characterizes the signal. Two important assumptions allow us to limit the number of wavelet coefficients to be considered during the features extraction step [12]:

- (i) In a recorded signal, one can consider the highest frequency components as representing the noise. As a result, the corresponding wavelet coefficients can be ignored.
- (ii) The wavelet coefficients representing the lowest frequency components of the signal are not significant in the analysis.

In the wavelet representation of a signal, \mathbf{Wf} , the simplifications induced by taking both of these assumptions into account are done by a procedure of wavelet coefficients elimination called pruning procedure [10], [12]. As a result, a limited number of signal approximations are kept, the following processing step consists in selecting coefficients in each kept approximation \mathbf{d}_j at the scale 2^j for $H \leq j \leq L$, where H and L are the high frequency and the low frequency cutting thresholds respectively resulting from the pruning procedure. In addition, we assume that the signal features consist of a limited number of largest modulus wavelet coefficients in each approximation. Thus, a simple selection procedure which sets to zero the wavelet coefficients that are not taken into account, allows us to complete the preponderant coefficient extraction step [12]. We note M_j the number of

selected coefficients in the approximation \mathbf{d}_j at scale 2^j and $\tilde{\mathbf{d}}_j$ the resulting vector.

4. FEATURES CLASSIFICATION USING AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

The process of classification is done by using the features associated with the ultrasonic inspection signals and the weld quality classes to which these signals belong. In this work, five classes are defined to qualify the weld. The classifier is based on a multilayered ANN, trained by selected feature sets that are chosen to be ideally representative of each signal class.

Once the best discriminating wavelet coefficient selection process is completed, sets of some nonzero wavelet coefficients belonging to one or several approximations \mathbf{d}_j at the scale 2^j for $H \leq j \leq L$ are created. In [13], we proposed to use directly the selected wavelet coefficient sets as feature sets to be inputs to the neural classifier. In that case, the features are wavelet coefficients and the ANN inputs coding process consists in extracting a consecutive P -points subvector of $\tilde{\mathbf{d}}_3$, where P is determined in an empirical way. This approach is based on the fact that the nonzero elements in vector $\tilde{\mathbf{d}}_3$ characterizing a reflected signal are concentrated in a confined spatial location in the case of a large echo; this method remains appropriate due the narrow shape of the detected peak in the initial ultrasonic signal. This approach has been shown to be very efficient in a simple case of three types of weld quality classification [13]. In a more complex case involving several classes, this method gives classification results showing a higher level of bad classifications; another feature determination method, based on previous work [12] has therefore been chosen. This procedure is based on the assumption that the nature of the weld acts directly on the reflected signal shape, this allows us to define two morphological parameters of the signal: amplitude and width of the reflected peak. These parameters are well translated in the wavelet transform of the analyzed signal by the spatial locations of the discriminating wavelet coefficients and their modulus. As a consequence, we can assume that the information on the weld quality is contained in the two parameters - spatial dispersion and mean amplitude of the discriminating wavelet coefficients - of each kept level of WT-approximation \mathbf{d}_j for $H \leq j \leq L$. Once determined, these parameters are used by the neural network to classify the inspected weld.

The four steps of feature extraction in an ultrasonic signal are:

1. Computation of $\tilde{\mathbf{d}}_j$ for $H \leq j \leq L$ by application of both the pruning and selection procedures on the signal wavelet transform [12].
2. Computation of the standard deviation σ_j , for $H \leq j \leq L$, of the spatial locations of the M_j non-zero wavelet coefficients in $\tilde{\mathbf{d}}_j$.

3. Computation of the mean amplitude, $\alpha_j = \overline{|\tilde{d}_j|}$, for $H \leq j \leq L$, of the M_j non-zero wavelet coefficients in \tilde{d}_j .

4. Production of the normalized feature vector defined by

$$\mathbf{x} = [\sigma_H, \alpha_H, \sigma_{H+1}, \alpha_{H+1}, \dots, \sigma_j, \alpha_j, \dots, \sigma_{L-1}, \alpha_{L-1}, \dots, \sigma_L, \alpha_L]^T, \quad (2)$$

$$\text{with } \sigma_j = \frac{\sigma_j}{s_\sigma} \text{ and } \alpha_j = \frac{\alpha_j}{s_\alpha} \text{ and where the apostrophe}$$

indicates that a normalizing process has been applied. The normalizing factor of the dispersion parameters, s_σ , is defined as the maximum standard deviation computed in the absence of a reflected peak. The normalizing factor of the mean amplitude, s_α , is defined as the largest wavelet coefficient modulus calculated for a complete reflection of the emitted signal, on the edge of a plate for example.

For each feature set representing a signal reflected on the weld, a corresponding class is associated. The feature set, vector \mathbf{x} is the ANN inputs and the corresponding class, once coded, constitutes the ANN outputs. If the number of classes is N_C , then the ANN has N_C outputs which produce a binary code of each class:

$$\mathbf{y} = \begin{cases} [+1, -1, \dots, -1]^T & \text{for the first class} \\ [-1, +1, \dots, -1]^T & \text{for the second class} \\ \vdots & \vdots \\ [-1, -1, \dots, +1]^T & \text{for the } N_C \text{ class} \end{cases} \quad (3)$$

where $\dim(\mathbf{y})=1 \times N_C$. The signal class is then obtained by detecting the highest modulus output of the ANN; its index indicates the number of the class. We note \mathbf{y}_k the output vector associated to the input vector \mathbf{x}_k , $k=1, 2, \dots, K$ with K the number of NDT signals.

Once both coding processes are completed, a set of K input/output pairs $\{\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k\}$ which is the reference data set

$D = \{\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k \mid k=1, 2, \dots, K\}$ is available. This data set is divided in three subsets:

- (i) $D^{train} = \{\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k \mid k=1, 2, \dots, K^{train}\}$ is used to perform the ANN training which consists on the determination of the ANN running parameters, i.e., the ANN connection weights.
- (ii) $D^{test} = \{\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k \mid k=1, 2, \dots, K^{test}\}$ is used during the ANN training process to test on-line the capacity and quality of generalization on unknown data of the trained ANN.
- (iii) $D^{val} = \{\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k \mid k=1, 2, \dots, K^{val}\}$ is used to validate off-line the classification ability and quality of the ANN once the training process has been completed.

During the training step and by using the test data set, D^{test} , we optimize the ANN parameters - number of hidden layers, number of neurons in each layer, the decision function type and the connection weights - to improve its generalization capacity. To sum up the proposed methodology previously

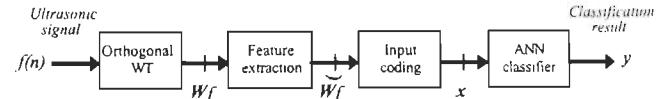


Figure 4: Complete process of ultrasonic signal analysis and classification.

developed, the complete process of ultrasonic signal analysis and classification is schematized in the Figure 4.

5. EXPERIMENTAL RESULTS ON ALUMINUM WELDS

Classification results have been obtained on two different sets, D_1 and D_2 , of weld testing signals taken on six welded aluminum plates. The size of each plate is $610 \times 153 \times 1.5 \text{ mm}^3$. These plates have been welded by the Centre de Métallurgie du Québec, and are representative of five kinds of aluminum welds: - regular weld belt (class #1), - thicker weld belt (class #2), - excessively large belt (class #3), - presence of porosity (class #4), and - incomplete or lack of weld (class #5). The geometric parameters required to characterize each class are given in the Table 1.

The experimental data sets, consisting of $K_1=122$ and $K_2=64$ NDT signals respectively, have been taken during two different measurement sessions, keeping the same set up. To perform the analysis and feature extraction processes, only the approximation d_3 ($H=L=3$) was taken into account and, considering that the size of the original ultrasonic signal is $N=1024$, $\dim(d_3)=128$. Even by keeping only four wavelet coefficients and setting the others to zero ($M_3=4$), we can be sure that the resulting vector \tilde{d}_3 is a good representation of the initial ultrasonic signal in the time-frequency domain. The two element vector $\mathbf{x} = [\sigma_3, \alpha_3]^T$ represents the ANN inputs.

The normalizing factors are $s_\sigma=57$ and $s_\alpha=6.5 \times 10^{-4}$ respectively. An example of the ANN input coding process is shown in Figure 5.

The training and testing processes were made using the first set with $K^{train}=20$ and $K^{test}=81$, the corresponding ANN input data and the associated classes are presented in Figure 6. The validation step was made with all the available data not included in the training and testing sets, for the first set it

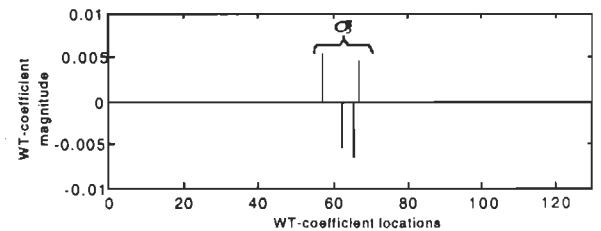


Figure 5: Feature extraction in \tilde{d}_3 of the ultrasonic signal of Fig. 2b once both the pruning and selection procedures have been applied with $H=L=3$ and $M_3=4$, producing the associated ANN input vector $\mathbf{x}=[0.0762, 0.2587]^T$.

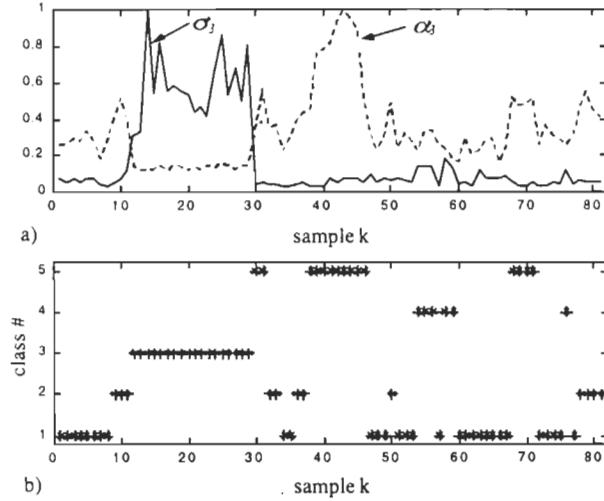


Figure 6: a) Testing ANN input data D_1^{test} and b) corresponding classes: 1 - regular belt; 2 - thicker belt; 3 - excessively large belt; 4 - porosity; 5 - lack of weld.

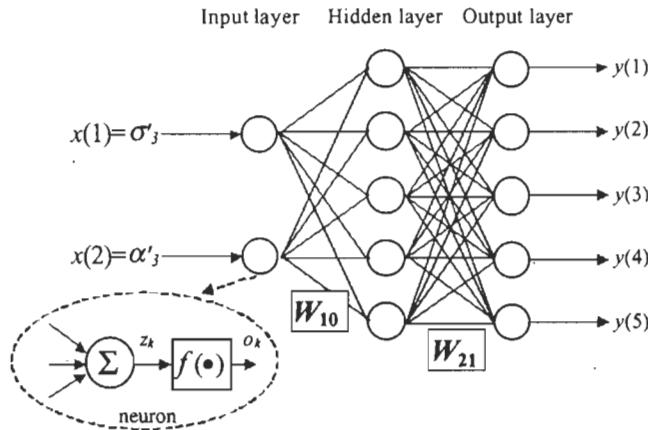


Figure 7: The ANN topology used to perform the aluminum weld testing signal classification, with W_{01} and W_{21} the connection weights matrices and f the decision function.

consists of D_1^{val} with $D_1^{val} \cup D_1^{train} \cup D_1^{test} = D_1$ and $K_1^{val} = 41$; for the second set, we use all data of D_2 and $D_2^{val} = D_2$ with $K_2^{val} = 64$.

The topology of the ANN was - a three multilayer ANN with 2 inputs, 5 neurons on the hidden layer and 5 output neurons; and an hyperbolic tangent activation function was put on each neural unit, as illustrated in Figure 7. The number of neurons in the hidden layer has been determined by simulations, only the optimal ANN topology in term of generation (recognition) ability has been retained in the present work. The training process was performed in MATLAB™ using a backpropagation error Levenberg-Marquardt algorithm. The initial connection weights between two neurons are randomly selected. The convergence values, i.e. the learning mean-squared errors (MSE), obtained for both training and

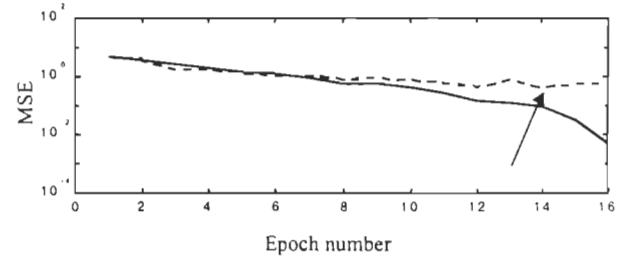


Figure 8: Example of training (continuous line) and generalization (dashed line) curves.

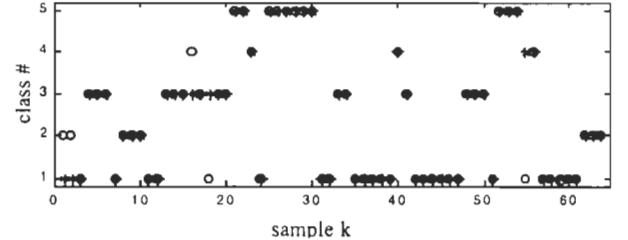


Figure 9: Classification results on D_2^{val} : desired (*) and obtained (o) classes.

generalization are low enough to insure good results of classification on the validation data. An example of training and generalization curves is shown in Figure 8. The optimum ANN parameters - connection weights - are obtained at the generalization curve minimum which is indicated by an arrow on the figure. It is important to note the low number of training epochs - 15 iterations - providing a quick ANN training process. The results of classification for each data subsets are given in the Table 2. The case of an indetermination is generated when two or more ANN outputs result in values too close to each other, making it impossible to determine the resulting class. In general, this happens when there is an uncertainty on the exact weld quality class in which the signal belongs. Figure 9 shows the classification results produced at the trained ANN outputs for all 64 pairs $\{x_k, y_k\}$ of D_2^{val} .

As a final result, the rate of good classification is higher than 90% on the all 122 ultrasonic NDT signals of the first data set D_1 , that includes the training and testing data used to train and optimize the ANN. For the 64 signals of the second set, D_2^{val} , the rate of good classification is about 92%.

6. DISCUSSION AND CONCLUSIONS

In this paper, we have presented a signal processing method dedicated to the interpretation of non destructive weld testing Lamb-wave ultrasonic signals. This method is based on a complete process of signal analysis and interpretation, including: signal preprocessing - signal analysis and features extraction - features classification - results presentation. We combine together the wavelet transform and the neural networks; two advanced methods of signal processing that are

Table 1: Geometric parameters of each weld quality class where the symbol \forall indicates any value.

Class #	p_1 [mm]	p_2 [mm]	q [mm]
1	≤ 1	> 2	≤ 1.5
2	> 1	> 2	≤ 1.5
3	≤ 1	> 2	> 1.5
4	\forall	\forall	\forall
5	\forall	≤ 2	≤ 1.5

Table 2: Results of classification for five weld quality classes.

Data set	# of data	Good classification		Bad classification		Indetermination	
		#	%	#	%	#	%
D^{train}	20	20	100	0	0	0	0
D^{test}	81	77	95	2	2.5	2	2.5
D_1^{val}	41	34	83	3	7.3	4	9.7
D_2^{val}	64	59	92	3	4.7	2	3.3

particularly well-suited for that kind of signal processing problem. The wavelet transform is used to extract some information in the raw ultrasonic signals and the resulting wavelet coefficients generate the signal features. A neural classifier allows one to associate the resulting feature set characterizing each signal to a weld quality class, exploiting its ability to model relatively complex systems. The results of classification, obtained on real-world NDT signals, are very promising and prove the efficiency of the proposed method. For a total number of 186 NDT ultrasonic signals, one can expect a rate of good classification of 90%, and moreover, the last 10 percents include about 4% of indeterminations that are possibly good classification results. It is to be remarked that, in practical applications where each signal is processed on line during weld testing, it is always possible to devise a procedure for dealing with misclassifications. For example, a simple solution would consist in decreasing the step by which the transducer is moved in order to examine more closely the area where an indetermination or a suspected bad classification has been produced by the classifier. If this rate of good recognition appears to be a little bit low, one has to consider the extremely low complexity of the ANN in terms of size and training process, providing a very useful classification tool. In an other point of view, it is certain that a better comprehension of the physical interaction between the Lamb waves and the weld will help us to precise the relationship between the wavelet coefficients neural classification and the physical characteristics of the weld itself. One can expect that such information could improve the weld recognition quality. This will be one of our future interests.

Finally, we want to point out that the use of advanced signal processing techniques, wavelet transform and neural networks, is justified by their ability to be integrated in specialized processors in Very Large Scale Integration (VLSI) technology

(e.g. DSP, ASIC, FPGA) providing very efficient real time processing systems and miniaturization. The integration of the complete process of NDE signal analysis and classification will lead to a fast automated portable system of weld or structure testing.

ACKNOWLEDGEMENTS

The authors thank Djamel Zéllouf, Hydrogen Research Institute for his help in taking experimental data and Tektrend International Inc. for loaning us some equipments (EMAT and preamplifier). The financial help of Ministère de l'Industrie et du Commerce of the Québec government given to us through the Fonds des Priorités Gouvernementales en Sciences et Technologies is gratefully acknowledged.

REFERENCES

- [1] C. Hayes, "The ABC's of Nondestructive Weld Examination", *Welding Journal*, The American Welding Society, May 1997.
- [2] I. Viktorov, *Rayleigh and Lamb waves: physical theory and applications*, Plenum Press, 1967.
- [3] D.N. Alleyne, P. Cawley, "Long Range Propagation of Lamb Waves in Chemical Plant Pipework", *Materials Evaluation*, pp. 504-508, April 1997.
- [4] B.W. Maxfield, C.M. Fortunko, "The Design and Use of Electromagnetic Acoustic Wave transducers (EMATs)", *Materials Evaluation*, VOL. 41, pp. 1399-1408, Nov. 1993.
- [5] S. Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing*, Academic Press, 1998.
- [6] S. Haykin, *Neural Networks: a Comprehensive Foundation*, PrenticeHall, 1999.
- [7] N. Hazarika, J.Z. Chen, A.C. Tsoi, A. Sergejew, "Classification of EEG signals using the Wavelet Transform", *Signal Processing*, Vol. 59, pp. 61-72, 1997.
- [8] P.C.D. Todd and R.E. Challis, "Quantitative Classification of Adhesive Bondlines Using Lamb Waves and Artificial Neural Networks", *IEEE Trans. on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, Vol. 46, pp. 176-181, 1999.
- [9] J. Blitz, "Fundamentals of ultrasonics", second edition, Butterworths, London, 1967.
- [10] A. Abbate, J. Koay, J. Frankel, S.C. Schoeder, P. Das, "Signal Detection and Noise Suppression Using a Wavelet Transform Signal Processor: Application to Ultrasonic Flaw Detection", *IEEE on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, Vol. 44, No. 1., pp. 14-27, Jan 1997.
- [11] J. Buckheit, S. Chen, D. Donoho, I. Johnstone, J. Scargle, *WaveLab Reference Manual Version 0.700*, Dec. 1995. <ftp://playfair.stanford.edu/pub/wavelab>.
- [12] S. Legendre, D. Massicotte, J. Goyette and T. K. Bose, "Wavelet-Transform-Based Method of Analysis for Lamb-Wave Ultrasonic NDE Signals", *1999 IEEE Instrumentation & Measurement Technology Conference Proceedings (IMTC'99)*, Italy, pp. 860-865, May 1999.
- [13] S. Legendre, D. Massicotte, J. Goyette, "Ultrasonic Aluminum Weld Testing Method Based on the Wavelet Transform and a Neural Classifier", *1999 Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering Proceedings (CCECE'99)*, Edmonton, pp. 761-765, May 1999.

Sylvie Legendre

Daniel Massicotte

Jacques Goyette