

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**  
**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE**  
**SCIENTIFIQUE**

**UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE**  
**HOUARI BOUMEDIENE**

***FACULTE D'ELECTRONIQUE ET D'INFORMATIQUE***



## **THESE**

Présentée pour l'obtention du grade de

## **DOCTORAT**

En ELECTRONIQUE

*Spécialité : Communication parlée*

Par MERAZI Epse MEKSEN Thouraya

Sujet :

**CARACTERISATION AUTOMATIQUE DE DEFAUTS EN  
CONTROLE NON DESTRUCTIF PAR ANALYSE DE  
SIGNAUX ULTRASONORES DIFFRACTES**

Soutenue publiquement le 16 Novembre 2011, devant le jury constitué de:

M. H. DJELOUAH	Professeur à l'USTHB	Président
Mme. M. BOUDRAA	Professeur à l'USTHB	Directrice de Thèse
Mme. L. HAMAMI	Professeur à L'ENP	Examinatrice
M. A. GUESSOUM	Professeur à l'Université de Blida	Examineur
M. Y. REMRAM	Maître de conférences/A à l'USTHB	Examineur
M. M. ZERGOUG	Directeur de recherche au CSC	Examineur
M. R. DRAI	Directeur de recherche au CSC	Invité

## ***REMERCIEMENTS***

Je tiens en premier, à exprimer toute ma gratitude à Madame Malika Boudraa pour m'avoir dirigé, aidé et encouragé dans le déroulement de cette thèse. Ses conseils, sa disponibilité et sa patience infinie, m'ont permis de progresser dans la sérénité et d'améliorer ma démarche scientifique.

Je tiens également à remercier Monsieur Bachir Boudraa qui m'a accueillie dans son équipe de recherche au laboratoire de Communication Parlée et Traitement du Signal et qui, à plusieurs reprises, a pu m'aider et me conseiller notamment dans la rédaction de cette thèse.

J'adresse mes plus vifs remerciements à Monsieur Redouane Draï, chef du laboratoire de traitement du signal et de l'image (LTSI) du Centre de Soudage et de Contrôle (CSC) qui m'a fourni tous les signaux utilisés, résultats de mesures spécialement réalisées pour ce travail, avec le précieux concours de M. Rafik Hakimi. J'aurais souhaité nommer un par un tout le personnel du CSC pour leur dire ma reconnaissance d'avoir toujours laissé, grandes ouvertes pour moi, les portes des laboratoires et de la documentation.

Je remercie sincèrement mon amie Akila Kemmouche pour son soutien moral et ses encouragements dans les moments difficiles.

Je voudrais dire toute ma reconnaissance à Monsieur Hakim Djelouah de m'avoir fait l'honneur de présider le jury d'examination ainsi que Madame Latifa Hamami, M. Abderrazak Gessoum, M. Youcef Remram et M. Mourad Zergoug d'avoir bien voulu examiner ce document et d'être présents lors de la soutenance de cette thèse.

Je tiens enfin à exprimer ma gratitude à tous mes proches, pour leur patience et leur disponibilité.

## ***SOMMAIRE***

Résumé .....	7
Abstract.....	8
<b><i>LISTE DES ABREVIATIONS</i></b> .....	9
<b><i>LISTE DES FIGURES</i></b> .....	10
<b><i>INTRODUCTION GENERALE</i></b> .....	14
1. Positionnement du problème .....	15
2. Objectifs poursuivis.....	16
3. Organisation du document.....	18
<b><i>Chapitre1:</i></b> <b><i>CONTROLE NON DESTRUCTIF PAR ULTRASONS</i></b> .....	20
1. Introduction .....	20
2. Historique.....	20
3. Les ondes ultrasonores .....	21
3.1 Production des ondes ultrasonores .....	21
3.2 Paramètres influençant un contrôle ultrasonore.....	21
3.3 Loi de Snell Descartes.....	23
4. Méthodes classiques de contrôle.....	25
4.1 La méthode par transmission .....	25
4.2 La méthode impulse-écho .....	25
5. Représentation des données ultrasonores.....	26
5.1 Représentation A-scan .....	26
5.2 Représentation B-Scan.....	27
5.3 Représentation C-Scan.....	27
5.4 Représentation D-Scan.....	28
5.5 Représentation TOFD .....	28
5.6 Résolutions spatiale et temporelle.....	29

6.	Acquisition automatique des données ultrasonores.....	30
7.	Types de défauts .....	30
7.1	Les défauts plans .....	30
7.2	Les défauts volumiques.....	31
8.	Conclusion .....	31

**Chapitre 2:**

**TRAITEMENT DE DONNEES ULTRASONORES .....** 33

1.	Introduction .....	33
2.	Le traitement du signal A-scan.....	34
2.1	Méthodes conventionnelles de traitement du signal ultrasonore .....	34
2.2	Méthodes avancées de traitement du signal ultrasonore .....	34
3.	La technique Split Spectrum Processing .....	35
3.1	Historique.....	35
3.2	Principe de la SSP .....	36
3.3	Méthodes de recombinaison.....	36
3.4	Choix de la largeur de bande du signal .....	37
3.5	Le nombre de filtres passe-bandes .....	38
3.6	Le type de filtres passe bandes.....	38
3.7	Chevauchement des filtres passe-bandes .....	38
4.	Le traitement d'images ultrasonores.....	41
4.1	Définitions.....	41
4.2	Matrices creuses .....	42
4.3	Traitements de bas niveau.....	42
4.4	Traitements de haut niveau .....	46
5.	Conclusion .....	35

**Chapitre 3:**

**INTELLIGENCE ARTIFICIELLE .....** 51

1.	Introduction .....	51
2.	Reconnaissance de formes.....	52
3.	La transformée de Hough.....	52
3.1	Historique.....	52
3.2	Principe général de la Transformée de Hough.....	53
3.3	Mise en œuvre pratique de la transformée de Hough .....	53
3.4	La Transformée de Hough aléatoire.....	54

3.5	Détection de cercles par la transformée de Hough aléatoire.....	55
3.6	Détection de paraboles .....	55
4.	Les réseaux de neurones artificiels.....	56
4.1	Historique.....	56
4.1	Classification par neurone élémentaire .....	56
4.2	Séparation linéaire entre deux classes.....	58
4.3	Le perceptron .....	58
4.4	L'apprentissage .....	59
4.5	Règles d'apprentissage.....	59
4.6	Le perceptron multicouches .....	60
4.7	Cartes Auto Organisées.....	61

**Chapitre 4:**

**DETECTION DE DEFAUTS CIRCULAIRES PAR ANALYSE D'IMAGES C-SCAN..... 64**

1.	Introduction .....	64
2.	Etat de l'art .....	65
3.	Acquisition des données .....	66
4.	Dimensionnement des objets .....	67
5.	Segmentation de l'image .....	68
6.	Partition de graphe.....	69
7.	Application de la transformée de Hough aléatoire.....	69
7.1	Construction de l'espace de Hough .....	70
7.2	Analyse automatique de l'espace de Hough .....	72
7.3	Résultats .....	74
8.	Application de la méthode sur un cas de contrôle réel.....	75
9.	Conclusion.....	77

**Chapitre 5:**

**DETECTION ET RECONNAISSANCE AUTOMATIQUE DE FISSURES DANS UN MATERIAU EPAIS..... 79**

1.	Introduction .....	79
2.	Etat de l'art .....	80
2.1	Cas d'un matériau à faible bruit de structure .....	80
2.2	Cas d'un matériau à fort bruit de structure .....	81
3.	Acquisition des données .....	82
4.	Détection et reconnaissance de fissures dans un matériau à faible bruit de structure .....	84

5.	Application de la transformée de Hough à la détection de paraboles .....	86
6.	Construction de la matrice creuse équivalente .....	87
7.	Détection et reconnaissance de fissures dans un matériau à fort bruit de structure .....	88
7.1	Description de la méthode.....	89
7.2	Synthèse de l'image TOFD fortement bruitée .....	89
7.3	Construction de la matrice creuse .....	90
8.	Conclusion .....	94
<b>Chapitre 6:</b>		
<b>CARACTERISATION DE DEFAUTS DANS UN CORDON DE SOUDURE.....</b>		<b>100</b>
1.	Introduction .....	100
2.	Etat de l'art .....	100
3.	Acquisition des données ultrasonores .....	98
4.	Prétraitements .....	98
4.1	Filtrage du signal A-scan .....	103
4.2	Normalisation.....	104
5.	Classification.....	106
6.	Conclusion.....	107
 <b>CONCLUSION ET PERSPECTIVES.....</b>		<b>106</b>
 <b>REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES .....</b>		<b>108</b>
 <b>ANNEXE .....</b>		<b>117</b>

## Résumé

Ce travail est une exploitation de techniques d'intelligence artificielle dans le domaine du contrôle non destructif par ultrasons. L'objectif consiste à mettre au point des méthodes d'automatisation de la détection et de la caractérisation de défauts présents dans une structure en vue d'apporter une aide à la décision aux opérateurs pour réduire les risques d'erreurs. Des solutions réduisant au maximum les données à traiter ainsi que les espaces mémoires nécessaires sont recherchées dans la perspective d'implantation des traitements sur circuit DSP pour des contrôles en temps réel.

Nous décrivons dans une première partie une exploitation originale de la transformée de Hough (TH), pour la détection d'inclusions en recherchant sur des images de type C-scan, des formes quasi circulaires. Nous montrons qu'une combinaison de la TH et d'une partition de graphe permettra l'automatisation de l'interprétation et donc apportera une aide dans la prise de décision.

Dans une seconde partie, deux approches dans l'automatisation de la caractérisation de fissures par la technique TOFD sont développées. Dans la première nous décrivons les algorithmes que nous avons élaborés pour détecter les sommets des fissures dans le cas d'images à faible bruit de structure tout en réduisant les opérations de traitement et par conséquent du temps nécessaire à l'interprétation. Dans la seconde partie, et dans le cas d'un matériau à fort bruit de structure, nous proposons une méthode originale permettant de s'affranchir de la synthèse de l'image en la remplaçant par une matrice creuse. Cette méthode facilite l'implantation de cette technique sur circuit DSP en vue d'un traitement des données en temps réel. Un perceptron combiné à la méthode dite SSP (Split Spectrum Processing) permet de sélectionner durant les acquisitions uniquement les positions des traducteurs dans les zones contenant un défaut ainsi que la profondeur du défaut. Ces deux paramètres constitueront les coordonnées des éléments de la matrice creuse. Nous montrerons d'une part que les réseaux de Kohonen peuvent être utilisés pour la normalisation de cette matrice si le nombre d'éléments devait être fixé, et d'autre part que la transformée de Hough peut aussi s'appliquer sur ses éléments et automatiser la reconnaissance de fissures dans la structure sous contrôle.

Enfin, pour le cas où le défaut est inclus dans un cordon de soudure, nous décrivons une méthode basée sur un apprentissage non supervisé d'un réseau de neurones pour effectuer une classification des signaux réfléchis par des inclusions, des fissures ou sans signature de défauts. L'originalité de notre approche réside dans l'utilisation des échantillons du signal ultrasonore en entrée du réseau, évitant donc l'extraction de caractéristiques.

## **Abstract**

The objective of this work is to develop a method which allow the automation of the detection and the characterization of defects during an ultrasonic inspection. The goal is to provide a decision-making support to the operators in order to reduce the risks and to minimize the quantity of data to processes minimizing thus the processing time.

The principle of ultrasonic testing consists in emitting the waves in the material and to analyze the reflected or the diffracted one when interacting with a discontinuity.

When large structures are inspected the amount of data produced can be extremely large. Automated data acquisition systems have been developed, and various methods to display data are performed, in particular by images. This allows the use of image processing tools and automation of the interpretation.

This work deals with the automatic detection and characterization of two defects presented in a structure, namely cracks and inclusions. In one hand, we show how the Hough transform can be used on ultrasonic images to recognize circular forms in the case of inclusions analyzing C-Scan images and parabolic forms, analyzing TOFD images to detect cracks. In another hand, we propose an original way to store ultrasonic data. A sparse matrix is built by a combination of a perceptron and the Split Spectrum Processing (SSP) method. Every row of the TOFD image will be replaced by one element only in the zone of interest when the defect is presented. The amount of data to store is reduced in a significant way and the image processing tools can also be applied on its elements to characterize the presented forms.

The first phase of the use of neural networks in a classification of ultrasonic signals produced by defects presented in a weld is presented. We present an original way to normalize the signals in input, and show how an unsupervised learning algorithm allows a self organization of signals reflected by inclusions, cracks, and signals with non defect.

## *LISTE DES ABREVIATIONS*

- A-scan : Amplitude scanning
- B-scan : Brightness Scanning
- C-scan : Cartography Scanning
- CAO: Cartes Auto Organisatrices
- CND: Contrôle Non Destructif
- DSP: Digital Signal Processing
- FFT: Fast Fourier Transform
- FPGA: Field Programmable Gate Array
- GPIB: General Purpose Interface Bus
- IA: Intelligence Artificielle
- SSP: Split Spectrum Processing
- TFD: Transformée de Fourier Discrète
- TH: Transformée de Hough
- THA: Transformée de Hough Aléatoire
- TOFD: Time Of Flight Diffraction

Les vecteurs sont représentés en caractères gras.

Les caractères minuscules désignent les représentations temporelles des signaux.

Les majuscules désignent les représentations fréquentielles des signaux

## **LISTE DES FIGURES**

<i>Figure 1.1: Angles de réflexion et de réfraction d'une onde incidente. En pointillés les ondes du mode différent de l'onde incidente..</i>	22
<i>Figure 1.2: 1) Onde incidente, 2)Onde réfléchie ,3)Onde réfractée, 4) Onde diffractée.</i>	23
<i>Figure 1.3 : Inversion de polarité entre deux échos.</i>	23
<i>Figure 1.4: Synoptique d'une chaîne de contrôle par ultrasons.</i>	24
<i>Figure 1.5: Principe de la méthode impulsion-écho en immersion.</i>	25
<i>Figure 1.6: Exemple de signal A-scan.</i>	25
<i>Figure 1.7: Déplacements des traducteurs pour la synthèse d'une image B-scan.</i>	26
<i>Figure 1.8: Exemple d'image B-Scan. Les zones blanches correspondent aux alternances positives des signaux, les zones noires aux alternances négatives et grises au bruit</i>	27
<i>Figure 1.9: Déplacements des traducteurs pour la synthèse d'une image C-scan.</i>	27
<i>Figure 1.10: Principe de la technique TOFD.</i>	28
<i>Figure 1.11 : Dispositif d'un contrôle automatique par ultrasons.</i>	29
<i>Figure 2.1: Principe du filtrage par la technique SSP.</i>	36
<i>Figure 2.2: Exemple de signal A-scan fortement bruité.</i>	39
<i>Figure 2.3: Résultat du filtrage par la technique de minimisation.</i>	39
<i>Figure 2.4: Signal filtré par la SSP utilisant la technique somme des puissances au carré.</i>	39
<i>Figure 2.5: Signal filtré par la SSP utilisant la technique somme des puissances</i>	40
<i>Figure 2.6: Résultat du filtrage par la méthode de multiplication de fréquences.</i>	40
<i>Figure 2.7: Exemple d'image ultrasonore de type C-Scan.</i>	41
<i>Figure 2.8: Exemple de matrice creuse et des vecteurs la représentant:</i>	42
<i>Figure 2.9: Exemple d'image C-scan segmentée région.</i>	44
<i>Figure 2.10: Image C-scan segmentée contour.</i>	45
<i>Figure 2.11: a) Image C-scan, b) Spectre de l'image C-scan.</i>	45
<i>Figure 2.12 : a) Annulation des hautes fréquences du spectre, b) Image contour obtenue par Transformée de Fourier inverse</i>	46
<i>Figure 2.13: Exemple d'image C-scan fortement bruitée.</i>	46

<i>Figure 2.14: Histogramme de l'image représentée dans la figure.....</i>	<i>47</i>
<i>Figure 2.15: Image segmentée par seuillage .....</i>	<i>47</i>
<i>Figure 2.16: (a) image binarisée ; (b) image résultat.....</i>	<i>48</i>
<i>Figure 2.17: La seconde fois qu'un pixel non nul est entouré de zéros, la valeur 2 est assignée à sa position sur l'image résultat .....</i>	<i>48</i>
<i>Figure 2.18: Situation entraînant la présence d'un point singulier.....</i>	<i>49</i>
<i>Figure 2.19: Intensités résultantes de la partition de graphe de l'image (a) .....</i>	<i>49</i>
<i>Figure 3.1: Espace de Hough.....</i>	<i>55</i>
<i>Figure.3.2 : Représentation de l'opération de vote. ....</i>	<i>55</i>
<i>Figure 3.3 : Modèle du neurone formel. ....</i>	<i>58</i>
<i>Figure 3.4: Modèle du neurone formel généralisé.....</i>	<i>58</i>
<i>Figure 3.5 : Séparation linéaire de deux classes réalisée par un perceptron.....</i>	<i>60</i>
<i>Figure 3.6: Déplacements d'un groupe de neurones. ....</i>	<i>63</i>
<i>Figure 4.1: Pièce expérimentale comportant des trous à fonds plats. ....</i>	<i>68</i>
<i>Figure 4.2: Cuve à ultrasons où sont immergés la pièce à contrôler et le traducteur émetteur/récepteur.....</i>	<i>68</i>
<i>Figure 4.3 : Image C-Scan dans laquelle apparaissent des inclusions circulaires. ....</i>	<i>69</i>
<i>Figure 4.4: Principe de la méthode de dimensionnement à -6dB. ....</i>	<i>70</i>
<i>Figure 4.5: Dimensionnement du défaut par la méthode -6dB. ....</i>	<i>70</i>
<i>Figure 4.6: Résultat de la segmentation de l'image C-Scan de la figure 4-3. ....</i>	<i>71</i>
<i>Figure 4.7: Image obtenue par partition de graphe où les pixels de chaque objet sont de même valeur entière.....</i>	<i>72</i>
<i>Figure 4.8: (a) Espace des caractéristiques, (b) Espace des paramètres. Les deux cercles déterminés par les deux tirages en (a) 'votent' pour la même cellule en (b).....</i>	<i>73</i>
<i>Figure 4.9: (a) Espace des caractéristiques, (b) Espace des paramètres. Les deux cercles déterminés par les deux tirages en (a) 'votent' pour des cellules différentes en (b).....</i>	<i>74</i>
<i>Figure 4.10: Représentation en 3D de l'espace de Hough. ....</i>	<i>74</i>
<i>Figure 4.11: Espace de Hough comptant deux pics relatifs à deux objets .....</i>	<i>75</i>
<i>Figure 4.12: Espace de Hough comptant deux pics relatifs à deux objets après partition du graphe.....</i>	<i>76</i>
<i>Figure 4-13: Espace de Hough où apparaissent distinctement les trois pics .....</i>	<i>77</i>
<i>Figure 4.14: Superposition des cercles déduits de l'espace .....</i>	<i>78</i>

<i>Figure 4.15: Image C-scan d'une pièce de Ti-Al contenant des inclusions d'acier. ....</i>	<i>78</i>
<i>Figure 4.16: Espace de Hough correspondant après la partition du graphe. ....</i>	<i>79</i>
<i>Figure 4.17: Espace de Hough résultant du traitement de l'image de la figure 4.13....</i>	<i>80</i>
<i>Figure 5.1: Interaction des ondes ultrasonores avec la génératrice d'un trou. ....</i>	<i>85</i>
<i>Figure 5.2: Bloc comportant trois trous dont les droites génératrices simulent les extrémités de fissures.....</i>	<i>85</i>
<i>Figure 5.3: La cuve à ultrasons, l'oscilloscope et le générateur-récepteur utilisés pour l'acquisition des signaux A-scan.....</i>	<i>86</i>
<i>Figure 5.4: Image TOFD où apparaissent les trois défauts simulés par les trois défauts simulés par les 3 trous de la pièce représentée sur la figure 5.2.....</i>	<i>86</i>
<i>Figure 5.5: Figure 5.5: Directions des ondes se propageant dans le matériau. ....</i>	<i>87</i>
<i>Figure 5.6: Image TOFD segmentée en régions. ....</i>	<i>88</i>
<i>Figure 5.7: Pixels pertinents pour l'application de la TH. ....</i>	<i>88</i>
<i>Figure 5.8: Image TOFD segmenté. A chaque parabole est assigné un nombre entier par la partition du graphe.....</i>	<i>89</i>
<i>Figure 5.9: (a) Superposition des points aléatoirement sélectionnés (étoiles) et la parabole calculée correspondant au maximum de l'espace de Hough, (b) Positions de leurs sommets.....</i>	<i>90</i>
<i>Figure 5.10: Espace de Hough où apparaissent trois les pics correspondants aux 3 fissures .....</i>	<i>90</i>
<i>Figure 5.11: Sélection d'un point sur un signal A-scan.....</i>	<i>91</i>
<i>Figure 5.12: Matrice creuse obtenue par sélection d'un point par signal. ....</i>	<i>91</i>
<i>Figure 5.13: Synoptique comportant les étapes principales de la méthode.....</i>	<i>92</i>
<i>Figure 5.14: (a) signal A-Scan noyé dans du bruit, (b) image TOFD constituée de signaux bruités. ....</i>	<i>93</i>
<i>Figure 5.15: Matrice creuse obtenue au lieu de la figure 15(b). ....</i>	<i>95</i>
<i>Figure 5.16: Espace de Hough résultant correspondant à la matrice creuse. ....</i>	<i>95</i>
<i>Figure 5.17: Auto organisation des poids des neurones en fonction des éléments de la courbe .....</i>	<i>96</i>
<i>Figure 5.18: Organisation des éléments de la matrice. ....</i>	<i>97</i>
<i>Figure 5.19: Détection des objets présents dans la matrice par classification de Kohonen. ....</i>	<i>97</i>

<i>Figure 5.20: Superposition des éléments de la matrice et des points déduits par une organisation automatique précédée d'une partition de graphe. ....</i>	<i>98</i>
<i>Figure 6.1: Bloc expérimental dans lequel un cordon de soudure inclut un défaut. ...</i>	<i>102</i>
<i>Figure 6.2: Signal A-Scan réfléchi par une fissure dans un cordon de soudure.....</i>	<i>102</i>
<i>Figure 6.3: Représentation temporelle du filtre de Hamming.....</i>	<i>104</i>
<i>Figure 6.4: Synoptique de la méthode de classification des signaux.....</i>	<i>105</i>
<i>Figure 6.5: (a) signal filtré par le filtre de Hamming, (b) Spectre du signal (a), (c) Signal normalisé à 200 échantillons et d'amplitude maximum égale à 1 ....</i>	<i>106</i>
<i>Figure 6.6: Architecture du réseau. Les trois neurones <math>K_1, K_2</math> et <math>K_3</math> définissent les trois groupes de signaux à classifier.....</i>	<i>106</i>

# ***INTRODUCTION GENERALE***

## ***INTRODUCTION GENERALE***

### **1. Positionnement du problème**

Les ondes ultrasonores sont utilisées en contrôle non destructif (CND) pour déterminer les caractéristiques internes d'un matériau ou détecter un défaut éventuellement présent dans la structure. L'évaluation consiste à émettre des ondes ultrasonores dans la zone à explorer et à étudier les échos réfléchis, réfractés ou diffusés (Blitz 1996). Des systèmes manuels ont été utilisés avec succès depuis la fin de la seconde guerre mondiale. Ces systèmes utilisent un ou plusieurs traducteurs ultrasonores délivrant des signaux dits A-Scan (Amplitude Scanning) qu'un opérateur doit analyser et interpréter en considérant les caractéristiques du signal (position, amplitude, temps de montée, etc.).

Lorsque de grandes structures sont inspectées, la quantité de données produite peut être trop importante et l'interprétation des résultats de contrôle par ultrasons devient une opération délicate nécessitant un haut degré de technicité de la part des opérateurs. Ceci a entraîné un grand intérêt pour le développement des systèmes automatiques d'acquisition et de traitement des données (Yella 2006, Al-Nuaimy 2005, Swamy 2005, Passi 1995). En plus de l'aide dans les processus de contrôle et de la prise de décision, l'automatisation permet de réaliser des inspections dans des conditions dangereuses, comme dans le cas de milieux où le niveau de radioactivité est élevé, ou de visibilité trop faible (Wu 1994, Naida 1998, Dirauf 1998).

Le développement de la numérisation des signaux ultrasonores, l'accroissement de la capacité des mémoires et de la rapidité des ordinateurs, permettent aujourd'hui de traiter des quantités de données très importantes. Leurs performances graphiques et le développement d'algorithmes ont rendu possible la représentation des données sous forme d'images. En plus de la convivialité dans la représentation des résultats, l'imagerie ultrasonore permet l'automatisation des opérations de détection, de localisation et de dimensionnement des défauts dans beaucoup de situations grâce aux outils classiques de traitement du signal et de l'image. Cependant, dans le cas de matériaux à fort bruit de structure, l'interprétation des signaux et des images peut s'avérer très complexe, en particulier lorsque la détection et la caractérisation reposent

sur l'analyse d'échos diffractés, ces derniers étant souvent confondus avec les échos dus au bruit de structure. Afin d'apporter à l'expert un maximum d'informations utiles pour l'analyse, la nécessité d'un traitement de haut niveau des données s'est alors faite sentir. D'où la tendance actuelle qui tend à automatiser les interprétations des résultats par l'utilisation de logiciels de reconnaissance de formes et d'intelligence artificielle (Baskaran 2004, Chen 2004, Swamy 2005, Webber 2001). La robotisation des essais non destructifs sera aussi un enjeu majeur pour les années à venir, et les concepteurs d'appareils de contrôle sont déjà amenés à s'orienter vers des solutions robotiques mobiles réalisant à la fois les opérations de contrôle et d'interprétation des résultats (Cchatzakos 2007, Dirauf 1998, Martin 2007).

Des travaux sur l'implantation des traitements spécifiques au contrôle non destructif sur des circuits logiques de type DSP (Digital Signal Processing) ou FPGA (Field Programmable Gate Array) ont été réalisés ces dernières années (Loertscher 2000, Weber 2001, Parta 2007). Ces circuits seront incorporés aux appareils de contrôle et permettront 'd'embarquer' des techniques avancées de traitement et d'interprétation et fournir les résultats en temps réel.

## **2. Objectifs poursuivis**

Le présent travail porte sur l'utilisation des technologies en imagerie et systèmes experts afin de localiser et estimer automatiquement les deux principaux types de défauts à savoir, les défauts volumiques tels que les inclusions, et les défauts plans comme les fissures. Nous montrons que des adaptations originales des méthodes appliquées en traitement du signal et de l'image peuvent apporter des solutions efficaces à des problèmes d'expertise automatique des données ultrasonores.

Quatre cas ont été étudiés :

1. La détection automatique d'inclusions par l'analyse d'image C-scan.
2. La détection et la caractérisation de fissures par analyse d'image TOFD (Time Of Flight Diffraction) dans un matériau épais à faible bruit de structure.
3. La détection et la caractérisation de fissures dans un matériau à fort bruit de structure utilisant une technique originale de mémorisation des données.
4. La reconnaissance de défauts dans un cordon de soudure.

La détection d'inclusions est généralement réalisée par l'analyse d'images ultrasonores de type C-scan. Caractérisées par leurs formes quasi circulaires, leur détection et leur localisation reviennent à reconnaître et à dimensionner leurs formes sur l'image. Dans ce travail, nous proposons une exploitation originale de la transformation de Hough (TH), un opérateur utilisé pour la reconnaissance de formes paramétrées (droites, cercles, ellipses...). Cette méthode statistique qui présente l'avantage de détecter les formes même imparfaites ou discontinues, nécessite cependant un nombre très

important d'opérations à effectuer. De plus, l'interprétation des résultats reposant sur l'observation visuelle, son utilisation impose la présence d'un opérateur.

Notre approche consiste à automatiser l'interprétation des résultats après avoir précédé l'application de la TH d'un prétraitement permettant de réduire de façon significative le nombre d'opérations à effectuer (Merazi 2006a).

La détection de fissures est souvent réalisée par analyse d'images de type TOFD (Verkooijen 1995). Leur présence dans un matériau épais entraîne l'apparition de faisceaux de paraboles ayant un axe commun sur ce type d'images, et leur détection peut se faire par la localisation du sommet de la parabole sur l'image. Dans cet objectif, nous développerons deux approches dans l'automatisation de la caractérisation de fissures par la technique TOFD. Dans la première, qui concernera les matériaux à faible bruit de structure, nous décrirons les algorithmes que nous avons élaborés, d'une part pour réduire les opérations de traitement et par conséquent du temps nécessaire à l'interprétation, et d'autre part, pour l'automatisation de la détection (Merazi 2006b). Dans la seconde approche, nous proposerons une méthode originale permettant de s'affranchir de la synthèse de l'image en la remplaçant par une matrice creuse. Les zones d'intérêt (contenant une discontinuité) étant souvent très petites par rapport aux dimensions de la pièce, les signaux ne contenant pas de signatures dues aux discontinuités ne seront pas pris en considération, contrairement à l'image qui représente toutes les acquisitions et tous les échantillons des signaux. Un point unique qui contiendra les informations sur la position du capteur et le temps de vol du signal *défaut* sera mémorisé comme élément de la matrice (Merazi 2010). En minimisant ainsi de façon significative la quantité de données, les temps de traitement et les mémoires nécessaires seront réduits de façon significative et l'implantation de cette technique sur un circuit DSP en vue d'un traitement des données en temps réel sera facilitée. Dans cette approche, un perceptron combiné à la méthode dite SSP (Split Spectrum Processing) permet de sélectionner au fur et à mesure des acquisitions, les positions des traducteurs dans les zones d'intérêt ainsi que la profondeur de la discontinuité. Ces deux paramètres constitueront les coordonnées des éléments de la matrice creuse. Nous montrons aussi que, d'une part les réseaux de Kohonen peuvent être utilisés pour la normalisation de cette matrice si le nombre d'éléments devait être fixé, et d'autre part, que la transformée de Hough peut aussi s'appliquer sur ces éléments et automatiser la reconnaissance de fissures dans la structure sous contrôle.

Dans le cas où le défaut est inclus dans un cordon de soudure, nous décrirons la première phase d'un travail en cours. Ce travail basé sur un apprentissage non supervisée de signaux ultrasonores sans extraction de paramètres, est réalisé dans le but de faire une discrimination entre les signaux réfléchis par des défauts volumiques, des défauts plans et des signaux sans signatures de défauts (Merazi 2009). Ce travail en cours nécessitant un base de données spécifique n'a pas encore été achevé mais sa citation dans les références (Leo 2010) est un encouragement à sa poursuite.

### **3. Organisation du document**

Après un rappel succinct du principe du contrôle non destructif et de la représentation des données ultrasonores dans le premier chapitre, nous donnerons dans le deuxième chapitre les éléments essentiels de traitement des données ultrasonores utilisées en contrôle non destructif des matériaux. Le chapitre 3 comportera les descriptions des méthodes d'intelligence artificielle et de reconnaissance de formes utilisées dans ce travail. Le chapitre 4 décrira les prétraitements et la reconnaissance d'inclusions par analyse d'images C-Scan et interprétation automatique de l'espace de Hough. Dans le chapitre 5, nous développerons les trois situations étudiées pour la détection de fissures: Le cas d'un matériau épais à faible bruit de structure, le cas d'un matériau épais à fort bruit de structure (où l'amplitude du signal est de l'ordre de grandeur du signal bruit) et le cas où la fissure est incluse dans un cordon de soudure. Enfin, une conclusion générale et les perspectives termineront notre document.

**Chapitre 1:**  
**CONTROLE NON DESTRUCTIF PAR ULTRASONS**

## *Chapitre 1*

### ***CONTROLE NON DESTRUCTIF PAR ULTRASONS***

#### **1. Introduction**

Le contrôle non destructif (CND) a pour but de détecter des défauts situés à l'intérieur d'un matériau sans l'endommager. Les méthodes de CND les plus courantes sont : la radiographie, les ultrasons, la magnétoscopie, la thermographie et les courants de Foucault. La méthode de contrôle par ultrasons est une méthode rapide et peu onéreuse. Elle permet un contrôle interne du matériau sur de grandes profondeurs tout en apportant des indications sur la position et les caractéristiques du défaut. Ce chapitre présente une brève introduction au contrôle non destructif par ultrasons. Après quelques rappels sur la physique des ultrasons les différents modes de représentation des données ultrasonores sont décrites. Ces représentations permettent de visualiser et d'exploiter au mieux la masse d'informations contenues dans les données, afin de mettre en évidence les défauts présents dans le matériau. Lorsqu'un défaut est présent, des zones dont l'intensité et la forme sont caractéristiques de ce défaut, apparaissent dans les images ultrasonores. La recherche de ces informations permet de conclure à la présence ou non d'un défaut. Enfin, la technique T.O.F.D. utilisée pour l'acquisition des données à notre disposition sera détaillée.

#### **2. Historique**

En 1880, Pierre et Jacques Curie découvrirent qu'un échantillon de quartz convenablement choisi, soumis à une pression mécanique, était le siège d'une polarisation électrique. C'est l'effet piézo-électrique direct. Un an plus tard, Lippmann établit l'existence du phénomène inverse : soumis à un champ électrique, un cristal de quartz se comprime ou se dilate. En 1917, Langevin et Chilowsky ont développé un système de sonar sous-marin (appelé hydrophone) qui utilise l'effet piézoélectrique pour détecter des sous-marins par localisation du signal réfléchi appelé écho. Dans les années 1920, la recherche dans ce domaine s'orienta essentiellement vers la détection sous-marine pour des applications militaires et déboucha sur les premiers systèmes sonars.

Sokolov suggéra en 1929 d'employer les ultrasons pour le contrôle des matériaux et pour le diagnostic médical. Mais ce n'est qu'à la fin de la deuxième guerre mondiale qu'on disposa des premiers appareils industriels, réalisés indépendamment par Proule d'une part et par Firestone d'autre part. Avec la percée de l'électronique, les contrôles par ultrasons se sont développés au cours des vingt dernières années dans l'industrie et les générateurs-récepteurs utilisés aujourd'hui dans le contrôle des matériaux, répondent à toutes les exigences de qualité et de sécurité.

### **3. Les ondes ultrasonores**

Les ondes ultrasonores sont des ondes acoustiques dont la bande de fréquence se situe entre 20 kHz et 1 GHz. Leur propagation se fait par succession de pressions et de dépressions dans des milieux élastiques et non vides.

Les principaux types d'ondes ultrasonores sont :

- Les ondes longitudinales ou de compression, pour lesquelles les vibrations des particules du matériau sont parallèles à la direction de propagation.
- Les ondes transversales ou de cisaillement, pour lesquelles les vibrations des particules sont perpendiculaires à la direction de propagation de l'onde. Ces ondes ne se propagent que dans les solides car leur existence est liée à une force de cisaillement que ne possèdent pas les liquides et les gaz.
- Les ondes de surface qui se propagent à la surface des solides ou des liquides sur une épaisseur de l'ordre d'une longueur d'onde. Les plus connues sont les ondes de Rayleigh quand les particules ont un mouvement elliptique.
- Les ondes de Lamb qui apparaissent lorsque le matériau est d'une épaisseur proche de la longueur d'onde.

#### **3.1 Production des ondes ultrasonores**

En général, tout système transformant une forme d'énergie en une autre est appelé transducteur ou traducteur. Dans le cas du traducteur c'est la pastille piézo-électrique qui est appelée transducteur. Sur sa face arrière est collé un amortisseur à base de tungsten permettant de réduire le nombre d'oscillations et par conséquent la durée du signal dans le but d'améliorer la résolution (aptitude du traducteur à séparer les signaux résultant de deux défauts voisins).

#### **3.2 Paramètres influençant un contrôle ultrasonore**

Le traducteur peut être à incidence normale ou à incidence oblique. Les traducteurs à incidence normale émettent des ondes longitudinales avec comme direction de propagation la normale à la surface. Les traducteurs à incidence oblique émettent des ondes transversales dont la direction de propagation est inclinée par rapport à la normale de la surface.

Les résultats de contrôles par ultrasons dépendent beaucoup du choix des paramètres du traducteur ultrasonore. En particulier de:

### ***La longueur d'onde***

La propagation d'une onde ultrasonore correspondant à la propagation d'une variation de pression dans le matériau. La distance séparant à un instant donné deux points du trajet de l'onde où la pression est la même (tout en variant dans le même sens) correspond à la longueur d'onde  $\lambda$ . Lors d'une interaction de l'onde avec une discontinuité, la discontinuité n'influe sur la propagation de l'onde que lorsqu'elle est de dimension supérieure à  $\lambda/2$ .

### ***La fréquence***

Dans un milieu, la fréquence  $f$  est donnée par la formule :

$$f = \frac{c}{\lambda} \quad (1.1)$$

$c$  est la célérité de l'onde dans la matériau. Elle dépend uniquement de la densité du milieu et est différente pour les ondes transversales et longitudinales.

Lors d'un contrôle, le choix de la fréquence résulte d'un compromis entre le pouvoir de résolution et la profondeur à inspecter pour un matériau donné. En effet, plus la fréquence est élevée meilleure est la résolution. Mais l'atténuation de l'onde dans le matériau sera plus forte.

Les fréquences utilisées pour le contrôle des matériaux varient généralement de 1 à 5 Mhz. Ce qui correspond à des longueurs d'ondes dans l'acier comprises entre 1.2 et 6mm pour les ondes longitudinales et 3mm pour les ondes transversales. Les défauts ne sont détectés que si leurs dimensions sont supérieures à la moitié de la longueur d'onde.

### ***Le diamètre de la pastille piézo-électrique***

Le diamètre  $D$  d'un transducteur ultrasonore détermine la distance optimale  $d$  à partir de laquelle l'amplitude du signal commence à décroître (la zone lointaine).

$$d = \frac{D^2}{4\lambda} \quad (1.2)$$

A une distance inférieure à  $d$  (la zone proche), le champ ultrasonore présente des interférences et le contrôle est impossible.

### ***L'impédance acoustique du milieu de propagation***

L'impédance acoustique est une constante caractéristique du milieu traversé par l'onde et qui détermine son comportement. Elle traduit la plus ou moins grande aptitude d'un milieu donné, à la pénétration des ultrasons et s'exprime en  $\text{kg /s.m}^2$

$$Z = \sqrt{\frac{\rho}{\chi}} \quad (1.3)$$

Elle dépend donc de la masse volumique  $\rho$  et de la compressibilité du milieu  $\chi$ , c'est-à-dire de son aptitude à reprendre sa forme originale après déformation.

### 3.3 Loi de Snell Descartes

Lorsqu'une onde ultrasonore rencontre une interface séparant deux milieux d'impédances acoustiques différentes, des phénomènes de réflexion et de réfraction avec possibilité de changement de mode d'onde apparaissent (figure 1.1).

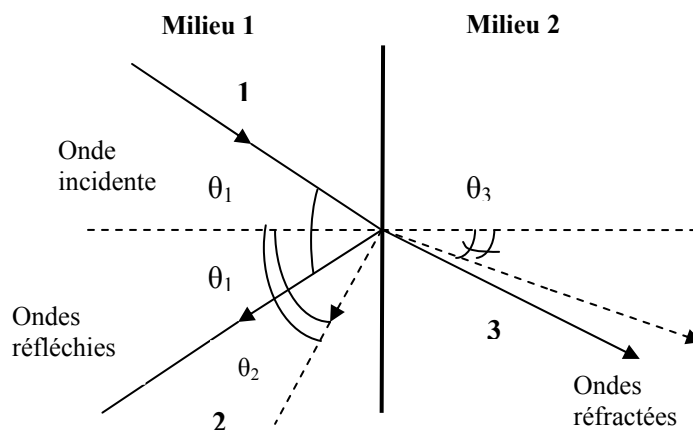


Figure 1.1: Angles de réflexion et de réfraction d'une onde incidente. En pointillés les ondes du mode différent de l'onde incidente.

$$\frac{\sin \theta_1}{c_1} = \frac{\sin \theta_2}{c_2} = \frac{\sin \theta_3}{c_3} \quad (1.4)$$

$c_1$ ,  $c_2$  et  $c_3$  sont les célérités respectives des ondes 1,2, et 3. L'onde réfléchi du même mode, forme le même angle que l'onde incidente.

A noter qu'il existe deux types de réflexion: spéculaire et diffusée. La réflectivité spéculaire se fait lorsque le traducteur émet une onde ultrasonore sur une grande surface lisse. Il en résulte une grande dépendance à l'angle de réflexion. L'onde obéit alors parfaitement aux lois citées ci-dessus. Par contre, la réflexion par diffusion se fait sur de petits objets représentant des hétérogénéités. Elle est beaucoup moins dépendante de l'angle de réflexion et moins intense. En somme, la propagation d'une onde ultrasonore peut être affectée par la réflectivité, la réfractivité et la diffusivité des interfaces du milieu.

Lorsqu'une onde ultrasonore rencontre une extrémité aigue d'une discontinuité plate comme une fissure, des ondes dites de diffraction sont émises par ces extrémités en plus des ondes réfléchies et réfractées. Sur la figure 1.2 sont représentées les différentes ondes résultantes de l'interaction de l'onde incidente avec une discontinuité plane.

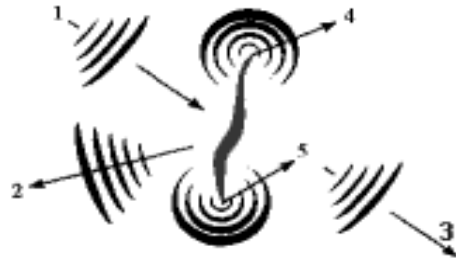


Figure 1.2: (1) Onde incidente, (2)Onde réfléchie, (3) Onde réfractée,4) Onde diffractée.

A la différence des échos de réflexion qui ne sont captés que dans la zone spéculaire, les échos de diffraction par les extrémités du défaut sont enregistrés quelle que soit la position du traducteur et quelle que soit l'orientation du défaut (même s'il existe des directions plus favorables que d'autres). Les échos de diffractions, bien que d'amplitude inférieure aux échos de réflexion sont donc extrêmement utiles pour détecter un défaut plan et connaître la position de ses extrémités. Mais, pour que l'information soit complètement exploitable, il faut différencier entre des échos de diffraction et des échos de diffusion issus de deux défauts ponctuels qui auraient les mêmes positions que les extrémités du défaut plan. Cette incertitude peut généralement être levée grâce à l'observation des parités des signaux A-Scan. Les échos du bord haut et du bord bas d'un défaut plan présentent la particularité d'être en opposition de phase comme le montrent les résultats expérimentaux illustrés par la figure suivante.

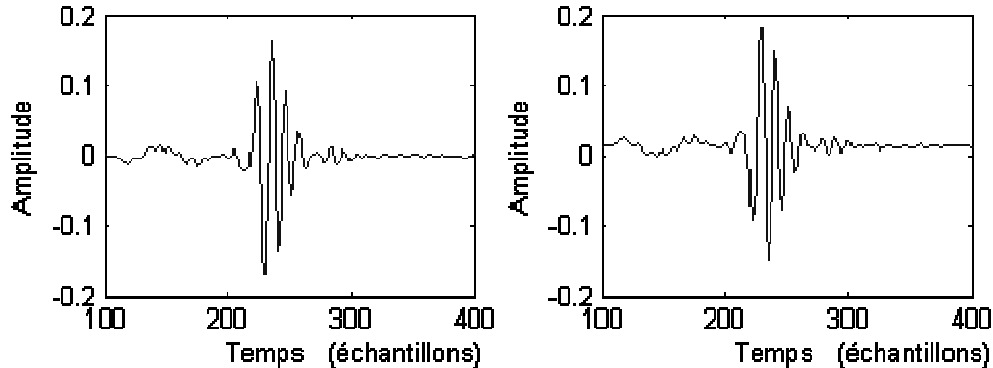


Figure 1.3: Inversion de polarité entre deux échos.

Cette propriété n'est cependant pas toujours suffisante car elle n'est pas systématique dans le cas des ondes transversales (Ogilvi 1983).

L'apparition des différents types d'ondes au niveau d'une discontinuité, entrave l'interprétation des données mesurées puisqu'à un défaut unique peuvent correspondre de nombreux échos. De plus, en fonction de la géométrie de la pièce, des réflexions successives sur les parois peuvent engendrer des conversions de modes internes. A un défaut unique sont alors associés plusieurs échos.

## 4. Méthodes classiques de contrôle

### 4.1 La méthode par transmission

Dans le domaine du contrôle non destructif par ultrasons, la méthode de contrôle par transmission nécessite l'utilisation de deux transducteurs. Ces deux transducteurs utilisés, l'un en émetteur et l'autre en récepteur sont placés de part et d'autre de la pièce à contrôler. A chaque impulsion délivrée par le générateur, une onde est émise dans la pièce et se propage jusqu'à la surface opposée. Les modifications apportées par les discontinuités rencontrées seront observées sur l'écran d'un oscilloscope après amplification du signal délivré par le transducteur récepteur. La figure suivante décrit une chaîne de contrôle par ultrasons.

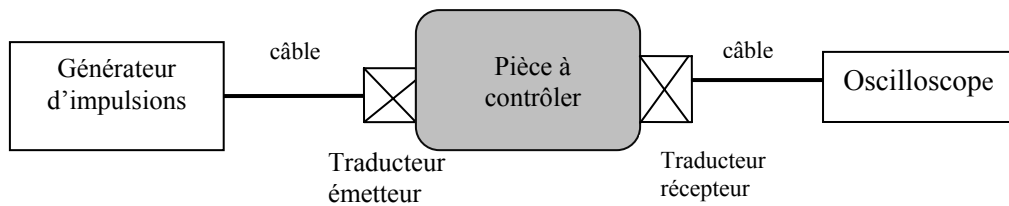


Figure 1.4: Synoptique d'une chaîne de contrôle par ultrasons.

A cause de la forte absorption des ondes ultrasonores par l'air, un couplage est nécessaire entre le transducteur et la pièce. Dans le cas d'un contrôle par contact, un gel est utilisé. La pièce et les transducteurs peuvent aussi être immergés dans l'eau.

### 4.2 La méthode *impulse-écho*

La méthode dite *impulse-écho* est la méthode la plus utilisée en contrôle par ultrason. Sous l'effet d'une excitation impulsionnelle, un transducteur émetteur génère une onde acoustique qui se propage dans un milieu de couplage puis dans le matériau à inspecter. L'énergie diffractée en retour par les discontinuités des propriétés mécaniques du milieu est enregistrée par un transducteur récepteur. Le même transducteur est généralement utilisé à la fois pour l'émission et pour la réception (figure 1.5). Cependant, des configurations de contrôle particulières peuvent nécessiter deux transducteurs distincts.

A partir de la mesure du temps de propagation aller-retour de l'onde, le défaut peut être positionné dans la structure si on connaît la vitesse de propagation des ondes dans le matériau et la direction de propagation.

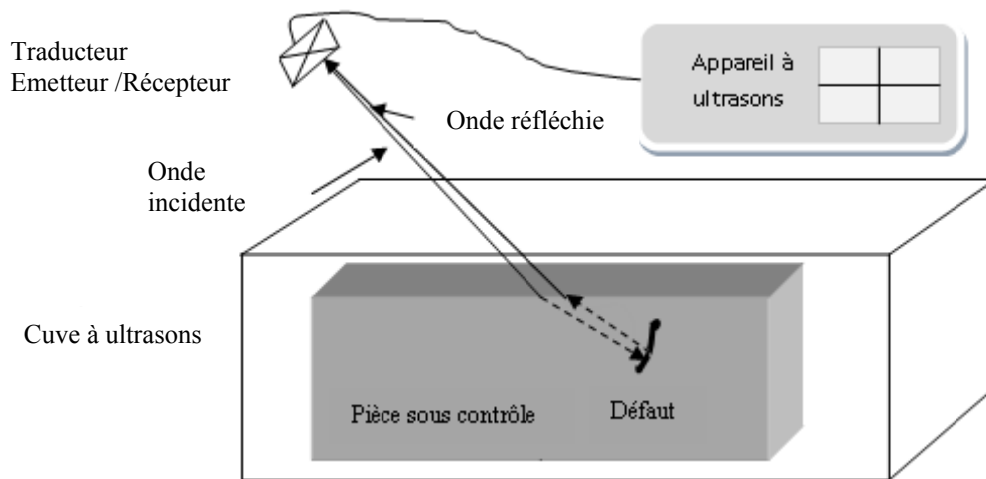


Figure 1.5 : Principe de la méthode *impulse-écho* en immersion.

## 5. Représentation des données ultrasonores

### 5.1 Représentation A-scan

Le mode de représentation, à la base de toutes les premières méthodes d'exploitation et d'interprétation de données ultrasonores en contrôle, est le signal délivré par le traducteur récepteur amplifié et observé sur l'oscilloscope. Sur ce signal dit A-scan (Amplitude scanning), les échos réfléchis aux niveaux des différentes interfaces et changement de milieu sont observés : Les échos dus aux surfaces de la pièce (avant et fond) et l'écho du défaut (figure 1.6).

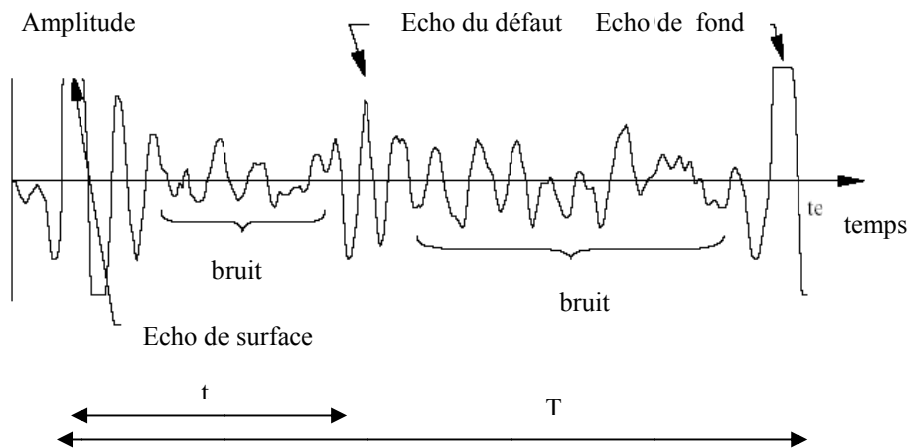


Figure 1.6: Exemple de signal A-scan.

Connaissant la vitesse de propagation de l'onde dans le matériau et la distance  $D$  entre la face avant et la face arrière de la pièce, la distance  $d$  entre le défaut et la surface peut être déduite par proportionnalité :

$$d = \frac{D.t}{T} \quad (1.5)$$

Où  $T$  est le temps mesuré entre les échos dus aux faces avant et arrière, et  $t$  le temps mesuré entre la face avant et le défaut.

Une bonne connaissance technique du contrôle est cependant nécessaire pour exploiter ce type de signal. Il peut être difficile de déterminer quels maxima sont représentatifs de défauts.

## 5.2 Représentation B-Scan

Pour obtenir une représentation B-Scan (Brighness Scanning), les traducteurs, maintenus à égale distance par une barre rigide, se déplacent pas à pas suivant une droite (figure 1.7).

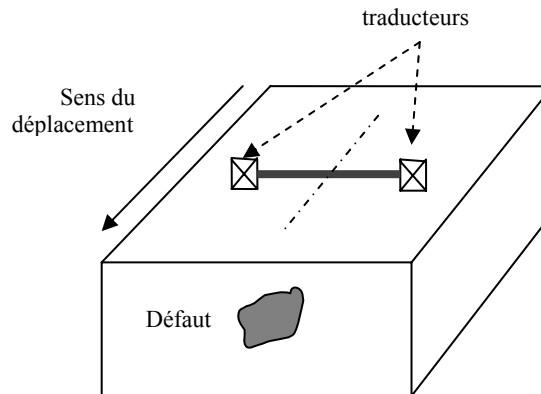


Figure.1.7 : Déplacement des traducteurs pour la synthèse d'une image B-scan.

A chaque position une acquisition est réalisée. La position du traducteur et le signal reçu en ce point sont stockés sous forme numérique dans un fichier de données. Une image est ensuite formée ligne par ligne, chaque ligne étant constituée des échantillons du signal A-Scan reçu à une position des traducteurs. La figure 1.8 illustre un exemple d'image B-Scan.

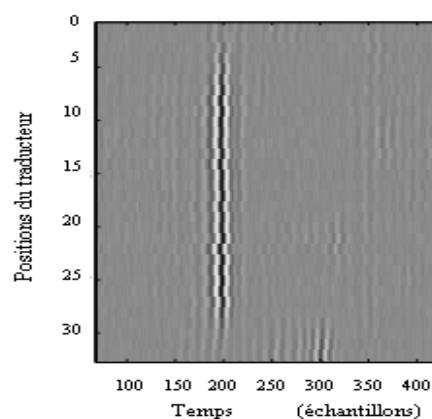
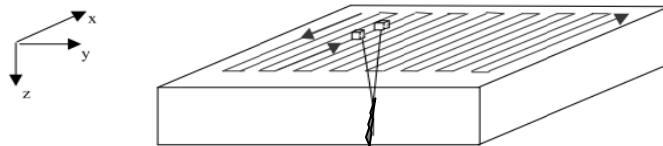


Figure 1.8: Exemple d'image B-Scan. Les zones blanches correspondent aux alternances positives des signaux, les zones noires aux alternances négatives et grises au bruit.

Cette technique d'acquisition est aussi utilisée pour la détection des signaux ultrasonores diffractés par des extrémités pointues. On parle dans ce cas d'image TOFD (Time Of Flight Diffraction) et leur utilisation pour la détection de fissures est largement répandue. Une grande partie de ce travail sera consacrée à la reconnaissance automatique de fissures par analyse des images TOFD et des ondes diffractées.

### 5.3 Représentation C-Scan

Dans une représentation dite C-Scan (Cartographic Scanning) la surface de contrôle de la pièce est balayée de manière régulière par un ou deux transducteurs. En chaque point du balayage, une émission ultrasonore est réalisée par l'émetteur et l'écho reçu est délivré par le récepteur. Sur la figure suivante, le sens de déplacement des transducteurs est indiqué par les flèches.



*Figure 1.9: Déplacements des transducteurs pour la synthèse d'une image C-scan.*

Nous obtenons ainsi pour un transducteur donné (ou couple de transducteurs), un champ de données ultrasonores de dimension quatre: les coordonnées du transducteur  $(x, y)$ , le temps  $t$  mis par les échos pour atteindre le récepteur, et l'amplitude  $a$  des échos. La position du transducteur et le signal reçu en ce point sont stockés sous forme numérique dans un fichier de données. Sur l'image C-Scan obtenue, les coordonnées de chaque pixel correspondront à celles de la position du transducteur et son niveau de gris sera proportionnel à l'amplitude du signal A-Scan à une profondeur fixée. La représentation C-scan est surtout utilisée pour le dimensionnement des défauts volumiques.

### 5.4 Représentation D-Scan

Dans le cas de contrôle de soudure, on appelle représentation D-Scan (Depth Scanning) l'image obtenue en déplaçant les transducteurs perpendiculairement au cordon de soudure et en formant l'image selon le même principe que l'image B-Scan.

### 5.5 Représentation TOFD

Maurice Silk a exploité les ondes diffractées dans le but de détecter et dimensionner des fissures dans le domaine du nucléaire. Il a mis au point la technique dite TOFD dont le principe d'acquisition est le même que celui de la représentation D-Scan (Silk 1984). La figure suivante décrit le déplacement du couple de transducteurs à la surface d'une pièce contenant un défaut.

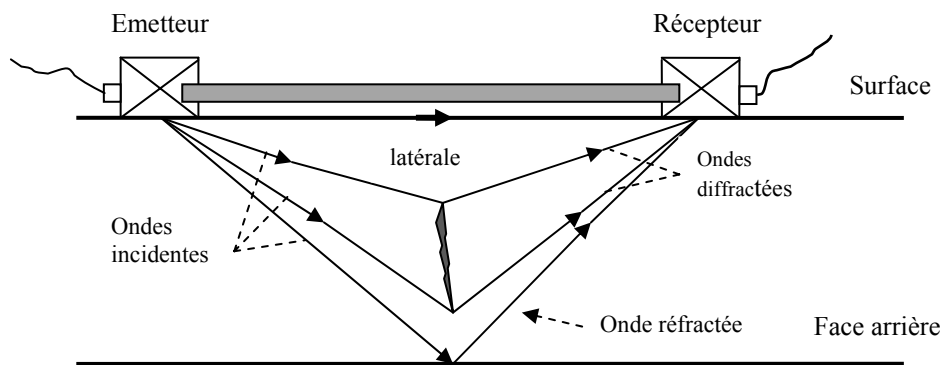


Figure 1.10: Principe de la technique TOFD.

Cette méthode est difficilement utilisable dans le cas où la fissure est proche de la surface, une onde latérale se superposant alors à l'écho dû au sommet supérieur de la fissure. Des travaux pour la séparation des deux signaux ont été toutefois menés (Baskaran 2004).

Afin de mettre en évidence les fissures, quelle que soit leur orientation, plusieurs tirs ultrasonores peuvent être réalisés selon des directions différentes.

Pour étendre les données à trois dimensions, on utilise les transducteurs en balayage et en incrément.

### 5.6 Résolutions spatiale et temporelle

La résolution spatiale d'un système d'imagerie est définie par la distance minimale qui doit séparer deux objets ponctuels pour que ces derniers soient visibles de façon distincte dans l'image. Dans le cadre d'un contrôle en mode écho produisant une image de type C-scan, il est nécessaire de différencier résolution axiale et résolution latérale. La résolution axiale de l'image  $\Delta y$  est la résolution dans l'axe du faisceau ultrasonore. Elle est déterminée par la relation:  $\Delta y = c\Delta t$  où  $\Delta t$  est la durée de l'impulsion ultrasonore. Cette durée dépend principalement des caractéristiques fréquentielles de l'impulsion ultrasonore générée et donc des propriétés de l'élément piézoélectrique (bande passante du transducteur). L'image apparaît d'autant plus fine que la gamme des fréquences portées par l'impulsion ultrasonore est large (plus l'impulsion est brève, plus son occupation spectrale est large). Cependant, les composantes haute-fréquence de l'onde sont plus atténuées, ce qui limite la profondeur d'exploration. Il s'agit ici du compromis « résolution axiale / profondeur d'exploration ». La résolution latérale (ou angulaire) qui mesure la capacité de l'échographe à imager distinctement deux objets ponctuels situés dans un plan perpendiculaire au faisceau d'onde ultrasonore, dépend de la largeur de ce faisceau (i.e. de l'occupation spatiale de l'onde ultrasonore). Pour la réduire, une procédure de focalisation électronique est utilisée ; elle consiste à donner au front d'onde une forme concave quasi ponctuelle.

## 6. Acquisition automatique des données ultrasonores

Lors d'un contrôle automatique, les déplacements des transducteurs sont contrôlés par à l'aide d'un système de déplacement micro-contrôle relié par une liaison GPIB à un ordinateur. Lorsque deux transducteurs (un récepteur et un émetteur) sont utilisés, ils sont maintenus à distance constante par une barre rigide comme le montre la figure 1.11.

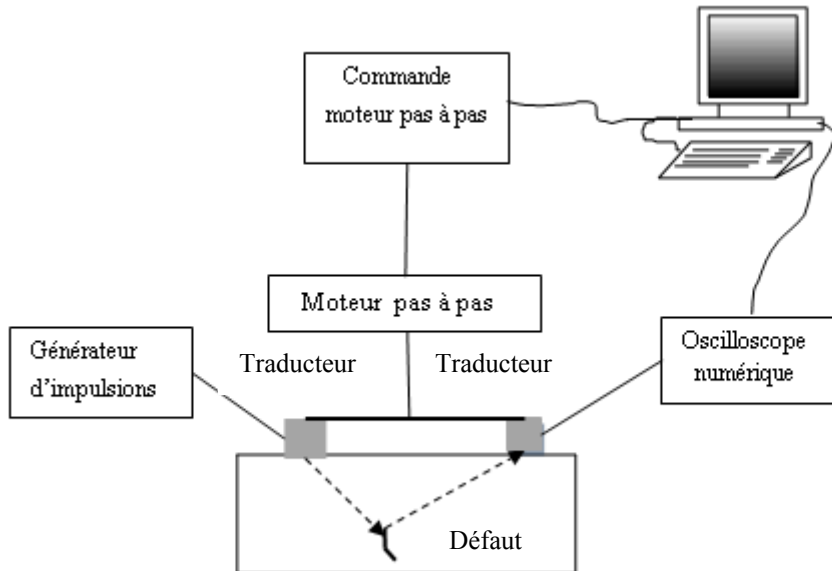


Figure 1.11: Dispositif d'un contrôle automatique par ultrasons.

Les transducteurs se déplacent dans un plan horizontal et une image est synthétisée à partir des signaux A-Scan reçus à chacune de leurs positions.

## 7. Types de défauts

Un défaut est généralement défini comme un manque de continuité des propriétés du matériau, provoqué par une hétérogénéité de matière ou de structure occupant un certain élément de volume. La notion de défaut dépend en fait de l'usage du produit. Les défauts que peut contenir une pièce recensés par les normes internationales sont divisés en deux grandes catégories : les défauts volumiques et les défauts plans. Il est également possible de les classer selon leurs positions dans la pièce. On distingue alors les défauts externes et les défauts internes. Les ultrasons ne sont généralement pas utilisés pour la recherche de défauts externes à cause du chevauchement de l'écho du défaut et celui de la face avant. Concernant les défauts internes, on peut distinguer :

### 7.1 Les défauts plans

La fissure, qui est un manque de continuité produite sous l'effet de contraintes ou au cours du refroidissement. Ce défaut est dangereux à cause de son aptitude à se propager et la difficulté de sa mise en évidence lors des contrôles. On distingue :

- Le manque de fusion ou manque de liaison entre un métal déposé et le métal de base.
- Le manque de pénétration d'un métal déposé et d'un métal de base.

## **7.2 Les défauts volumiques**

Ils sont définis comme des corps étrangers occupant un volume dans le matériau. On distingue :

- L'inclusion solide, l'inclusion de laitier (résidu de laitier emprisonné dans la masse fondue).
- L'inclusion de flux sphéroïdes ou sphériques.
- Les cavités ou soufflures formées par des gaz enfermés.

## **8. Conclusion**

La difficulté majeure dans le contrôle par ultrasons réside dans l'interprétation des données mesurées qui dépendent des caractéristiques physiques du matériau mais aussi de sa géométrie et des propriétés des instruments de mesure utilisés. Le développement de la numérisation des signaux et l'accroissement de la puissance des ordinateurs permettent aujourd'hui de développer des traitements numériques fournissant une aide à l'interprétation des données. Les analyses sont généralement effectuées à posteriori et en laboratoire. Ces dernières années sont apparus des systèmes conçus pour les chantiers, entièrement automatisés et qui permettent d'analyser à vitesse élevée des surfaces importantes horizontales ou verticales. Ils sont constitués de robots roulants et d'une instrumentation de contrôle informatisée. Même si les données sont encore souvent analysées ultérieurement, les avancées de l'intelligence artificielle peuvent apporter une aide appréciable pour une analyse rapide ou en temps réel.

Le chapitre suivant comprend les techniques de traitement des données ultrasonores. Nous décrirons d'une part les traitements de bas niveau, suffisants lorsque la qualité des résultats le permet, et d'autre part les traitements de haut niveau nécessaires dans les situations de faible détectabilité.

Chapitre 2:  
TRAITEMENT DE DONNEES ULTRASONORES

## ***Chapitre 2***

### ***TRAITEMENT DE DONNEES ULTRASONORES***

#### **1. Introduction**

Avant sa visualisation sur un écran d'oscilloscope ou de l'appareil de contrôle, le signal ultrasonore subit différentes modifications (transformation en signal électrique, amplification, propagation dans les câbles, réflexions aux changements de milieux...). Il en résulte une altération plus ou moins importante de sa forme. Les techniques conventionnelles de filtrage ont, dans beaucoup de cas, permis l'amélioration de la visibilité de la signature présente dans le signal reçu. Cependant, L'amplitude du signal ultrasonore ne dépend pas seulement des caractéristiques du défaut mais aussi de l'homogénéité, de l'anisotropie et de l'atténuation du matériau. Chaque grain est vu comme un diffuseur isolé dans un milieu environnant homogène. Il diffracte une certaine quantité d'énergie selon son volume et sa différence d'impédance acoustique moyenne avec le milieu qui l'entoure. Le signal résultant de l'interaction de l'onde avec les hétérogénéités du matériau est appelé bruit de structure. La difficulté de l'interprétation des données dans ces situations a conduit au développement de techniques de traitements de hauts niveaux où deux objectifs peuvent être poursuivis:

- L'amélioration de la représentation (signal ou image).
- L'automatisation de l'interprétation.

Ce chapitre se compose de deux parties. La première décrit de façon succincte les méthodes classiques habituellement utilisées en traitement du signal. Et plus en détail, une méthode de haut niveau, dite SSP (Split Spectrum Processing), basée sur l'étude de la diversité du spectre et qui a montré une grande efficacité dans la détection de signaux noyés dans le bruit de structure. Cette technique sera utilisée dans ce travail pour la sélection automatique d'un point pertinent sur le signal A-scan en vue de la construction d'une matrice creuse.

Dans la seconde partie, nous rappellerons également quelques notions essentielles de traitement de l'image avant de décrire les techniques plus poussées que nous avons utilisées pour améliorer la détectabilité et automatiser la reconnaissance des défauts.

## **2. Le traitement du signal A-scan**

### **2.1 Méthodes conventionnelles de traitement du signal ultrasonore**

Le traitement de signaux ultrasonores peut être réalisé aussi bien dans le domaine temporel que dans le domaine fréquentiel. Des opérations largement utilisées dans l'amélioration de la forme du signal on peut citer :

- la méthode de moyennage qui consiste à faire la moyenne d'une série de signaux acquis à la même position et dans les mêmes conditions. Les amplitudes du signal bruit superposé, s'annulent laissant apparaître la forme de l'écho.
- Le lissage du signal remplace l'amplitude de chaque point par la moyenne des amplitudes de quelques échantillons successifs.
- Le filtrage inverse qui consiste à remonter au signal à partir d'observations disponibles.
- La soustraction du bruit après estimation du bruit additif à partir d'un signal de référence corrompu.

Le filtrage linéaire du spectre de fréquence a aussi beaucoup contribué à extraire le signal utile du bruit électronique. Le rapport signal à bruit est dans bien des cas amélioré par l'élimination des hautes fréquences, caractérisant le bruit.

### **2.2 Méthodes avancées de traitement du signal ultrasonore**

Les études de traitement du signal A-scan visent d'une part, l'amélioration de la détectabilité par l'augmentation du rapport signal à bruit, et d'autre part à la discrimination des signaux dans le but de caractériser les défauts détectés. Ces dernières années, la transformée en ondelettes a beaucoup été exploitée pour l'amélioration de la visibilité de la signature du défaut dans le signal A-scan (Matz 2004, Piervincenzo 2004, Abbat 1997). On peut aussi citer le travail de Sallard qui propose un modèle du signal sous la forme d'un produit de convolution entre une forme d'onde du signal émis par le transducteur et le signal réfléchi par le défaut. Il montre que dans de nombreux cas, le signal ultrasonore peut s'exprimer sous la forme d'une somme de répliques pondérées, décalées et déphasées d'un même signal (Sallard 1999). Baligand a construit un algorithme qui calcule l'énergie du signal 'enveloppe' dans différentes bandes de fréquences, et le compare à un seuil de référence. Pour les signaux retenus, il calcule la position du maximum et l'amplitude correspondante. Un nouveau seuil sur l'amplitude sélectionne les valeurs qui seront cumulées pour toutes les bandes de fréquences, grâce à un histogramme. Un seuil final de décision déterminera la présence ou non d'un défaut (Baligand 1986). D'autres types d'analyse ont été étudiées comme les analyses cyclostationnaires, cepstrale ou détection d'harmoniques (Paradis 1983).

La littérature montre que les méthodes basées sur les réseaux de neurones sont pour le moment les méthodes les plus intéressantes quand il s'agit de caractériser les défauts. Parmi les travaux en cours, on peut citer ceux de Draï et al. qui, dans le but de distinguer entre les défauts plans et les défauts volumiques se basent sur le calcul des coefficients des ondelettes et de paramètres temps fréquence. La classification est réalisée en utilisant les K plus proches voisins, les méthodes statistiques bayésiennes et les réseaux de neurones (Draï 2002). Moura et al ont classifié 5 types de défauts en effectuant des prétraitements utilisant la transformation de Fourier ou la transformée en ondelette (Moura 2004). Après implémentation d'un classifieur linéaire, de meilleurs résultats ont été obtenus lorsque le traitement des signaux s'est fait par les ondelettes. Veiga et al. ont montré qu'un apprentissage supervisé par rétro propagation sans prétraitements permet de classifier 4 types de défauts par l'analyse des signaux issus d'une procédure de contrôle en mode écho ou de la technique TOFD (Veiga 2005). Sambath utilise aussi la transformée en ondelette pour extraire de chaque signal ultrasonore 12 caractéristiques (moyenne, écart type, énergie, fréquences...). Ces caractéristiques constitueront les entrées du réseau de neurones dont une partie servira durant la phase d'apprentissage. L'apprentissage sera réalisé par la méthode de rétropropagation (Sambath 2011). Leo et al. proposent une analyse des signaux ultrasonores par une extension complexe de la décomposition modale empirique qui permettra de tenir compte de l'information relative à la phase (Leo 2010). Simone et al. montrent qu'une classification non supervisée des coefficients de la transformée en ondelettes réalise une meilleure reconnaissance de défaut que la classification des coefficients de Gabor (Simone 2002). Une combinaison des réseaux de neurones (pour la classification) et de logique floue (pour l'interprétation) a été proposée par Shekhar et al. pour fournir une aide à l'interprétation des résultats de contrôle dans une soudure (Shekhar 2006). Zahran s'est basé sur la phase du signal reçu pour classifier des défauts présents dans des soudures (Zahran 2005). Ses travaux ont montré que le signal réfléchi par un défaut volumique est de même forme que le signal en émission alors que le signal réfléchi par une extrémité de fissure est déphasé de  $45^\circ$  par la face arrière de la pièce.

### **3. La technique Split Spectrum Processing**

#### **3.1 Historique**

Des études ont montré que les signaux diffusés par des grains de la structure dépendent de la bande de fréquence transmise, et ont des amplitudes et des phases aléatoires, contrairement aux signaux échos (Saniie 1992). Cette caractéristique a été exploitée de manière efficace pour développer la technique SSP, basée sur l'étude de la diversité du spectre du signal reçu, les méthodes de filtrage conventionnelles n'étant pas efficaces lorsque les fréquences du signal écho et celle du signal bruit sont similaires.

Bilgutay et al. ont été les premiers à la proposer en 1979 (Bilgutay 1979). Des travaux qui ont été réalisés en CND utilisant cette technique, on peut citer les références (Bilgutay 1984, Liu 2000, Yau 1997). Des améliorations de cette technique ont été

apportées par Qi Tian pour la détection de plusieurs signatures (Tian 1998) et par Sun qui réalisa un système expert combinant la SSP et la logique floue dans le but de classer les signaux échos (Sun 1999).

### 3.2 Principe de la SSP

Cette technique consiste à découper (to split en anglais) le spectre d'amplitude en bandes étroites. De chacune de ces bandes sera déduit un signal temporel par transformation de Fourier inverse et une recombinaison non linéaire de tous ces signaux, produira un signal unique où un pic apparaîtra clairement à la position de l'écho. La figure suivante résume ce processus.

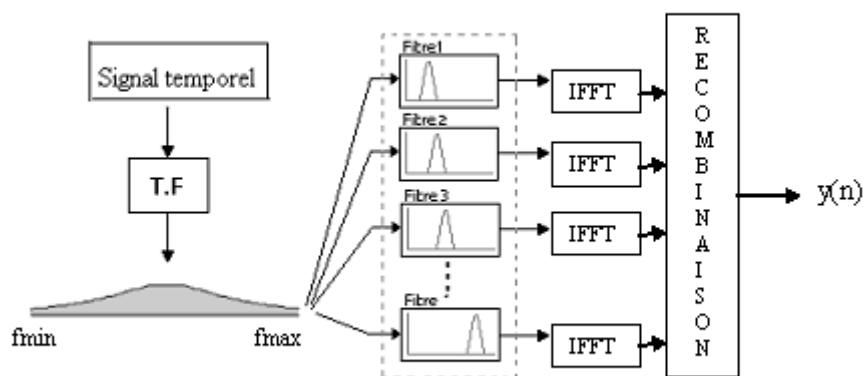


Figure 2.1 : Principe du filtrage par la technique SSP.

La SSP peut donc être considérée comme un filtre statistique dont la sortie s'écrit :

$$y(n) = \text{statistique} [w_1x_1(n), w_2x_2(n), \dots, w_Nx_N(n)] \quad (2.1)$$

Les  $x_i$  sont les signaux temporels obtenus par transformée inverse du résultat de filtrage par chaque filtre passe bande et  $w_i$  des coefficients de normalisation à 1 de ces signaux.

La fonction statistique est en fait une recombinaison des signaux  $w_i x_i$ . Il s'agit de déterminer à partir des fréquences présentes dans le spectre total, celle qui appartient au signal *défaut*. Il existe plusieurs méthodes de recombinaison comme il est possible d'utiliser différents types de filtres passe bandes. Le choix du nombre de filtres ainsi que la largeur de bande du spectre du signal initial sont aussi des choix déterminants avant l'application de la SSP.

### 3.3 Méthodes de recombinaison

Les techniques les plus courantes développées pour cette opération sont effectuées par:

### **a) La minimisation**

Tout échantillon du signal  $y(n)$  correspondra à l'échantillon minimal de tous les échantillons de même position  $n$  des signaux  $w_i x_i(n)$ . On peut écrire :

$$y(n) = \min (|w_1 x_1(n)|, |w_2 x_2(n)|, \dots, |w_N x_N(n)|) \quad (2.2)$$

### **b) La multiplication de fréquence**

Tout échantillon nul entrainera l'annulation de l'échantillon à la même position, sur le signal en sortie:

$$y(n) = w_1 x_1(n) * w_2 x_2(n) * \dots * w_N x_N(n) \quad (2.3)$$

### **c) Le seuillage de polarité**

Cette méthode est une amélioration de la précédente et qui consiste à annuler un échantillon dès que les polarités de deux échantillons à la même position sont différentes.

$$\begin{aligned} y(n) &= \min |w_1 x_1(n) * w_2 x_2(n) * \dots * w_N x_N(n)| \quad \text{si tous les } w_i x_i(n) \text{ sont positifs.} \\ y(n) &= \min |w_1 x_1(n) * w_2 x_2(n) * \dots * w_N x_N(n)| \quad \text{si tous les } w_i x_i(n) \text{ sont négatifs.} \\ y(n) &= 0 \quad \text{sinon.} \end{aligned} \quad (2.4)$$

### **d) La somme des carrés**

$$y(n) = (w_1 x_1(n))^2 + (w_2 x_2(n))^2 + \dots + (w_N x_N(n))^2 \quad (2.5)$$

## **3.4 Choix de la largeur de bande du signal**

La largeur de bande totale du signal A-scan reçu dépend des caractéristiques du signal en émission et de la fréquence du traducteur. Il convient tout de même de délimiter la région nécessaire et suffisante pour trouver un bon compromis avec le nombre de filtres et leurs largeurs. Des méthodes de filtrage conventionnelles peuvent être utilisées comme le filtre de Wiener. Cependant, la connaissance a priori des caractéristiques du signal et du bruit sont ici nécessaires.

Des méthodes basées sur les statistiques ont été proposées par Li. Il s'agit de construire un histogramme spectral qui fournit une mesure des rapports signal à bruit de toutes les composantes du spectre (Li 1989). A chaque fois qu'un signal  $w_i x_i(n)$  est sélectionné pour fournir l'échantillon  $y(n)$ , la fréquence du filtre passe bande qui l'a produit est incrémentée. A la fin du processus, dans l'histogramme obtenu, apparaîtra la zone où le rapport signal à bruit est maximal. Cette bande de fréquence est la bande optimale à traiter sur le spectre du signal A-scan.

Dans une autre approche, Li suggère d'exploiter la phase et de construire un histogramme à partir du calcul du retard de groupe.

Le retard de groupe étant défini par :

$$\Delta T = \frac{1}{2\pi} \frac{d\Phi(f)}{df} \quad (2.6)$$

Où  $\Phi(f)$  est la phase du signal et  $T$  sa durée.

La région de l'histogramme où le retard de groupe est constant correspondra à la largeur de bande recherchée.

Dans le cas où le traducteur en réception est différent de celui utilisé en émission, les filtres doivent couvrir la largeur de bande de fréquences commune aux deux traducteurs.

### **3.5 Le nombre de filtres passe-bandes**

Le nombre de bandes passantes de filtres passe-bandes varie selon la littérature entre 5 et 200 le principe étant que toute fréquence du spectre peut être prise en considération. De plus, le rapport signal à bruit croît avec le nombre de fenêtre de filtrage. Cependant, les calculs pour les traitements deviennent énormes. Une étude de P. Rubber conclut qu'un bon compromis est réalisé par l'utilisation de 10 filtres (Rubber 2003).

### **3.6 Le type de filtres passe bandes**

Le filtre le plus utilisé est le filtre gaussien. En plus de sa propriété de ne pas introduire de déphasage sur le signal, son implémentation est aisée. P. Karpur utilise quant à lui un filtre cosinus avec un sommet plat (Kapur 1992).

Pour le choix de la largeur des filtres passe bandes un consensus sur l'utilisation de filtres de même largeur a été trouvé (Rubber 2003), à l'exception de J.D. Aussel et R. Draï qui suggèrent l'utilisation de filtres dont la largeur augmenterait avec la fréquence de sorte que le rapport fréquence/largeur de bande soit constant (Aussel 1990, Draï 2002).

### **3.7 Chevauchement des filtres passe-bandes**

Sur ce sujet, toute la littérature parle d'un chevauchement optimal de 0 et 25% entre les bandes passantes des filtres, calculé au point de -6dB i.e. à 50% de l'atténuation maximale. Un chevauchement de 0% aurait comme conséquence de ne pas considérer des fréquences, alors que les grands chevauchements réduiraient l'efficacité de l'analyse (Rubber 2003).

La figure suivante représente un signal fortement bruité sur lequel seront appliquées les différentes techniques citées ci-dessus.

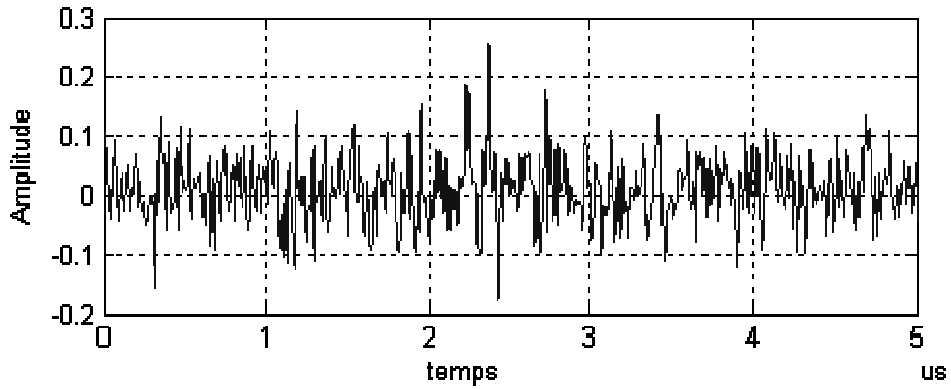


Figure 2.2: Exemple de signal A-scan fortement bruité.

Les figures suivantes illustrent les résultats obtenus en utilisant 10 filtres passe bande de type gaussien.

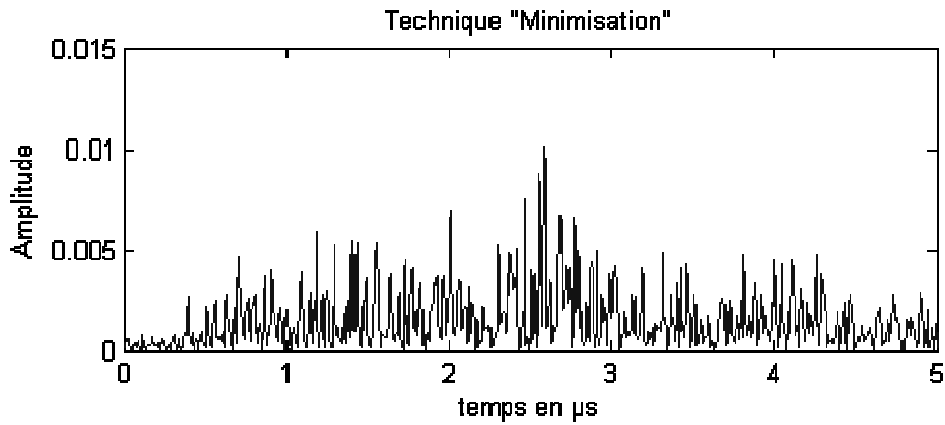


Figure 2.3: Résultat du filtrage par la technique de minimisation.

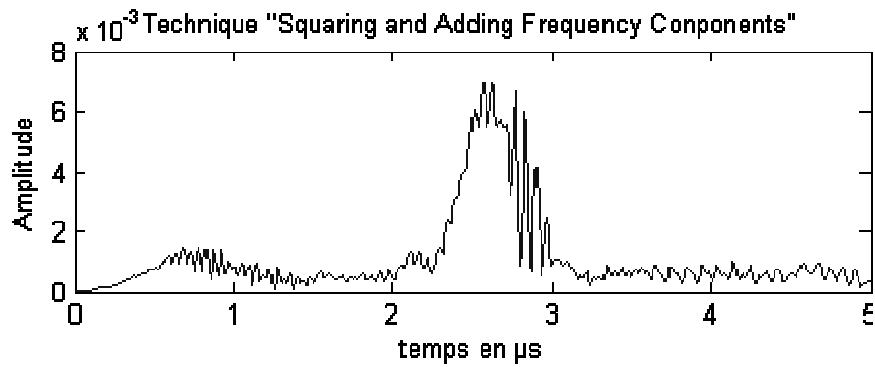


Figure 2.4: Signal filtré par la SSP utilisant la technique de somme des puissances au carré

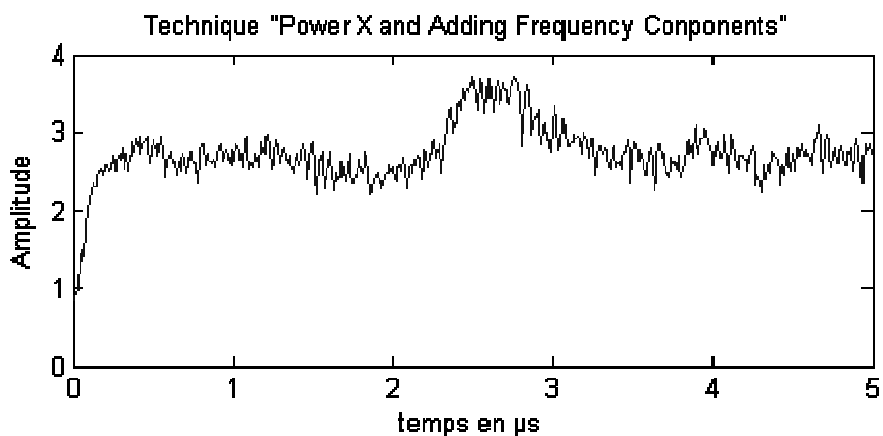


Figure 2.5: Signal filtré par la SSP utilisant la technique somme des puissances des composantes fréquentielles.

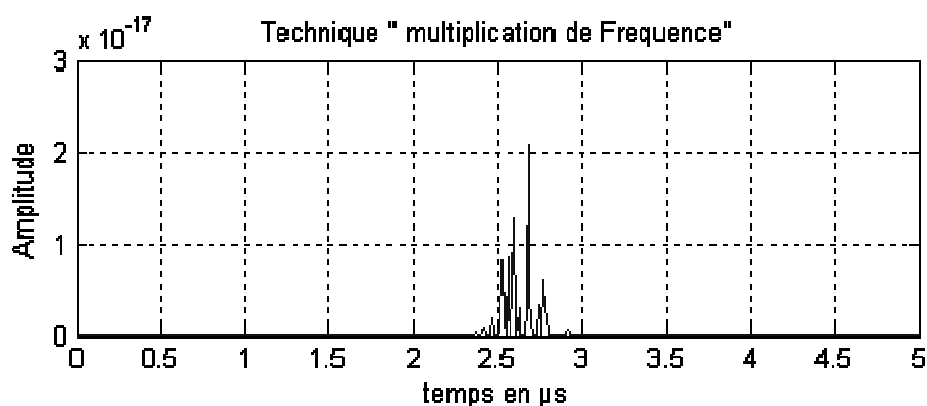


Figure 2.6: Résultat du filtrage par la méthode de multiplication de fréquences.

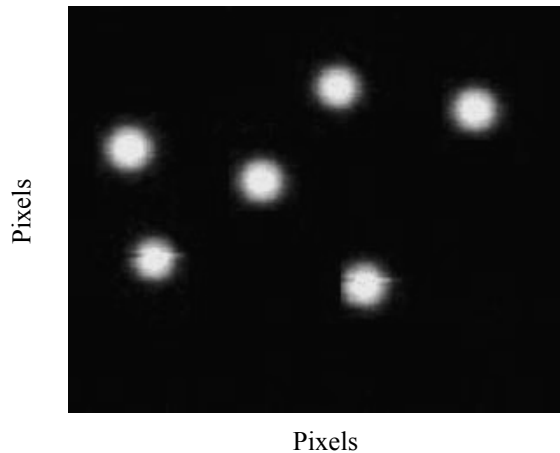
Concernant notre travail, la résolution (dépendant de la largeur du pic) et la conservation de la phase du signal ont conditionné notre choix de la méthode de recombinaison. La comparaison détaillée des différentes techniques décrite dans la référence (Amir 1986) montre que la recombinaison par minimisation est la plus adaptée.

#### 4. Le traitement d'images ultrasonores

En contrôle non destructif, l'analyse d'images ultrasonores permet d'extraire certaines informations qualitatives et quantitatives sur les discontinuités présentes dans la structure. Lorsque l'image est de bonne qualité, des traitements classiques peuvent suffire dans les interprétations. Dans le cas contraire, un traitement de haut niveau est nécessaire. Deux objectifs distincts peuvent en général être poursuivis : L'amélioration de la qualité de l'image et l'automatisation de l'interprétation. Nous proposons un rappel succinct des notions fondamentales du traitement de l'image et les méthodes avancées utilisées dans ce travail.

#### 4.1 Définitions

Une image numérique  $I$  est un tableau à deux dimensions de nombres positifs où chaque élément quantifie la grandeur physique délivrée par un traducteur. Ces éléments appelés pixels sont définis par leurs coordonnées spatiales  $(i,j)$  et leur niveaux de gris ou de couleurs.



*Figure 2.7: Exemple d'image ultrasonore de type C-Scan.*

Dans une image en niveaux de gris, le noir correspondra à la valeur minimale et le blanc à la valeur maximale. Les valeurs intermédiaires s'exprimeront en différentes nuances de gris. Les images en couleurs sont la superposition de trois tableaux, correspondant respectivement au rouge, au vert et au bleu. Trois valeurs seront donc nécessaires pour caractériser chaque pixel.

La reconnaissance des objets présents sur l'image passe souvent par une segmentation de cette image ou une binarisation où les pixels ne prennent que les valeurs 0 et 1. Sur l'image de la figure 2.7, on peut observer que le nombre de zéros est très important par rapport au nombre total de pixels. L'idée de ne mémoriser que les pixels non nuls permettra de réduire de façon significative la mémoire utile ainsi que les temps de traitement. Nous proposons dans ce travail l'utilisation de matrices creuses décrites dans la section suivante.

## 4.2 Matrices creuses

Une matrice creuse est une matrice où la majorité des entrées sont des zéros. L'idée de base est alors de ne stocker que les entrées non nulles, plutôt que d'en stocker l'intégralité. Des structures de données différentes peuvent être utilisées et amènent de grandes économies dans la taille utilisée en mémoire par rapport à la structure standard, en fonction du nombre et de la répartition des entrées non nulles (Pissanetzky 2007).

La structure de données habituellement utilisée pour stocker une matrice est un tableau bidimensionnel. Chaque entrée du tableau représente un élément  $a_{i,j}$  de la matrice qui peut être atteint par les deux indices  $i$  et  $j$ . Pour une matrice  $m \times n$  il faut au moins  $m \times n$  espaces mémoires pour représenter la matrice. Ces données sont facilement compressibles, et cette compression amène une baisse significative des temps de calculs et de la consommation mémoire.

Pour manipuler ou stocker des matrices creuses à l'aide de l'outil informatique, il est avantageux d'utiliser des algorithmes et des structures de données qui prennent en compte la structure peu dense de la matrice. La représentation la plus utilisée est le format Yale Sparse Matrix (Golub 1996). Ce format stocke une matrice  $M$  de taille  $m \times n$  sous la forme de trois vecteurs: Le premier contient les éléments non nuls de la matrice, le deuxième, les numéros des lignes de leurs positions respectives, et le troisième contient les colonnes correspondantes. La figure suivante montre un exemple de matrice creuse.

	0	0	0	0	0						
	0	5	0	0	0	V1	5	2	1	8	9
M	0	0	2	1	0						
	0	0	0	0	0	V2	2	3	3	5	6
	0	0	0	8	0						
	0	0	0	0	9	V3	2	3	4	4	5
	0	0	0	0	0						

*Figure 2.8: Exemple de matrice creuse et des vecteurs la représentant: V1 contient les valeurs, dans V2, les lignes où elles se trouvent. V3 les colonnes correspondantes.*

Lorsque les entrées de la matrice creuse sont binaires, seuls les vecteurs V2 et V3 sont nécessaires. Toutes les entrées étant égales à 1, les valeurs de V1 seront toutes égales à 1 et il serait inutile de les mémoriser.

## 4.3 Traitement de bas niveaux

Le traitement des images ultrasonores se fait comme dans la plupart des domaines de l'imagerie en deux phases :

- Une phase de bas niveau dite phase de traitement, qui extrait l'information utile en éliminant le bruit, et en réduisant le nombre de pixels à considérer afin de simplifier l'image et ne garder que les informations essentielles relatives aux défauts.
- Une phase de traitement de haut niveau, dite phase de décision, où une reconnaissance de l'objet à détecter est réalisée.

#### *a) Filtrage*

Dans le traitement de bas niveau, le filtrage consiste à réduire le bruit apparaissant sous forme de grains, appelé speckle. Ceci peut être réalisé par l'utilisation de la transformée de Fourier 2D ou par le calcul de la moyenne par régions de l'image.

#### *b) Segmentation*

Segmenter une image consiste à la diviser en plusieurs zones ayant des caractéristiques communes. On distingue deux approches selon que l'on cherche à détecter les bords de la région, ou la région elle-même. Les deux approches délivrent le même résultat puisque la région peut se déduire de son contour et vice versa. Néanmoins, les méthodes correspondant à ces deux approches sont très différentes.

#### *c) Approche région*

La segmentation en régions consiste à repérer des points adjacents de l'image ayant une caractéristique commune et à les regrouper dans une seule et même classe. Les régions peuvent se distinguer par leur intensité, ou encore par leur texture. Lors de notre étude, les régions se distinguent par leur intensité. Lorsque l'intensité du fond de l'image est constante, on peut appliquer un seuil global sur l'image conservant ainsi les objets utiles. Dans le cas contraire, un seuillage global de l'image est inefficace, et il faut choisir le seuil localement (seuillage adaptatif). Le fond peut être obtenu par un filtrage passe-bas ou bien par un modèle spécifique (Yanowitz 1989). La difficulté est d'obtenir un modèle du fond adapté à l'image. Yanowitz et al. obtiennent leur surface par interpolation à partir des bords des objets. Il est également possible de diviser l'image en zones de plus petite taille, et de travailler sur les histogrammes de chaque zone (Beveridge 1989).

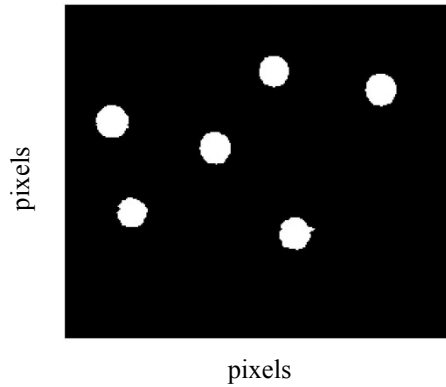


Figure 2.9: Exemple d'image C-scan segmentée région.

#### d) Approche frontière

Cette approche fait appel à la détection puis, au suivi de contours. Le contour correspond à une brusque variation de niveaux de gris. Sa mise en évidence peut se faire par différentiation de l'image grâce à des filtres représentant des opérateurs de différentiation. On peut citer:

- Les opérateurs basés sur l'idée d'effectuer sur l'image un filtrage passe haut afin d'accentuer la visibilité des contours.
- L'approche gradient simple qui calcule la différence d'éclairement entre deux pixels adjacents dans une direction :

$$\Delta I = |I(i,j) - I(i+1,j)| \quad (2.7)$$

Une valeur élevée de différence signifie que les deux pixels appartiennent à une frontière.

- La détermination du masque gradient, qui consiste à remplacer l'éclairement d'un point  $I(i,j)$  par la convolution de l'image avec une fenêtre  $m \times n$  :

$$I(i,j) = \sum_{m=-M}^{+M} \sum_{n=-N}^{+N} h(i,j) I(i-m, j-n) \quad (2.8)$$

Parmi les plus utilisés:

<i>Roberts</i>	<i>Sobel</i>	<i>Prewitt</i>
$\begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$

Ces masques permettent de déterminer les contours horizontaux. Une convolution avec leurs transposées respectives pourront produire les contours complets. La figure 2.10 montre le résultat de l'application du filtre de Sobel sur l'image de la figure 2.9.

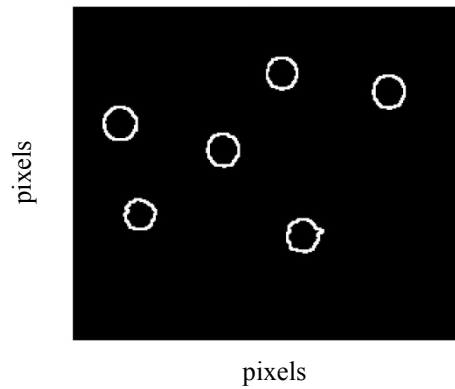


Figure 2.10: Image C-scan segmentée contour.

L'inconvénient de cette approche réside dans sa sensibilité au bruit de l'image et il est souvent nécessaire de traiter l'image avant l'étape de segmentation en particulier dans le cas des images ultrasonores vu la faible amplitude du signal A-scan servant à les synthétiser.

Les figures suivantes illustrent l'utilisation de la transformée de Fourier en deux dimensions pour la détection du contour. On rappelle l'expression de la TFD 2D.

$$X(i, j) = \frac{1}{p} \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} \sum_{l=0}^{p-1} x_{kl} \omega_n^{-jk} \omega_p^{-il} \quad (2.9)$$

Avec  $\omega_n = e^{(-2\pi i)/n}$  et  $\omega_p = e^{(-2\pi i)/p}$

Puisqu'un contour correspond à une différence importante entre les niveaux de gris de pixels voisins, La représentation de l'espace correspondant aux seules hautes fréquences, permettra de ne conserver que ces points appartenant au contour.

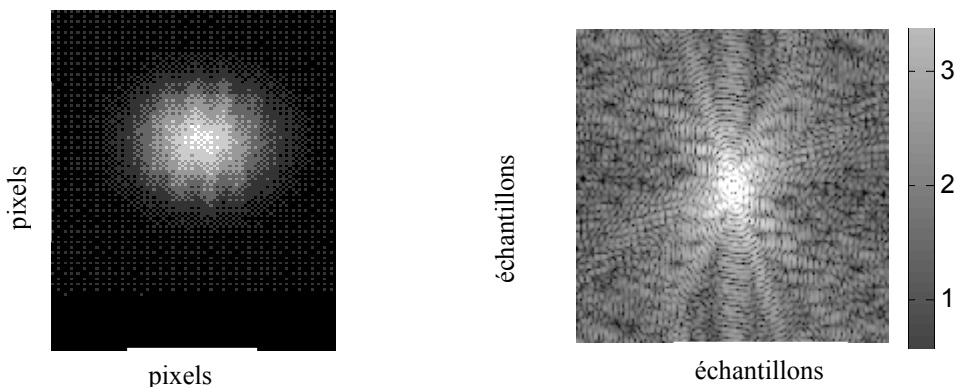


Figure 2.11: a) Image C-scan, b) Spectre de l'image C-scan.

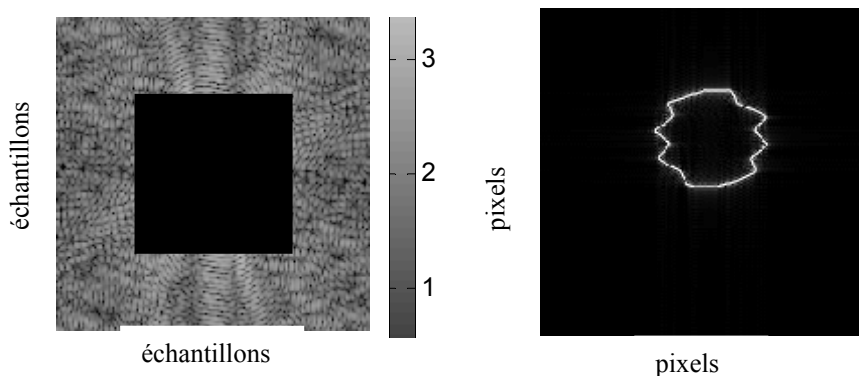


Figure 2.12: a) Annulation des hautes fréquences du spectre, b) Image contour obtenue par Transformée de Fourier inverse.

#### 4.4 Traitements de haut niveau

##### a) Segmentation par seuillage

Le principe de la segmentation d'image par seuillage consiste à séparer les pixels en deux groupes. Les pixels dont les intensités sont inférieures à une valeur donnée  $S$ , sont annulés tandis que les autres prennent la valeur 1:

$$I(i,j) = \begin{cases} 1 & \text{pour } I(i,j) \geq S \\ 0 & \text{pour } I(i,j) < S \end{cases} \quad (2.10)$$

Le seuil est généralement déduit par l'étude de l'histogramme de l'image. On désigne par histogramme, un graphique qui représente la distribution des intensités ou des niveaux de gris. Les niveaux les plus présents correspondent aux pixels constitués uniquement de bruit. Le seuil sera donc choisi au niveau où l'histogramme chute de façon significative. Soit par exemple l'image C-scan suivante :

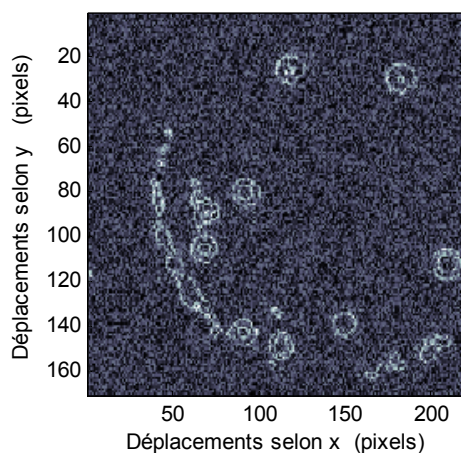


Figure 2.13: Exemple d'image C-scan fortement bruitée.

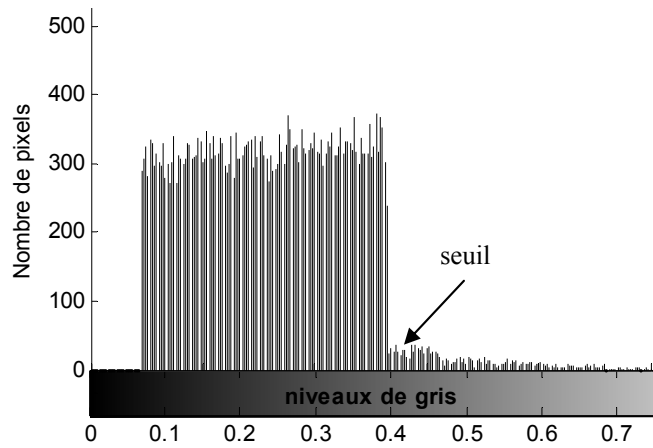


Figure 2.14: Histogramme de l'image représentée dans la figure 2.13.

Généralement il existe deux approches de segmentation par seuillage : local et global. Dans le cas global, une valeur unique du seuil est utilisée pour toute l'image alors que dans le cas local, l'image est subdivisée en plusieurs fenêtres. Pour chaque fenêtre un seuil spécifique est déterminé.

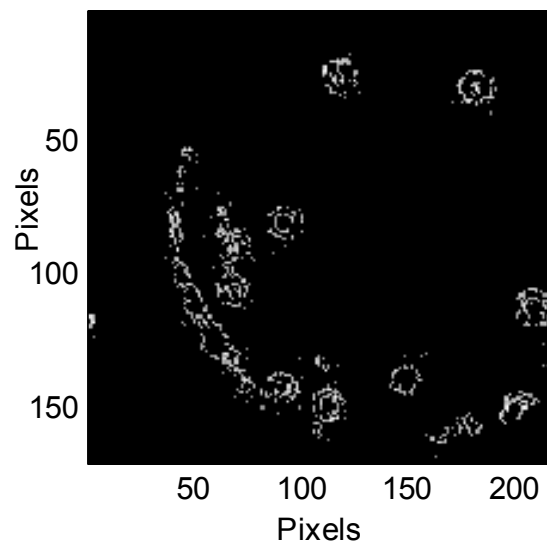


Figure 2.15: Image segmentée par seuillage global.

*b) Partition de graphe*

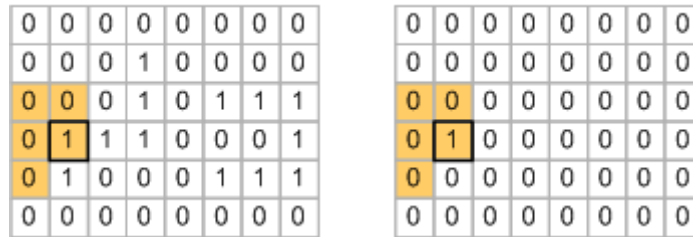
La partition de graphe dans une image binaire consiste à assigner à chaque groupe de pixels adjacents (ou connectés) un nombre entier. Ainsi, si l'image compte N objets, les pixels de l'objet 1 seront de valeur 1, les pixels de l'objet 2 seront de valeur 2 etc. (Gupta 1997).

Dans ce travail, nous avons utilisé un algorithme développé par Harralick et Shapiro (Harralick 1992). Ainsi sur notre image segmentée, les objets correspondants aux

défauts ou à des régions distinctes de la pièce sous contrôle seront différenciés et pourront être traités séparément.

Cet algorithme exécute principalement les opérations suivantes :

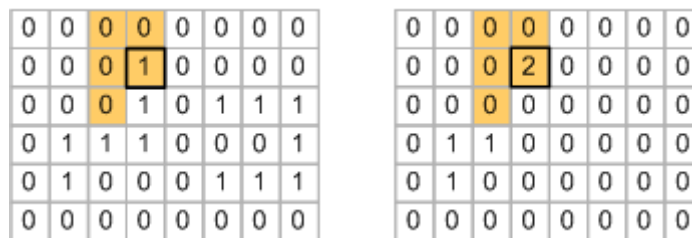
- Un balayage est effectué sur l'image binarisée colonne par colonne.
- Si un pixel non nul est rencontré, les pixels voisins déjà traités sont considérés (figure 2.16 a) et l'image résultante assigne 1 au pixel équivalent dans une image résultante (figure 2.16 b).



(a) (b)

Figure 2.16: (a) image binarisée ; (b) image résultat.  
Premier pixel non nul rencontré sur l'image (a).

- Le balayage se poursuit et tous les pixels non nuls et voisins du pixel 1 auront la même valeur.
- La valeur 1 sera incrémentée lorsqu'un pixel se retrouvera entouré de zéro. Et tous ses voisins auront la même valeur (figure 2.17).



(a) (b)

Figure 2.17: La seconde fois qu'un pixel non nul est entouré de zéros, la valeur 2 est assignée à sa position sur l'image résultat.

Cette valeur est provisoire car à la fin du processus certains pixels peuvent se trouver voisins de deux valeurs différentes comme illustré dans la figure suivante.

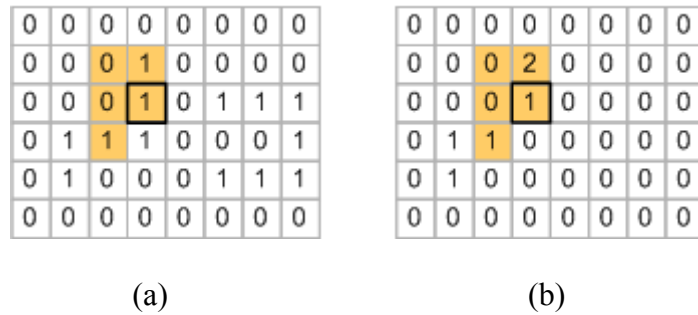


Figure 2.18: Situation entraînant la présence d'un point singulier.

Une deuxième étape pour la détection de ces points singuliers est nécessaire et le résultat pour cet exemple est illustré par la figure 2.19.

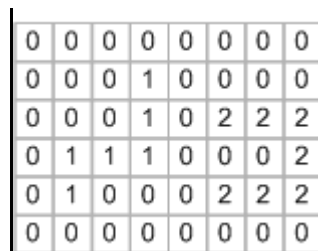


Figure 2.19: Intensités résultantes de la partition de graphe de l'image (a).

Sur l'image résultat chaque objet sera d'une couleur ou d'un niveau de gris différent des autres.

## 5. Conclusion

Nous avons décrit dans ce chapitre les notions essentielles de traitement des données ultrasonores utilisées dans ce travail. Les progrès de la technologie et les performances des circuits logiques programmables ont rendu possibles l'implantation des techniques classiques et certains algorithmes de traitements avancés sur les appareillages récents.

L'automatisation des acquisitions et de l'interprétation est l'un des enjeux de la recherche actuellement. En particulier lors des contrôles effectués dans les milieux dangereux (radiations, très hautes températures etc.). Des robots sur lesquels sont fixés les traducteurs, ainsi que les circuits électroniques, se déplacent sur la structure sous contrôle, et les données sont mémorisées puis traitées à posteriori pour l'interprétation et la prise de décision.

Nous décrirons dans le chapitre suivant les méthodes de l'intelligence artificielle que nous avons exploitées dans le but de rendre entièrement automatique l'interprétation des données ultrasonores, envisageant leur implantation dans une seconde phase.

Chapitre 3 :  
INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

## ***Chapitre 3***

# ***INTELLIGENCE ARTIFICIELLE***

### **1. Introduction**

Lorsque de grandes structures sont inspectées (cuves de réacteurs, pipelines, rails ...) la quantité de données à interpréter devient énorme et un sérieux besoin d'automatiser les traitements se fait sentir. Ces dernières années, l'intelligence artificielle (IA) a pris une dimension nouvelle dans ce domaine (Yella 2006). Son objectif est de permettre à un expert d'appréhender de manière synthétique et pertinente un important volume de données et de trouver une proposition de diagnostic. Cet essor est dû en grande partie aux performances graphiques et au faible coût des matériels actuels, mais aussi aux méthodes développées dans cette discipline. Les traitements en vue d'une automatisation de l'interprétation des données sont réalisés aussi bien sur les signaux A-scan que sur des images synthétisées.

Des méthodes de l'intelligence artificielle les plus utilisées on peut citer :

- Les réseaux de neurones, modèles mathématiques dont la conception est très schématiquement inspirée du fonctionnement des neurones biologiques.
- la vision artificielle qui consiste à analyser une série d'images issues de différentes techniques (radiographie, photos, images ultrasonores etc.) et utilisant les algorithmes existants de traitement de l'image.
- Le raisonnement par comparaison de cas où les données (signaux ou images) obtenues dans les cas de contrôle connus sont mémorisées et servent de modèles dans la phase de la prise de décisions. La base de données doit dans ce cas être régulièrement actualisée en fonction des situations nouvelles.

Les réseaux de neurones occupent une place de choix vue la simplicité de leur mise en œuvre.

## **2. Reconnaissance de formes**

La reconnaissance de formes peut être définie comme étant un ensemble de techniques de détection et d'identification des formes d'objets dans des images (réelles ou artificielles). Le principe est d'associer à la forme observée une forme type (appelée prototype) qui lui ressemble le plus, en s'appuyant sur les informations collectées sur l'image après un pré-traitement (filtrage, segmentation,...). Pour cela, plusieurs méthodes ont été élaborées et regroupées dans deux catégories : les méthodes statistiques et les méthodes structurelles.

La méthode que nous avons choisi de développer fait partie des méthodes statistiques et est basée sur la reconnaissance de courbes par paramétrage, il s'agit de la transformée de Hough. Ses principaux atouts sont sa capacité de détecter des courbes même discontinues ou légèrement déformées comme cela est souvent le cas dans les images ultrasonores.

## **3. La transformée de Hough**

### **3.1 Historique**

Cette transformation a été proposée par P.V.C. Hough dans un brevet déposé en 1960 afin de détecter des droites. Ignorée pendant plusieurs années, elle fait l'objet, depuis les travaux de Rosenfeld et Duda et Hart au début des années 70, d'une attention soutenue de la part de la communauté scientifique. En 1969, Rosenfeld la fait évoluer pour détecter des formes géométriques paramétrées (droite, cercle,...). Plusieurs travaux de reconnaissance de formes ont suivis comme ceux de Ballard et Sklansky (1978) afin de l'optimiser, mais d'un point de vue théorique seulement, puisque les calculs volumineux nécessaires étaient impossibles à faire avec les calculateurs de l'époque. Durant les années 80, le progrès de l'informatique a permis de simplifier les calculs et on a assisté à l'introduction de la transformation de Hough dans le domaine industriel pour des tâches de reconnaissance de formes. Par ailleurs, plusieurs travaux de recherche ont été réalisés pour la détection de formes géométriquement complexes comme des objets à 3D ou bien des formes quelconques (Raymond 1995, Shen 1996).

La transformée de Hough est une transformation mathématique permettant de détecter et de localiser dans des images la présence de courbes paramétriques appartenant à une famille connue (droite, cercle, parabole,...) : à partir d'un nombre de points, appelés points caractéristiques. Elle s'applique généralement en trois étapes :

- 1 Le pixel de l'image source est transformé en une courbe paramétrée
- 2 Les courbes paramétrées sont classées et comptées dans un espace accumulateur.
- 3 Les courbes ayant obtenu le plus grand score seront sélectionnées pour représenter la forme dans l'image source.

### 3.2 Principe général de la Transformée de Hough

Dans une image, une courbe quelque soit sa forme, peut être définie d'une manière unique par un ensemble de points. Il existe, en général, un ensemble de paramètres qui lient ces points par leur information spatiale, ou bien leurs coordonnées dans l'espace image (par exemple, une pente représente le paramètre qui lie plusieurs points alignés). On dit que la courbe est paramétrée et peut être modélisée par une équation mathématique qui donnera la relation entre les deux ensembles (par exemple l'équation d'une droite, d'un cercle, ...).

De ce fait, le principe général de la transformation de Hough est d'établir une projection de l'espace image à  $N$  dimensions (noté  $I$  et défini par ses variables  $x_i$  pour  $i=1:N$ ) vers l'espace des paramètres à  $M$  dimensions (noté  $H$  et défini par ses variables  $a_j$  pour  $j=1:M$ ), tel que les deux espaces sont liés par le modèle mathématique  $x_i = f(a_j)$ . Il suffit donc de trouver les paramètres qui définissent la forme à détecter.

Par exemple, pour le cas d'une droite qui a pour équation  $y = ax + b$  (où  $a$  représente sa pente et  $b$  son ordonnée à l'origine), la transformation de Hough est résumée par :

$$I = \{x,y\} \longrightarrow TH \longrightarrow H = \{a,b\}$$

Il existe deux sortes de transformation de Hough (selon la formulation de l'équation mathématique reliant les deux espaces).

#### - Transformation de 1 à m.

Dans cette définition on associe à tout point  $I=(x_0,y_0)$  toutes les droites du plan. Elles sont définies par  $b = -x_0a + y_0$ . (où  $x_0$  est la pente et  $y_0$  l'ordonnée à l'origine (d'où le nom de 1 à m (many en anglais)). Ainsi,  $n$  points alignés dans l'espace  $(x, y)$  génèrent  $n$  droites dans l'espace  $(a, b)$  qui vont se croiser en un point correspondant aux paramètres  $(a_d, b_d)$  de la droite composée des  $n$  points.

#### - Transformation de m à 1

Dans cette définition on choisit d'associer à tout bipoint  $(M_1, M_2)$  une droite  $D$  de  $H$  qui se transforme en un point unique  $Q_{ij}$  dont les coordonnées  $(a_i, b_j)$  sont déduites de l'équation de  $D$  (à  $m$  points de  $I$  est associé 1 point de  $H$ ).

Ces deux transformations sont différentes dans le principe mais conduisent au même résultat.

### 3.3 Mise en œuvre pratique de la transformée de Hough

Dans la pratique l'espace  $H$  est discrétisé. La transformée de Hough est stockée dans un tableau à deux dimensions, constitué de cellules, et appelé accumulateur de Hough.

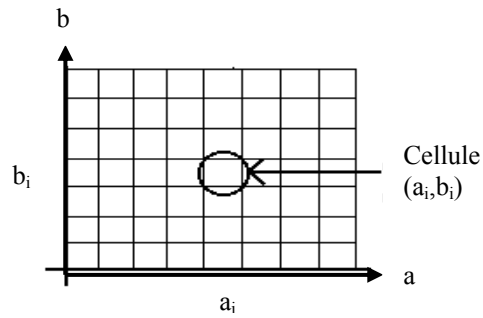


Figure 3.1: Espace de Hough.

Au début de la transformation, tous les accumulateurs sont mis à zéro. Les points appartenant à la droite recherchée de l'espace image sont alors considérés systématiquement (balayage). Pour chaque point, on détermine la droite associée dans l'espace H (donc sur les cellules).

A chaque fois qu'une droite correspond à une cellule, son accumulateur sera incrémenté de un. Cette opération est appelée par abus de langage « vote », On attribue donc à chaque accumulateur un score variant selon le nombre de votes. Lorsque le vote est terminé, les accumulateurs contenant les plus grands scores (les maximums relatifs) déterminent la présence des droites de l'image source.

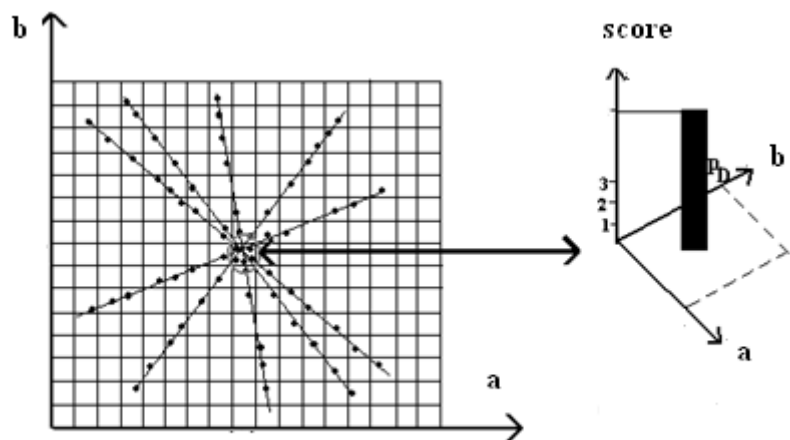


Figure 3.2: Représentation de l'opération de vote.

### 3.4 La Transformée de Hough aléatoire

Dans le but de réduire de façon significative le nombre de calculs, une approche qui consiste à ne traiter qu'un nombre de points aléatoirement extraits du contour a été imaginée par (Xu 1990). Le nombre de calculs sera ainsi réduit ainsi que le temps de traitement et la mémoire nécessaire à la construction de l'espace de Hough. C'est cette méthode que nous avons utilisée dans ce travail.

### 3.5 Détection de cercles par la transformée de Hough aléatoire

L'équation d'un cercle de rayon  $r$  et de coordonnées  $(x_0, y_0)$  s'écrit :

$$(x-x_0)^2 + (y-y_0)^2 = r^2 \quad (3.1)$$

Les trois paramètres à déterminer étant  $x_0, y_0$  et  $r$  et l'espace de Hough sera donc de dimension 3. Pour tous les points de la courbe analysée, toutes les cellules  $a, b, r$  qui satisfont l'équation du cercle sont incrémentées. A la fin du processus, la cellule ayant obtenu le maximum de votes déterminera le cercle détecté.

L'implémentation dans cette situation nécessitera un temps de calcul et un espace mémoire très importants. La connaissance préalable du rayon réduira la dimension de l'accumulateur à 2, entraînant par conséquent une économie en mémoire nécessaire et en temps de calcul.

Utilisant la transformée de Hough aléatoire, le processus ne sera appliqué qu'à un nombre de points aléatoirement tirés du contour.

L'algorithme peut se résumer comme suit :

*Initialiser un accumulateur  $Ac(a,b,r)$  à zéro*  
*Pour un nombre de tirage  $N$  faire*  
*tirer 3 points aléatoirement du contour*  
*Calculer les paramètres  $a, b, r$  ;*  
*$Ac(a,b,r) = Ac(a,b,r) + 1$  ;*  
*Fait;*

### 3.6 Détection de paraboles

Une parabole est un ensemble de points de coordonnées  $(x,y)$  vérifiant l'équation :

$$ax^2 + bx + c = 0 \quad (3.2)$$

Les paramètres à déterminer étant  $a, b, c$  l'espace de Hough sera donc de dimension 3.

Dans les cas où seuls les sommets des paraboles sont recherchés, l'espace de Hough peut être construit en calculant les coordonnées de ces sommets en réalisant des tirages de trois points (suffisants pour déterminer l'équation d'une parabole les incluant).

L'algorithme est élaboré selon le même principe que la détection de cercles, c'est-à-dire, initialisation d'un accumulateur, tirage de trois points aléatoires sur la courbe analysée, calcul du sommet de la parabole correspondante et incrémentation de la cellule relative à ce sommet. La cellule ayant reçu le maximum de votes déterminera le sommet de la parabole détectée.

## 4. Les réseaux de neurones artificiels

### 4.1 Historique

Les réseaux de neurones formels sont des modèles théoriques de traitement de l'information inspirés des observations relatives au fonctionnement des neurones biologiques et du cortex cérébral. Ce domaine a sérieusement pris naissance durant les années 40 avec le modèle de Hebb qui a envisagé la possibilité de comprendre les comportements physiologiques à partir de la théorie au niveau cellulaire pour l'apprentissage (Beghdadi 2005) Ces travaux conduisirent au modèle du perceptron qui a principalement été appliqué à la reconnaissance de caractères dans les années 60. Mais ce n'est qu'à partir de 1986 que la recherche dans ce domaine a connu une expansion importante du fait de la publication de modèles de réseaux et d'algorithmes d'apprentissage suffisamment efficaces pour résoudre des problèmes réalistes et complexes (Rumelhart 1986).

### 4.1 Classification par neurone élémentaire

En 1943 Mc Culloch et W. Pitts définissent le neurone formel comme élément binaire : Le neurone est soit actif (état 1) soit inactif (état 0). Ils démontrent que tout ce qui est calculable par l'homme ou une machine peut l'être en principe par une suite de manipulation de 0 et de 1 à l'aide d'un assemblage de neurones formels. Ce résultat a été largement utilisé dans le fonctionnement des ordinateurs qui utilise le codage binaire (McCulloch 1943).

Elément de base des réseaux de neurones, il est composé par la succession de deux opérations (figure 3.3) une sommation des entrées pondérées par des coefficients appelés poids pour l'élaboration du potentiel du neurone et une opération non linéaire de seuillage qui calcule la sortie du neurone en fonction de ce potentiel.

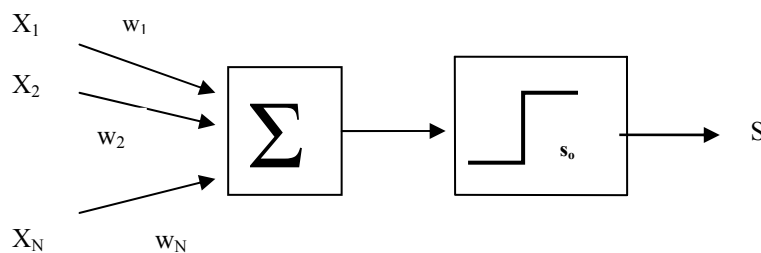


Figure 3.3: Modèle du neurone formel.

Une généralisation de ce modèle est présentée figure 3.4 où le fonction d'activation est cette fois-ci une fonction non linéaire. La sortie du neurone notée  $S$  s'exprime alors de la façon suivante :

$$S = F(\sum_{i=1}^N x_i w_i - s_0) \quad (3.3)$$

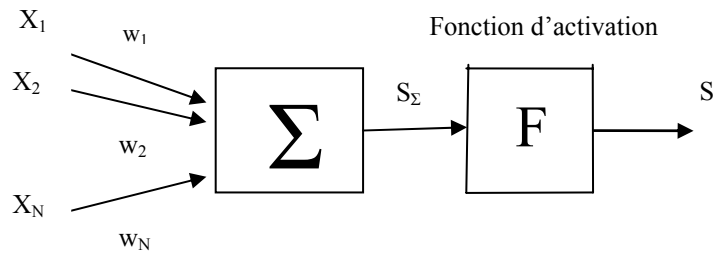


Figure 3.4: Modèle du neurone formel généralisé.

Ou encore en rajoutant une entrée constante  $Y_0$  de valeur 1 pondérée par un poids  $b = -S_0$  appelé biais.

$$S = F(S_\Sigma) \quad (3.4)$$

où 
$$S_\Sigma = \sum_{i=1}^N w_i x_i + b = \mathbf{xw} + b \quad (3.5)$$

Avec  $S_\Sigma$  : potentiel d'activation

$\mathbf{w}$ : Le vecteur poids

$F$  : Fonction d'activation

$\mathbf{x}$ : Vecteur entrée du neurone

Plusieurs fonctions d'activation peuvent être utilisées parmi lesquelles :

La fonction de Heaviside :

$$F(S_\Sigma) = \begin{cases} 1 & \text{si } S_\Sigma \geq 0 \\ 0 & \text{si } S_\Sigma < 0 \end{cases} \quad (3.6)$$

La fonction signe si l'on désire avoir une sortie symétrique comprise entre -1 et +1 :

$$F(S_\Sigma) = \begin{cases} -1 & \text{si } S_\Sigma \geq 0 \\ +1 & \text{si } S_\Sigma < 0 \end{cases} \quad (3.7)$$

La fonction linéaire :

$$F(S_\Sigma) = S_\Sigma \quad (3.8)$$

La fonction sigmoïde :

$$F(S_\Sigma) = (1 + \exp(-S_\Sigma))^{-1} \quad (3.9)$$

La fonction hyperbolique :

$$F(S_\Sigma) = \frac{1 - \exp(-S_\Sigma)}{1 + \exp(-S_\Sigma)} \quad (3.10)$$

La fonction gaussienne:

$$F(S_{\Sigma}) = \exp(-S_{\Sigma}^2/2\sigma^2) \quad (3.11)$$

Le choix de la fonction d'activation dépend de l'application à traiter. Pour le problème de la classification on utilise généralement des fonctions à seuil ou des sigmoïdes. Ces dernières ont l'avantage d'être dérivables, ce qui permet d'utiliser des algorithmes de type gradient plus performants.

#### 4.2 Séparation linéaire entre deux classes

Le problème de la classification consiste à décider à quel sous-ensemble d'une partition une observation donnée appartient (Arques1991).

#### 4.3 Le perceptron

Le perceptron est le premier des réseaux de neurones utilisé comme classifieur linéaire. En reprenant le modèle défini à la figure 3.3, où la fonction seuil est employée comme fonction d'activation, on a :

$$\begin{aligned} S &= 1 && \text{si } \sum_{i=1}^N w_i x_i + b > 0 \\ S &= 0 && \text{sinon} \end{aligned} \quad (3.12)$$

Cette expression peut s'interpréter comme une règle de décision d'un problème de classification à deux classes  $C_1$  et  $C_2$ . L'objet représenté par le vecteur paramètres  $\mathbf{Y}$  est affecté à la classe  $C_1$  si la sortie du neurone est égale à 1, et à la classe  $C_2$  si la sortie est nulle. Le perceptron réalise donc une partition des vecteurs d'entrée en deux classes où la frontière séparatrice est définie par l'équation :

$$\sum_{i=1}^N w_i x_i + b = 0 \quad (3.13)$$

Le perceptron peut donc être vu comme une fonction discriminante linéaire dont les vecteurs directeurs sont les poids  $W_i$ . Le résultat est illustré par la figure 3.5 dans le cas d'un vecteur d'entrée de dimension 2.

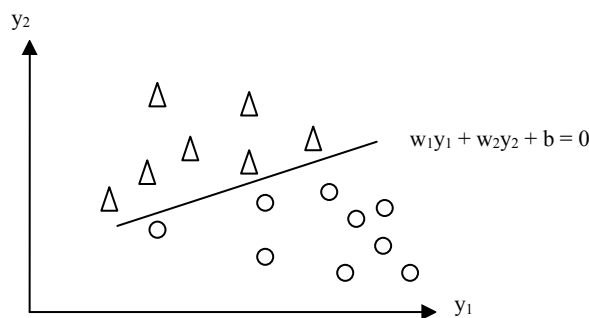


Figure 3.5: Séparation linéaire de deux classes réalisée par un perceptron.

La classification peut aussi déterminer une probabilité d'appartenance à une classe. Dans ce cas, la fonction de Heaviside sera remplacée par la fonction sigmoïde dont les valeurs sont comprises entre 0 et 1.

Dans le cas où la classification devrait contenir  $n$  classes,  $n$  neurones seront nécessaires. Ils sont représentés alignés verticalement et les entrées à classer sont présentées à tous les neurones. Le réseau délivrera autant de sorties qu'il comprend de neurones.

#### 4.4 L'apprentissage

La phase d'apprentissage consiste à déterminer le poids  $w_i$  et le bias  $b$  définissant l'hyperplan séparateur en fonction d'un nombre suffisant d'exemples.

On distingue généralement deux étapes dans une application de classification:

1. L'ajustement des paramètres du classifieur sur un ensemble d'apprentissage.
2. Le test de ses performances sur un ensemble d'évaluation.

L'ensemble d'apprentissage contient des observations ainsi que la connaissance de leur classe réelle. Les paramètres du classifieur sont ensuite ajustés en fonction de ces exemples. Le pourcentage de classifications correctes est finalement mesuré sur un ensemble d'évaluation. Ce dernier ne doit pas contenir d'exemples ayant servi à l'apprentissage sans quoi les mesures seraient faussées (il y a en effet peu de chances pour qu'en situation réelle le classifieur retrouve exactement des observations identiques à celles de l'apprentissage). Les classifieurs par hyperplans nécessitent souvent un apprentissage assez long pour ajuster leurs paramètres internes, mais sont ensuite très rapides en reconnaissance, et peu gourmands en capacité mémoire.

#### 4.5 Règles d'apprentissage

Il existe deux types d'apprentissages. L'apprentissage supervisé où les sorties désirées sont connues et l'apprentissage non supervisé où l'algorithme organise les entrées.

##### *Apprentissage supervisé*

##### **a) La règle du perceptron**

L'algorithme le plus simple utilisant un perceptron est l'algorithme par correction d'erreurs. Cette règle proposée par Rosenblatt (Rosenblatt 1962) est un algorithme modifiant les poids  $w_i$  dans le but de réaliser la classification. Il consiste à présenter au perceptron un certain nombre de fois des vecteurs d'entrées. A chaque fois que la sortie est différente de la valeur désirée les poids sont modifiés.

$$w = w + \eta (S_{désirée} - S_{réelle}) \quad (3.14)$$

Généralement la valeur de  $\eta$  est comprise entre 0 et 1.

L'apprentissage sera terminé une fois que tous les vecteurs ont été présentés sans modification des poids. Ce modèle a rapidement montré ses limites car il exige un échantillon linéairement séparable ce qui est rarement le cas des données que l'on veut faire apprendre artificiellement.

### **b) L'adaline**

Ce modèle proposé par Widrow et Hoff (Baghdadi 2005) est calqué sur celui de McCulloch et Pitts (Paragraphe 4.1) avec la différence que la fonction d'activation identité est substituée à la fonction signe. Il s'agit ici de trouver la meilleure solution qui minimise l'erreur lorsque la séparation linéaire n'est pas possible. La règle de Widrow-Hoff utilise pour le calcul de l'erreur la différence entre la somme pondérée des entrées et la sortie désirée. Ce qui permet de continuer à modifier les poids même si la classification est correcte. Cette règle permet d'obtenir une solution approchée dans le cas où la séparation linéaire n'existe pas en recherchant un minimum de l'erreur dans la classification par une méthode analogue à une descente de gradient.

### **4.6 Le perceptron multicouches**

Les neurones sont disposés en plusieurs couches. Les informations en entrée sont connectées à tous les neurones de la première couche et tous les neurones de la première couche sont connectés à tous les neurones de la seconde couche. Et ainsi de suite jusqu'à la dernière couche, appelée couche de sortie. L'algorithme de rétropropagation du gradient a été proposé en 1986 par Rumelhart (Rumelhart 1986). Il s'agit d'un algorithme d'apprentissage dédié aux réseaux multicouches. Il consiste à effectuer tout d'abord une propagation de l'entrée à travers le réseau afin de déterminer l'erreur commise par chaque neurone de sortie. Puis l'algorithme consiste à rétropropager cette erreur depuis la sortie jusqu'à l'entrée.

#### ***L'apprentissage non supervisé***

Dans la classification supervisée, la classe de chaque exemple utilisé dans l'apprentissage est connue. On crée donc des régions de décision conformément à cette information.

La classification non supervisée consiste à grouper les exemples sans avoir d'indications de classes au préalable. La seule possibilité est de les regrouper en classant ensemble les exemples proches au sens métrique (souvent métrique Euclidien).

Kohonen a proposé un modèle qui répond d'autant plus fortement que le vecteur d'entrée est proche de son vecteur poids. Lorsqu'une entrée est présentée, les sorties évoluent sous l'effet des connexions intra-couches, puis se stabilisent rapidement de telle sorte que le neurone qui répondait initialement le mieux à l'entrée, ainsi que ses voisins soient actifs. L'algorithme apprend donc à modéliser un ensemble de données appelé ensemble de stimuli  $Q$  tel que  $Q \gg N$ . Chaque neurone étant un prototype, on lui associe un vecteur de poids  $w_i$  appartenant à l'espace d'entrée. Le réseau apprend

donc, pour un ensemble de stimuli donné, à positionner dans cet espace d'entrée,  $N$  centres  $\mathbf{w} = \{w_1, w_2, w_3, \dots, w_N\}$ . Dans un espace vectoriel, on utilise la norme  $\|\mathbf{w} - \mathbf{x}\|$  pour calculer la distance entre les vecteurs  $\mathbf{w}$  et  $\mathbf{x}$ .

Considérons un réseau de  $M$  neurones dans lequel tous les neurones reçoivent le même vecteur d'entrée  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_K]^T$ . Le neurone qui répondra le plus fortement (neurone vainqueur) sera celui pour lequel  $\|\mathbf{w}_j - \mathbf{x}\|$  est minimal. La sortie  $O_j$  d'un neurone  $j$  est alors :

$$O_j = \sum_{i=1}^k (w_{ij} - x_i)^2 = \|\mathbf{w}_j - \mathbf{x}\|^2 \quad (3.15)$$

Par exemple dans le cas trivial ou  $N=1$ , la meilleure position possible est la position du centre de masse, qui minimise la distance à l'ensemble des données.

#### 4.7 Cartes Auto Organisées

Outre la modélisation des entrées avec des prototypes, une carte auto-organisée permet de construire un graphe (généralement une chaîne unidimensionnelle ou grille bi-dimensionnelle de neurones) permettant de structurer un espace, donc de visualiser en une ou deux dimensions, la topologie des liens entre les classes. La figure 3.6 montre le déplacement d'un groupe de neurones  $i \in \{a, b, c\}$  appartenant à un groupe  $Vg$  de voisins du gagnant  $g$ .

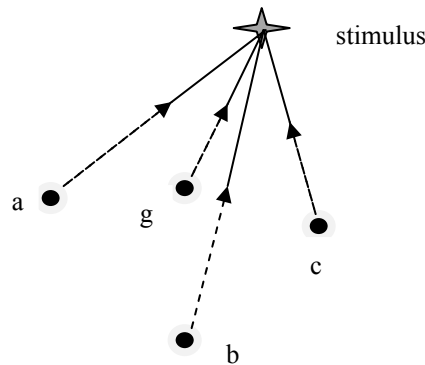


Figure 3.6: Déplacements d'un groupe de neurones.

#### Formalisme mathématique

Les stimuli sont tour à tour aléatoirement tirés. Chaque stimulus est présenté à tous les neurones du réseau (couche de Kohonen) parmi lesquels un vainqueur est sélectionné. On parle d'*apprentissage compétitif*. Le neurone vainqueur est le prototype le plus proche au sens d'une norme définie comme la norme euclidienne rappelé précédemment, du stimuli présenté. Le neurone gagnant ajuste donc son vecteur poids en se rapprochant de ce stimulus. Les neurones qui lui sont liés, i.e. ses voisins dans la grille de voisinage, apprennent de façon identique. On note  $Vg$  ce voisinage et l'on obtient l'équation de mise à jour des poids :

$$\begin{cases} w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta(t) \cdot [x_i(t) - w_{ij}(t)] & \text{si } i \in V_g(t) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.16)$$

Ainsi, un voisin  $i$  se déplace d'un pourcentage  $\eta(t)$  sur la droite  $(x_i(t), w_{ij}(t))$ . L'exemple de la figure 3.6 illustre le cas où  $\eta(t) = 0.5$ .

## 5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit les différentes méthodes d'intelligence artificielle utilisées dans ce travail. Dans certaines procédures de contrôle, les défauts présents dans la structure entraînent l'apparition de formes spécifiques sur les images synthétisées, et l'application de méthodes de l'IA apporte une aide appréciable pour leurs caractérisations. La transformée de Hough est utilisée lorsque la forme peut être exprimée par une formule mathématique, et les réseaux de neurones permettent de déterminer des classes de données similaires ou résultant de discontinuités de même nature.

Le pic résultant de l'application de la SSP sera exploité pour déterminer le *temps de vol* du signal écho, et définir l'abscisse de l'élément de la matrice creuse, construite au fur et à mesure des déplacements des traducteurs.

Nous allons décrire dans le chapitre suivant, une combinaison de la TH et de la partition de graphe pour la reconnaissance automatique de défauts. L'utilisation conventionnelle de la TH étant basée sur l'observation de pics sur un accumulateur construit, la partition du graphe va permettre d'automatiser la localisation de ces sommets, et donc des coordonnées de la forme recherchée.

Les réseaux de neurones seront utilisés pour deux objectifs : La discrimination des signaux *défauts* des signaux *non défauts* et la normalisation de la matrice creuse, dans le but de fixer le nombre de ses éléments sans modifier la forme de la courbe formée.

## Chapitre 4 :

# DETECTION DE DEFAUTS CIRCULAIRES PAR ANALYSE D'IMAGES C-SCAN

## *Chapitre 4*

# ***DETECTION DE DEFAUTS CIRCULAIRES PAR ANALYSE D'IMAGES C-SCAN***

### **1. Introduction**

Dans ce chapitre nous allons décrire une méthode d'analyse automatique d'images C-scan pour la reconnaissance de défauts ayant des formes quasi circulaires. L'automatisation de l'interprétation nous a conduit à une exploitation originale de la transformée de Hough habituellement basée sur une observation visuelle. En effet, cette technique consiste à construire un accumulateur appelé espace de Hough dont les coordonnées des maximums correspondent à la forme recherchée (chapitre 3). Dans une interprétation automatique la détection de maxima peut toujours se faire sans que cela soit réellement un pic significatif. Un autre inconvénient de la TH réside dans le nombre important d'opérations à effectuer, en particulier lorsque le nombre de paramètres augmente. Pour la détection de cercles, caractérisés par les coordonnées du centre et la longueur du rayon, le nombre d'opérations serait égal à  $N_c = \frac{1}{6}N(N-1)(N-2)$  où  $N$  est le nombre de pixels à traiter.

Dans ce travail, nous avons donc poursuivi deux objectifs:

- Réduire le nombre de paramètres à 2 en se limitant aux seules coordonnées du centre. Ceci est rendu possible par la séparation des objets en groupes de pixels et un calcul a priori du rayon éventuel, en fonction du nombre de pixels du groupe. Le nombre d'opérations dans ce cas sera réduit à  $N_c = \frac{1}{2}N(N-1)$ .

Le recours à la transformée de Hough aléatoire, s'appliquant à un nombre de points caractéristiques limité, contribue à réduire davantage le nombre d'opérations à effectuer.

- Automatiser l'interprétation de l'espace de Hough par l'analyse du résultat de traitement de chaque groupe de pixels.

## 2. Etat de l'art

Dans le cas de la détection de défauts volumiques, la représentation des données sous forme d'images C-Scan est généralement utilisée. Un balayage à la surface de la pièce est effectué pas à pas par un traducteur ultrasonore selon deux directions orthogonales. Le signal A-scan reçu est observé à une profondeur fixée. Une fenêtre temporelle sur le signal reçu est utilisée pour ce faire. Il en résultera alors une représentation de la section de la pièce à cette profondeur (chapitre 1).

Sur l'image obtenue, les méthodes classiques de traitement peuvent être utilisées pour l'amélioration du contraste ou pour l'interprétation des résultats. Il est toutefois nécessaire, dans certaines situations, d'avoir recours à des techniques avancées permettant soit une meilleure détectabilité, soit une automatisation de l'interprétation ou une aide à la décision. L'engouement pour le traitement en temps réel oriente aussi la recherche vers des méthodes implantables sur circuits logiques. Parmi les travaux réalisés ces dix dernières années, nous pouvons citer :

Ashari qui propose une segmentation en régions de l'image, réalisée au fur et à mesure des acquisitions, donc avant la synthèse totale de l'image. L'intérêt réside dans la possibilité de travailler en temps réel après implantation sur circuit FPGA. La méthode de segmentation des images ultrasonores est basée sur l'adaptation du seuil pour l'extraction des régions contenant des défauts (Ashari 2004).

Iscan utilise l'auto organisation de cartes par réseaux de neurones combinée à un seuillage automatique des niveaux de gris pour la segmentation d'images C-scan. Cette méthode comparée à la segmentation par filtrage utilisant la FFT 2D et à la segmentation par la transformée en ondelettes 2D, résout le problème du choix du seuil (Iscan 2006).

El Behiery et al. utilisent une base de données constituée d'images ayant fait au préalable l'objet d'ajustements d'intensités ou d'égalisation d'histogrammes. Ces images sont présentées dans la phase de reconnaissance en entrée pour la caractérisation de défauts par comparaison (El Behiery 2005).

La vision artificielle a été exploitée par Boukouvalas pour l'automatisation de la caractérisation de défauts par une nouvelle représentation fréquentielle utilisant la distribution de Wiener (Boukouvalas 2006). Dans les images obtenues en couleurs, le défaut est mis en valeur. Cependant, l'utilisation de différents filtres pour les différents défauts recherchés présente un inconvénient dans l'utilisation de cette méthode.

Se Ho Che présente une méthode de détection de défauts en temps réel dans laquelle un filtre Laplacien est utilisé, suivi d'un double seuillage pour binariser l'image. Cette

méthode est limitée quand il s'agit de détecter des coins ou des courbes (Se Ho Che 2007).

Atiqur propose une méthode automatique de de la forme d'un défaut en temps réduit en constituant une base de données contenant des images binarisées. Ces images seront utilisées dans une comparaison avec l'image à tester (binarisée également). La comparaison se fera entre les nombres de pixels nuls dans les deux images, dans une première phase, puis entre les surfaces des objets détectés dans une seconde phase (Atiqur 2009).

Chen utilise l'analyse en composantes indépendantes (méthode qui relève des réseaux de neurones des statistiques et de traitement du signal) (Chen 2004).

### 3. Acquisition des données

L'image C-scan sur laquelle nous allons étudier la faisabilité de la méthode est une image synthétisée lors d'un balayage d'une pièce expérimentale en acier, contenant plusieurs trous circulaires à fonds plats figure (4.1).

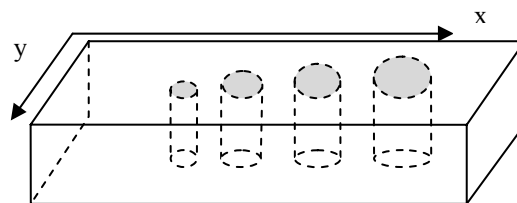


Figure 4.1: Pièce expérimentale comportant des trous à fonds plats.

Le balayage est effectué sur le trou de 10 mm de diamètre, en immersion, selon des directions perpendiculaires  $x$  et  $y$ , avec un pas de déplacement de 1 mm (figure 4.2).

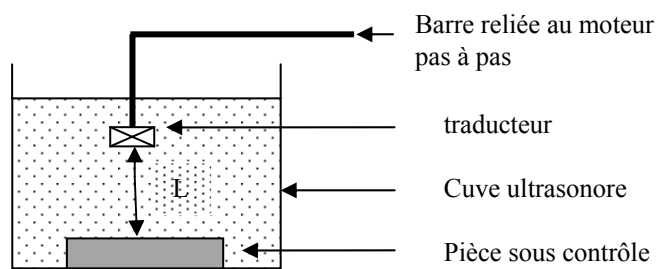


Figure 4.2: Cuve à ultrasons où sont immergés la pièce à contrôler et le traducteur émetteur/récepteur.

Le traducteur utilisé est un traducteur plan de diamètre  $D=10$  mm et de fréquence  $f_0=2.5$  Mhz. La distance optimale entre la pièce et le traducteur est calculée par la

formule en fonction de la longueur d'onde et du diamètre de la pastille piézo-électrique :  $L = D^2 / 4 \lambda$ . Sachant que  $\lambda = c / f_0$  et que la célérité des ondes longitudinales dans l'acier est de 5900m/s, on déduit  $L = 8.4\text{mm}$ .

L'image suivante est synthétisée par concaténation de l'image initiale obtenue par le balayage du trou de 10mm de diamètre et de deux autres images utilisant la même image aléatoirement réduite et de dimension 220x190 pixels.

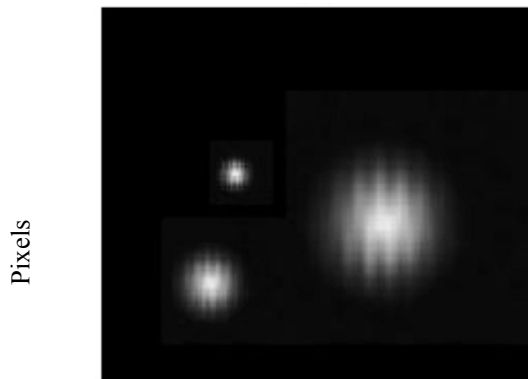


Figure 4.3 : Image C-Scan dans Pixels montrant des inclusions circulaires.

#### 4. Dimensionnement des objets

Au cours du balayage, les amplitudes maximales des signaux dépendent de la surface du faisceau réfléchi par le défaut. Le maximum sera obtenu pour les positions où la réflexion de l'onde est totale. Les limites du défaut correspondront aux positions pour lesquelles la moitié de l'onde est réfléchi. Si l'on établit une courbe représentant l'amplitude maximale du signal reçu en fonction du déplacement du traducteur, la longueur du défaut dans cette direction sera égale à la distance entre les deux positions où le signal a chuté de moitié (-6dB). Cette méthode est aussi appelée « par chute d'écho ». La figure 4.4 résume son principe.

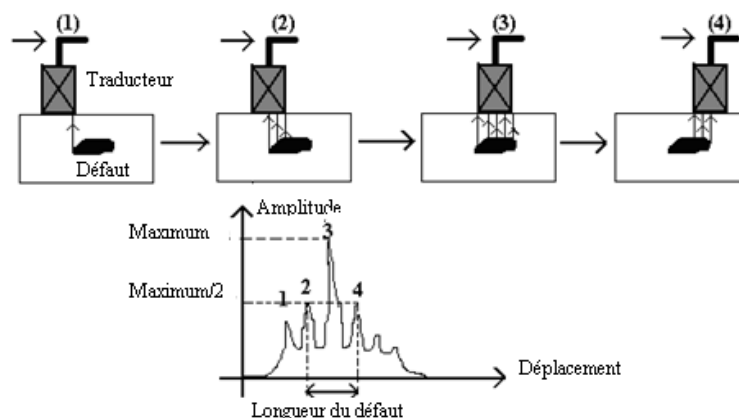


Figure 4.4: Principe de la méthode de dimensionnement à -6dB.

Lorsqu'une image C-Scan est constituée, les dimensions des objets doivent donc être corrigées. Les niveaux de gris étant proportionnels à l'amplitude du signal à cette position, l'application de la méthode -6dB reviendra donc à ne conserver que les pixels dont l'intensité est supérieure à la moitié de l'intensité maximale comme le schématise la figure 4.5.

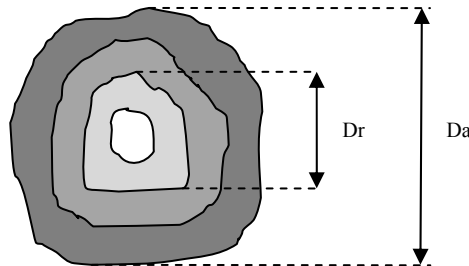


Figure 4.5: Dimensionnement du défaut par la méthode -6dB.  
*Dr*: Taille réelle du défaut, *Da* : taille apparente du défaut.

Les dimensions en mm dépendront de la résolution spatiale au cours des acquisitions. Chaque pixel correspondant à une position du traducteur, un facteur d'échelle faisant correspondre le nombre de pixels à la distance parcourue par le traducteur permettra de déduire la taille réelle du défaut en mm.

## 5. Segmentation de l'image

Nous avons vu au paragraphe précédent qu'au cours du dimensionnement des objets présents dans l'image, les pixels correspondant aux contours réels sont détectés. Si l'on conserve uniquement ces points en leur attribuant une intensité égale à 1 et que l'on assigne la valeur 0 aux pixels restants, une image binaire ne comprenant que les contours des objets, sera obtenue (figure 4.6).

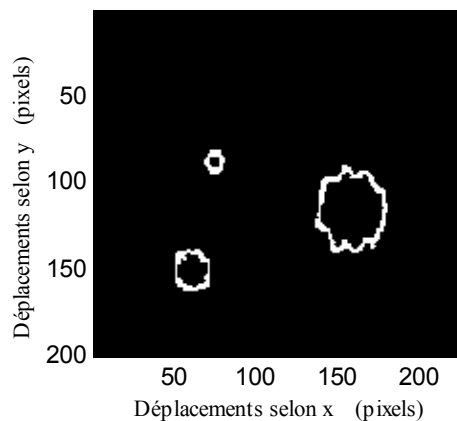


Figure 4.6: Résultat de la segmentation de l'image C-Scan de la figure 4.3.

## 6. Partition de graphe

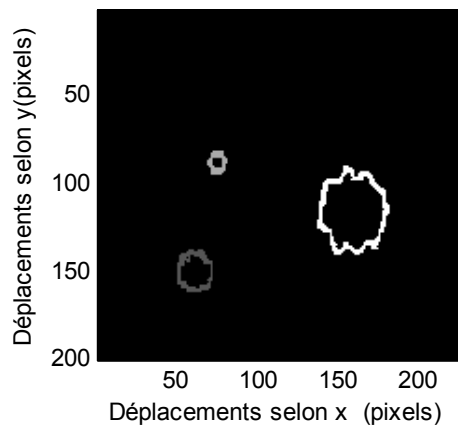
La partition de graphe est le moyen que nous proposons pour parvenir à une automatisation de l'interprétation de l'espace de Hough. Ceci sera décrit dans la section suivante. On rappelle que cette technique va séparer les différents objets constitués de pixels adjacents, en assignant la même valeur entière aux pixels du même objet. Elle consiste à créer des sous ensembles de points  $\Omega_i$  tels que :

$$\Omega_i = \{(x_i, y_i) / (x_i, y_i) \in V_i\} \quad (4.1)$$

On rappelle que l'algorithme consiste à analyser l'image colonne par colonne, et à assigner la même valeur entière à tous les pixels voisins, non nuls. Un pixel appartiendra à un objet distinct lorsqu'il sera non nul et entouré de zéros (chapitre 2). Autrement dit:

$$\text{Si } I(x_k, y_k) \in \Omega_i \text{ alors } I(x_i, y_i) = i \quad (4.2)$$

L'image suivante résulte de la partition de l'image représentée sur la figure 4.7. Chaque objet est d'une couleur ou d'un niveau de gris constant.



*Figure 4.7: Image obtenue par partition de graphe où les pixels de chaque objet ont une même valeur entière.*

## 7. Application de la transformée de Hough aléatoire

La transformée de Hough est une méthode statistique de reconnaissance de forme qui présente l'avantage de détecter des formes mêmes imparfaites ou discontinues comme cela peut être le cas dans les images ultrasonores.

Dans notre application, nous réduisons le nombre de paramètres de l'espace de Hough à 2 en ne considérant que les coordonnées du centre du cercle à détecter. La partition du graphe, en isolant chaque groupe de pixels, permet en effet de calculer le rayon. En

posant l'hypothèse que le contour est un cercle, le rayon de chaque objet est simplement calculé en fonction de la longueur:

$$r = \frac{l}{2\pi} \quad (4.1)$$

Où  $l$  est exprimé en nombre de pixels.

La transformée de Hough est une technique basée sur la détection visuelle de maximums relatifs observés sur l'espace de Hough (chapitre 3). Il est souvent délicat de conclure quant à la forme du pic lorsqu'il présente une largeur importante. De plus, dans une détection automatique, détecter un maximum est toujours possible, même s'il ne provient pas d'un pic.

Dans ce travail, les objets étant séparés, un accumulateur sera construit pour chaque contour et les coordonnées du maximum indiqueront ceux du centre du cercle détecté. Cependant, l'accumulateur aura toujours un maximum, quelque soit sa forme. Et dans une détection automatique cela entrainera des résultats incorrects. Notre approche prévoit donc une analyse automatique de l'accumulateur avant de conclure quant à la forme du contour.

### 7.1 Construction de l'espace de Hough

L'espace de Hough est construit selon la transformation de  $m$  à 1, avec  $m=3$  (chapitre 3). En effet, à partir de trois points caractéristiques du contour, le centre de coordonnées  $(s_i, s_j)$  du cercle les incluant peut être déterminé. La cellule correspondante dans l'espace de Hough est incrémentée. Sur la figure (4.8) on peut constater que si l'objet est un cercle parfait, tous les centres déterminés par tirage de trois points auront le même centre. Le nombre de votes dans la cellule sera égal au nombre de tirages dans un cas idéal, ou très proche dans une situation réelle.

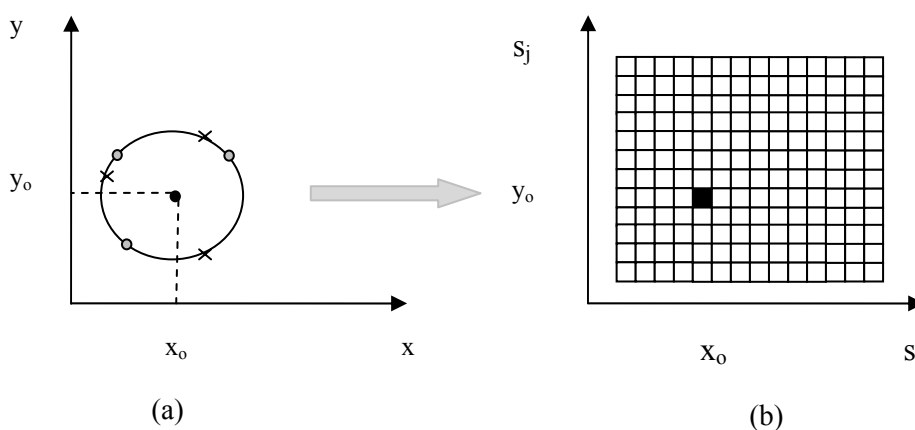


Figure 4.8: (a) Espace des caractéristiques, (b) Espace des paramètres. Les deux cercles déterminés par les deux tirages en (a) 'votent' pour la même cellule en (b).

Dans la situation de la figure 4.8, (pour deux tirages), la cellule  $(x_0, y_0)$  de l'accumulateur comptera deux votes. On écrira :

$$A(x_0, y_0) = 2$$

Pour  $Nt$  tirages,

$$A(x_0, y_0) = Nt$$

Dans le cas où le contour n'est pas un cercle, la figure (4.9) montre que les centres des cercles correspondants aux tirages effectués se trouveront dans des cellules différentes.

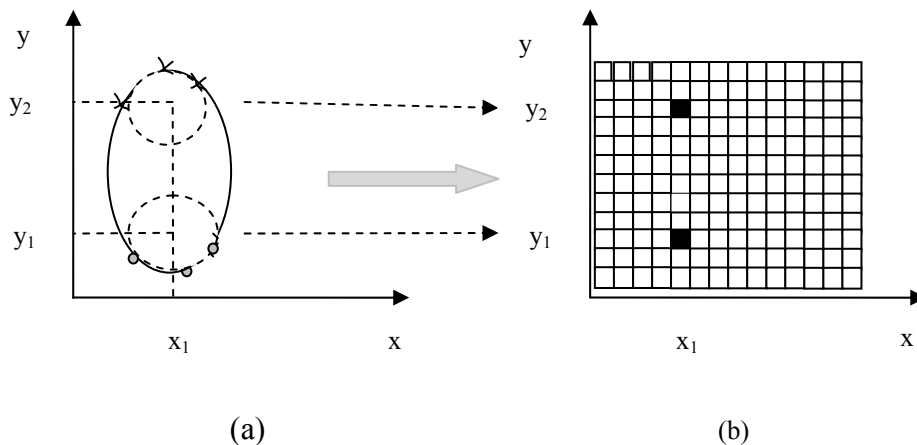


Figure 4.9: (a) Espace des caractéristiques, (b) Espace des paramètres. Les deux cercles déterminés par les deux tirages en (a) ' votent ' pour des cellules différentes en (b).

Dans ce cas :

$$A(x_1, y_1) = 1$$

$$A(x_1, y_2) = 1$$

A la fin du processus, nombre de cellules de l'accumulateur compteront plusieurs votes chacune, et une cellule  $A_{max}$  présentera un maximum. La figure 4.10 illustre un exemple représenté en 3 dimensions.

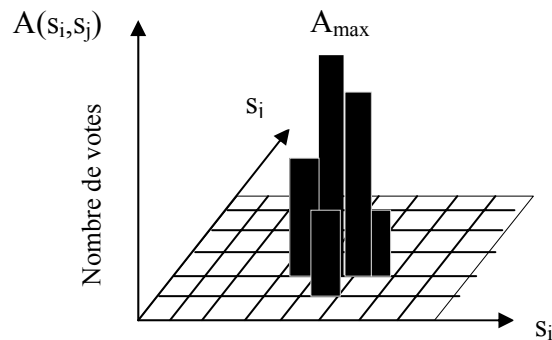


Figure 4.10: Représentation en 3D de l'espace de Hough.

On peut constater que plus la forme s'approche du cercle parfait, plus le pic sera étroit (un cercle parfait aurait produit la seule cellule  $A_{\max}$ ). Il est aussi évident que, quelque soit la forme analysée, il y aura toujours une cellule qui comptera un maximum de votes.

## 7.2 Analyse automatique de l'espace de Hough

Sur la figure 4.11 on peut remarquer que la simple détection des scores maximums ne suffira pas à la reconnaissance de la forme recherchée. Pour une interprétation automatique, l'analyse de l'accumulateur doit permettre d'une part, de reconnaître un pic représentatif de la forme recherchée, et d'autre part de détecter les maximums relatifs qui sont d'amplitudes inférieures à celles des cellules voisines du pic le plus important comme le montre la figure suivante.

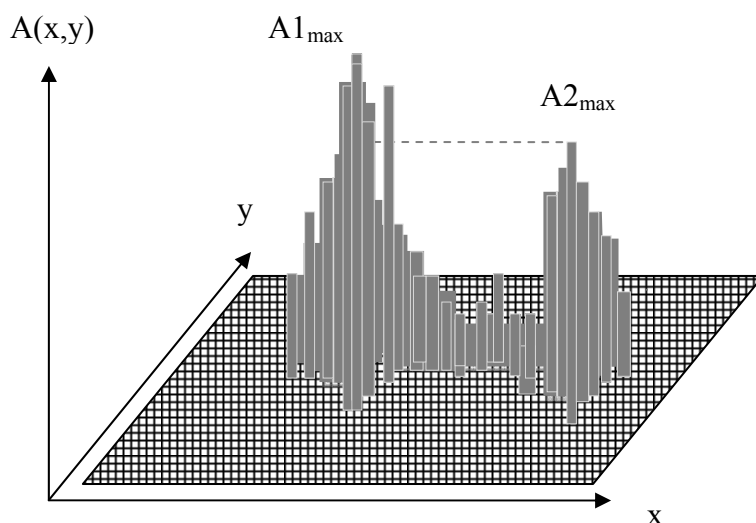


Figure 4.11: Espace de Hough comptant deux pics relatifs à deux objets.

On voit sur la figure 4.11 que le maximum de  $A2_{\max}$  est non seulement inférieur à  $A1_{\max}$ , mais aussi aux cellules voisines de  $A1_{\max}$ . Ceci rend sa localisation délicate dans le cas de l'application conventionnelle de la TH. En effet les deux pics faisant partie d'un même ensemble, la recherche d'un deuxième maximum après prise en considération du premier n'indiquera pas le sommet du deuxième pic, mais la cellule voisine du premier.

En partitionnant l'espace des caractéristiques et en traitant séparément chaque groupe de pixels, nous décomposons cet espace en accumulateurs distincts, ce qui réduira la détection des sommets à une simple détection de maximums. Les coordonnées des pixels n'étant pas modifiées par la partition, les coordonnées correspondront à leurs positions réelles sur l'image source. La distinction des deux pics obtenus sur l'accumulateur construit selon notre approche est illustrée par la figure 4.12 :

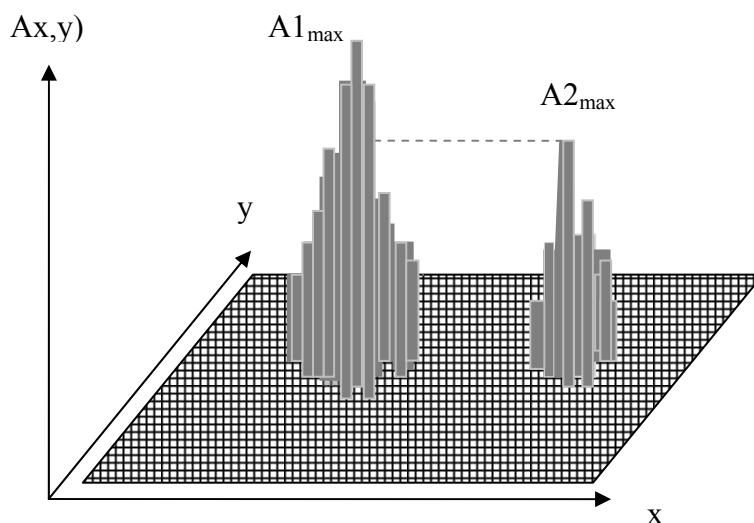


Figure 4.12: Espace de Hough comptant deux pics relatifs à deux objets après partition du graphe.

La partition des caractéristiques sur l'image source en groupes, entraînant une partition équivalente de l'espace de Hough total, aura pour première conséquence la rapidité de la détection du maximum relatif pour chaque contour. Les cellules ayant reçu un nombre important de votes vont se situer autour de la cellule contenant le maximum.

Pour une analyse automatique de l'espace de Hough permettant de conclure, sans visualiser l'accumulateur si le maximum appartient à un pic significatif ou non, nous proposons de comparer le nombre de votes de la cellule  $A_{i_{max}}$  et ceux de ses plus proches voisins (les cercles n'étant pas parfaits), avec le nombre de votes total. La forme ne sera considérée comme circulaire, que si ce nombre est supérieur à un seuil fixé. Il faut donc faire un choix sur le nombre de cellules voisines de  $A_{max}$  et du nombre total de votes que l'ensemble de ces cellules doit atteindre. Expérimentalement, nous avons obtenu une superposition satisfaisante entre les cercles calculés par cette méthode et ceux réellement présents sur l'image

Il reste à déterminer un seuil en dessous duquel les inclusions seront jugées négligeables. Ce seuil, dépendra de la pièce à contrôler et de l'acceptabilité du défaut. Il sera choisi par le contrôleur et la transformée de Hough ne sera appliquée qu'au groupe de pixels dont le périmètre  $l$  est supérieur au périmètre seuil  $l_s$ . Dans ce travail, nous avons pris  $l_s = l_{max}/2$ .

L'algorithme résumant notre approche est donc :

**Pour** tout contour  $i$

Déterminer le nombre de pixels  $N_x$  ;

Si ce nombre est supérieur à  $l_{max}/2$

Calculer le rayon  $r_i$  selon la formule (4.1)

Initialiser un accumulateur  $A_i(N_i, N_j)$

Pour un nombre de tirage  $N_i$

- Sélectionner aléatoirement 3 points sur le contour  $i$
- Calculer les coordonnées  $x_i$  et  $y_i$  du cercle de rayon  $r_i$  et passant par ces trois points, par la formule :

$$(x-x_j)^2 + (y-y_j)^2 = r_i^2$$

- Incrémenter la cellule correspondante de l'accumulateur  $A_i$

$$A_i(x_i, y_i) = (x_i, y_i) + 1$$

Fin pour ;

Comparaison de la hauteur du pic  $A_{imax}$  et du nombre de points  $N_x$  ;

Si  $A_{imax} > N_x/2$  alors le contour  $i$  est un cercle;

**Fin pour.**

### 7.3 Résultats

La figure suivante montre le résultat obtenu de l'application de notre approche sur l'image représentée par la figure 4.7.

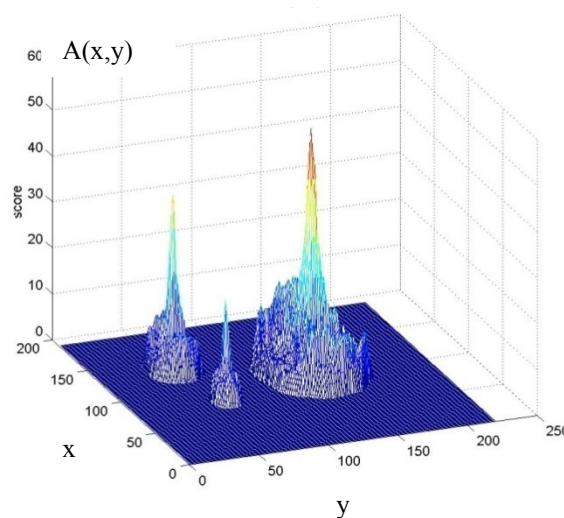


Figure 4.13: Espace de Hough où apparaissent distinctement les trois pics correspondants aux trois cercles.

Sur la figure suivante sont représentés les cercles dont les rayons sont calculés à partir de la formule (4.1) et centrés aux coordonnées des maximums de l'espace de Hough, sur l'image C-scan initiale.

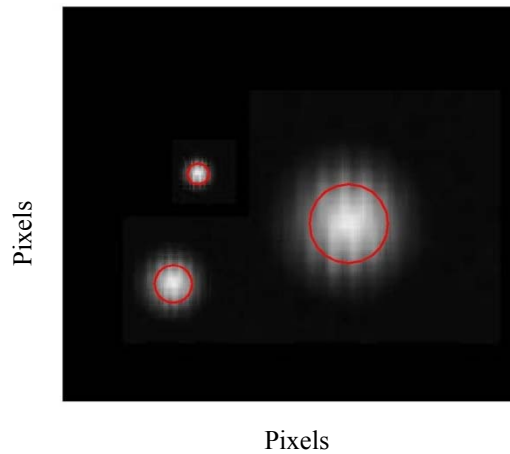


Figure 4.14: Superposition des cercles déduits de l'espace de Hough et des objets sur l'image.

## 8. Application de la méthode sur un cas de contrôle réel

La figure 4.15 représente une image C-scan obtenue par le contrôle d'une pièce de Titanate d'Aluminium (Ti-Al) et contenant des inclusions d'acier. Un traducteur de fréquence nominale égale à 5 Mhz effectuant des déplacements selon les axes horizontal et vertical, a été utilisé.

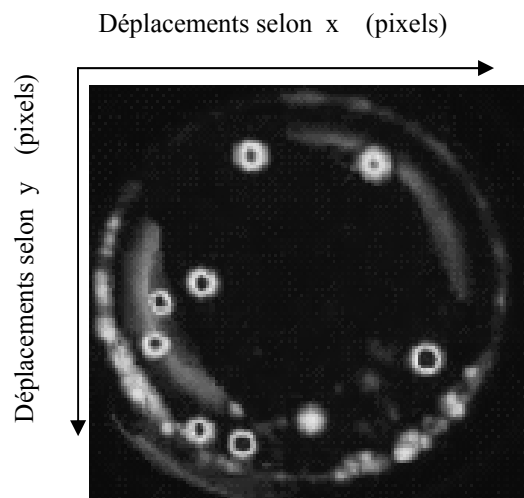


Figure 4.15: Image C-scan d'une pièce de Ti-Al contenant des inclusions d'acier.

Nous avons fixé le seuil de détectabilité à la moitié de l'inclusion maximale. C'est ce qui a éliminé la représentation des cercles intérieurs obtenus par la segmentation. Dans ce cas de figure, la squelettisation des formes aurait pu être utilisée.

Sur la figure suivante, les cercles rouges indiquent les positions des cercles résultants de l'application de cet algorithme.

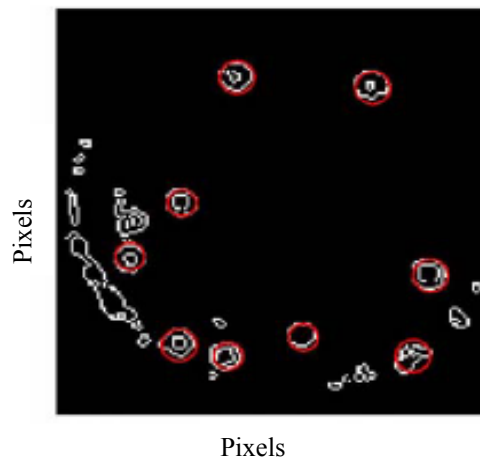


Figure 4.16: En rouge les cercles déduits à partir de l'interprétation de l'espace de Hough.

A titre comparatif, l'espace de Hough conventionnel est représenté sur la figure 4.17. Il montre des formes difficiles à interpréter puisque chacune produit un ensemble de votes et les maxima relatifs ne correspondent pas tous aux centres de cercles présents dans l'image. Une détection automatique basée sur la détection de maxima présenterait donc deux inconvénients : D'une part, les votes des maxima relatifs étant inférieurs à ceux du voisinage du pic maximal, il faudra avoir recours à des techniques avancées de traitement et, d'autre part, l'épaisseur des pics sera aussi difficile à déterminer pour conclure quant à la présence d'un pic ou non.

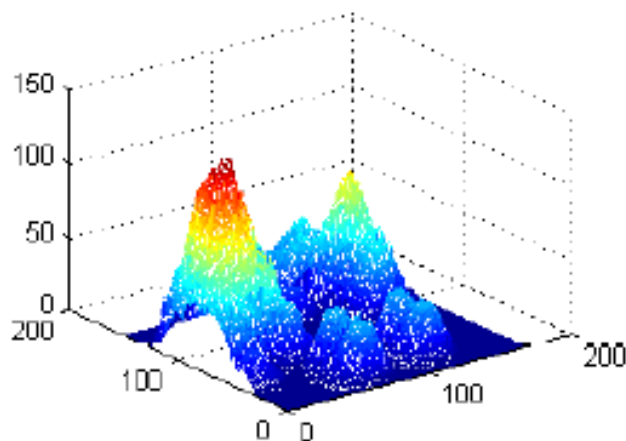


Figure 4.17: Espace de Hough résultant du traitement de l'image de la figure 4.15. Les pics correspondent aux centres des cercles détectés.

## **9. Conclusion**

Nous avons démontré dans ce chapitre la faisabilité de la reconnaissance automatique de défauts quasi circulaires par une application adaptée de la transformée de Hough sur une image C-Scan. Nous avons proposé un prétraitement combinant une segmentation contour et une partition de graphe permettant de faire une estimation préalable du rayon à partir de la circonférence de l'objet. Ceci a entraîné, d'une part, la réduction du nombre de paramètres à considérer et, d'autre part, la possibilité d'automatiser l'analyse de l'espace de Hough dans le but d'éviter toute intervention humaine depuis l'acquisition des signaux jusqu'à l'interprétation.

## Chapitre 6:

# DETECTION ET RECONNAISSANCE DE FISSURES DANS UN MATERIAU EPAIS

## **Chapitre 5**

# **DETECTION ET RECONNAISSANCE DE FISSURES DANS UN MATERIAU EPAIS**

### **1. Introduction**

Les fissures sont des défauts plans, dangereux par leur aptitude à se propager et par la difficulté de leur mise en évidence. Lorsqu'une onde ultrasonore est incidente sur une surface de la fissure, elle n'est réfléchi que lorsque sa demi longueur d'onde est inférieure à son épaisseur. Une orientation défavorable peut aussi compromettre sa détection. Mais ce problème peut être résolu en effectuant plusieurs émissions à des angles différents.

Les extrémités pointues des fissures ont la propriété de diffracter les ondes ultrasonores dans toutes les directions (chapitre 1). Cette propriété rend leur détection indépendante des positions des transducteurs (même si certaines positions sont plus favorables que d'autres). Mais, lorsqu'une fissure est proche de la surface, le signal dû à son extrémité supérieure peut se superposer à l'onde latérale et sa détection devient très peu probable. La profondeur minimale à laquelle elles peuvent être détectées est de l'ordre de grandeur de la longueur d'onde. Lorsque l'extrémité supérieure de la fissure se trouve à quelques millimètres de la surface, la technique de contrôle par *le temps de vol de l'onde diffractée* (Time Of Flight Diffraction) dite TOFD est devenue la technique la plus utilisée ces deux dernières décennies. Les performances graphiques des calculateurs le permettant, la représentation en image d'une série de signaux reçus à des positions adjacentes permet de confirmer la présence d'une discontinuité par l'observation d'une zone présentant des contrastes différents. La localisation et le dimensionnement deviennent plus simples et les études sur la caractérisation des défauts par l'observation de ces images est en pleine expansion.

Dans ce chapitre, nous allons rappeler quelques travaux réalisés dans ce domaine avant de décrire notre contribution qui comporte deux approches. Dans la première situation, les amplitudes du signal diffracté sont suffisantes et sur l'image directement exploitable,

nous montrons comment une combinaison de l'algorithme de la partition de graphe et de la transformée de Hough permettent la reconnaissance automatique de la fissure ainsi que la localisation de son sommet après un prétraitement permettant de réduire considérablement les pixels à considérer. Dans le second cas, les dimensions des grains du matériau sont assez importantes par rapport à la demi longueur d'onde du signal ultrasonore. La diffusion de l'onde qui en résulte est aussi captée par le traducteur récepteur et se manifeste sur l'image par l'apparition de grains pouvant masquer une forme. Ces grains dits *bruit de structure* ne peuvent pas être filtrés par les filtres linéaires et l'image obtenue sera difficilement exploitable avec les techniques conventionnelles du traitement de l'image. Nous décrivons dans la seconde partie de ce chapitre une méthode originale permettant de remplacer l'image TOFD par une matrice creuse utilisant la technique SSP pour l'élimination du bruit de structure et ne mémorisant que les coordonnées des positions des traducteurs dans la zone d'intérêt.

Nous proposons enfin l'utilisation des cartes auto organisatrices de Kohonen pour la normalisation de la matrice creuse, dans le but de limiter le nombre de ses éléments à une valeur constante, choisie par l'opérateur et indépendante de la dimension de la zone d'intérêt (zone contenant un défaut).

## **2. Etat de l'art**

Les travaux réalisés pour la caractérisation de fissures peuvent se faire soit par l'analyse du signal A-Scan, soit par le traitement de l'image TOFD lors d'un contrôle par ultrasons. Dans la première approche, nous pouvons citer Schlengerman (Schlengerman 1996) qui déduit la longueur de la fissure en déterminant d'une part, les caractéristiques temporelles du signal (maximums pour différentes fréquences, maximums pour différentes positions du traducteur (ou une combinaison des deux), et en faisant une analyse spectrale d'autre part (localisation des fréquences de résonance ou reconnaissance de formes à partir des caractéristiques du spectre). Shuxiang (Shuxiang 2004) utilise une approche statistique de reconnaissance qui consiste à développer un arbre de classification des coefficients du modèle autoregressif, de la déviation standard, de la corrélation de Pearson et de la dispersion du degré d'uniformité.

### **2.1 Cas d'un matériau à faible bruit de structure**

Des travaux réalisés pour la caractérisation de fissures par l'analyse de l'image TOFD, nous pouvons citer Lawson qui utilise un perceptron multicouches avec algorithme de retropropagation, pour déterminer les zones d'intérêts dans une image TOFD. L'image est subdivisée en petites fenêtres, d'où sont extraites des caractéristiques locales telles que la variance, la moyenne, les valeurs maximales et minimales des pixels et la largeur de la fenêtre. Ces paramètres constitueront les paramètres présentés à l'entrée du réseau (Lawson 1996).

Baskaran et al. décrivent une méthode pour la détection de fissures dans les pièces minces, donc proches de la surface. Une technique d'identification du signal embarqué

basée sur la transformée de Hilbert extrait le signal utile qui est dans ce cas, souvent superposé au signal réfléchi par la surface de la pièce (Baskaran 2004).

Dans sa thèse, Bolland démontra que lors de la synthèse d'une image TOFD, si le défaut présent est une fissure, il apparaîtra sur l'image des arcs de paraboles (Bolland 1997). Et par conséquent, la détection automatique de ces paraboles permettra la reconnaissance automatique de fissures. Pour ce faire, il utilisa la transformée de Hough basée sur le calcul du gradient pixel par pixel. Ce travail étant inspiré par cette idée, la démonstration est donnée en annexe.

Maalmi et al. ont proposé un algorithme basé sur un vote inverse combinant les algorithmes génétiques et la transformée de Hough. Cet algorithme réduit la détection de pics dans l'espace de Hough de la méthode conventionnelle à un problème d'optimisation de paramètres qui intervient directement sur l'image TOFD. Cette méthode évite la construction de l'espace des paramètres mais utilise tous les pixels dans le traitement (Maalmi 2009).

Ashari propose une méthode de segmentation par seuillage des images ultrasonores utilisées en CND et décrit son implantation sur circuit FPGA (Ashari 2004).

## **2.2 Cas d'un matériau à fort bruit de structure**

Moysan a étudié dans son travail les performances des matrices de cooccurrence pour analyser et segmenter les images ultrasonores (B-Scan) fortement bruitées et démontre que cette démarche est complexe et les résultats sont jugés insuffisants pour apporter une solution efficace dans tous les cas (Moysan 1992). Cornwell et al. ont étudié différentes techniques de segmentation des images ultrasonores en 3 dimensions pour la détection et la caractérisation de défauts dans les soudures. Les segmentations par seuillage de l'histogramme, par matrice de cooccurrence, et par morphologie mathématique sont comparées pour la détection d'un défaut de manque de fusion. La première technique de segmentation a fourni de meilleurs résultats (Leggat 1998).

Swamy utilise un filtrage statistique pour filtrer le bruit de structure. Chaque colonne de l'image est analysée et des classes contenant les pixels similaires sont créées. La valeur de la classe contenant le maximum de pixels est soustraite à tous les pixels de la colonne. A la fin du processus, seuls les pixels relatifs à la discontinuité apparaîtront sur l'image résultante. Cette méthode présente l'avantage d'extraire les signaux échos même lorsqu'ils sont partiellement noyés dans les signaux réfléchis par les surfaces de la pièce (Swamy 2005). Bilgutay et al. montrent que la méthode SSP peut être utilisée en 2 dimensions pour extraire les objets dans une image fortement bruitée. La transformée de Fourier 2D est appliquée à l'image et un filtre gaussien 2D partitionne la représentation obtenue. Un chevauchement dans ce cas aussi est nécessaire pour ne pas perdre les zones intermédiaires. Une transformée de Fourier inverse 2D est réalisée pour chaque « fenêtre filtre » et comme pour la SSP monodimensionnelle, une recombinaison est effectuée et seuls les pixels où la polarité est constante correspondront à une zone de l'objet dans l'image (Bilgutay 1989).

### 3. Acquisition des données

Il a été démontré dans la thèse de J. Sallard que lors d'une interaction entre un faisceau ultrasonore et la génératrice d'un trou, la zone échogène est localisée sur une ligne et rayonne de manière isotrope dans l'espace (Sallard 1999). Ceci permet de simuler correctement l'écho diffracté par un défaut plan du type fissure.

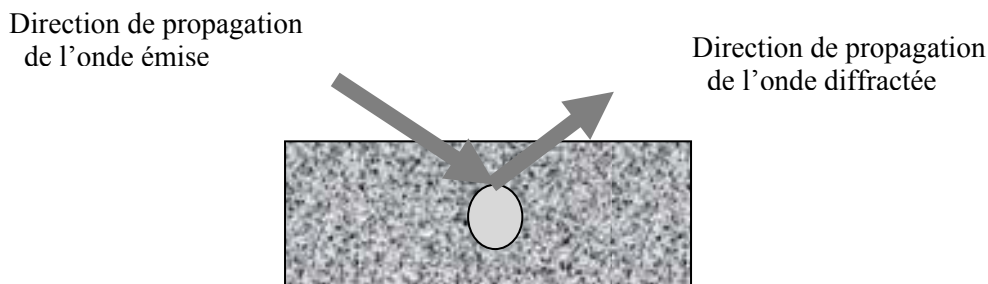


Figure 5.1: Interaction des ondes ultrasonores avec la génératrice d'un trou.

Dans ce travail, nous avons utilisé un bloc expérimental contenant 3 trous génératrices stimulant respectivement 3 fissures, situés à différentes profondeurs (figure 5.2).

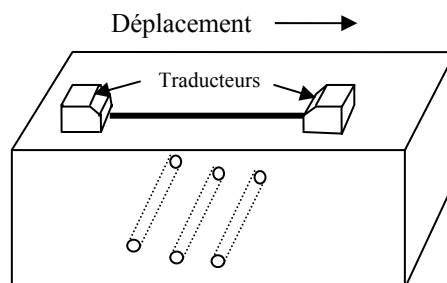


Figure 5.2: Bloc comportant trois trous dont les droites génératrices simulent les extrémités de fissures.

Un transducteur de fréquence égale à 0.2 Mhz se déplace pas à pas, avec une résolution spatiale de 0.5mm, selon une droite perpendiculaire aux axes des trous. A chaque position, le transducteur reçoit le signal diffracté. Ce signal est amplifié, échantillonné, visualisé et mémorisé sur un oscilloscope numérique Textronix. Les 250 signaux ainsi recueillis, et échantillonnés à 500 points vont donc produire une image de 250 lignes et 500 colonnes.



Figure 5.3: La cuve à ultrasons, l'oscilloscope et le générateur-récepteur utilisés pour l'acquisition des signaux A-scan.

La figure 5.4 représente l'image TOFD obtenue lorsque le bruit est assez faible par rapport au signal utile. Sur cette image, les zones concernant la face avant et la face arrière de la pièce n'apparaissent pas, car une fenêtre temporelle a permis leur filtrage durant les acquisitions. Les formes paraboliques caractéristiques des ondes diffractées par des fissures, sont visibles. Les pixels clairs correspondent aux amplitudes maximales des signaux et les axes des paraboles sont perpendiculaires à la direction de déplacement du traducteur récepteur.

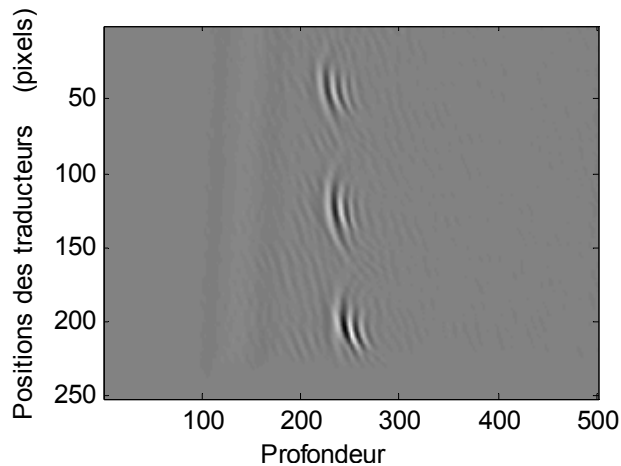


Figure 5.4: Image TOFD où apparaissent les trois défauts simulés par les trois trous de la pièce représentée sur la figure 5.2.

Sur l'image obtenue il apparaît à quel point la zone d'intérêt concernant le défaut est petite par rapport aux dimensions de l'image. La réduction du nombre de pixels dans les phases de traitements lourds en calculs, permettra de réduire le temps de réponse du système de contrôle. Le calcul de la profondeur de la fissure dépend de la vitesse de propagation de l'onde  $c$  dans le matériau et de l'échelle du temps des signaux reçus. Le paragraphe suivant résume le calcul du temps de propagation de l'onde, en fonction des positions des traducteurs, de la profondeur du défaut et de la célérité de l'onde.

### Modélisation des arcs de diffraction

Le calcul du temps de vol  $t(d_x)$  de l'onde diffractée en fonction du déplacement des traducteurs  $d_x$  a été effectué par P. Bolland (Bolland 1997). L'essentiel de ce calcul est résumé par la formule 5.1. La figure 5.5 illustre les différentes ondes présentes dans le matériau. Les calculs détaillés sont fournis en annexe.

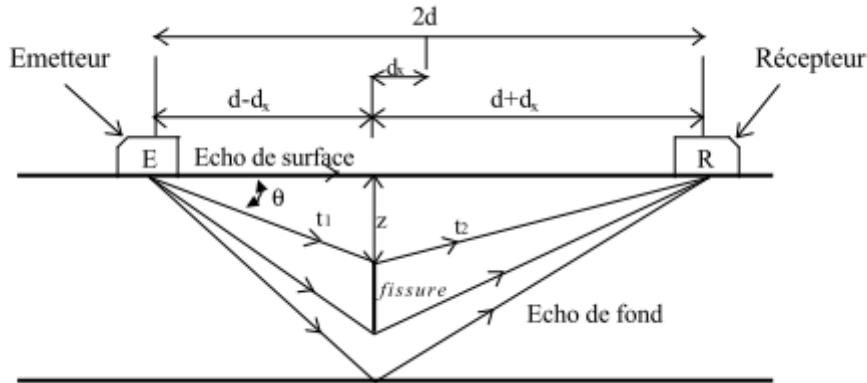


Figure 5.5: Directions des ondes se propageant dans le matériau.

$$t(d_x) = \frac{2 \cdot \sqrt{z^2 + d^2}}{c} + \frac{z^2}{c \cdot (z^2 + d^2)^{3/2}} \cdot d_x^2 \quad 5.1$$

Où  $z$  est la profondeur du défaut,  $2d$  la distance entre les traducteurs, et  $c$  la célérité de l'onde.  $t_1$  et  $t_2$  sont respectivement les durées de propagation des ondes incidente et diffractée. Le résultat montre que  $t(d_x)$  est bien une équation du second degré en  $d_x$ .

#### 4. Détection et reconnaissance de fissures dans un matériau à faible bruit de structure

Lorsque le matériau est à faible bruit de structure et que le rapport signal à bruit est suffisant pour distinguer les zones d'intérêt, un traitement de l'image classique peut suffire pour une reconnaissance automatique des paraboles caractérisant la fissure. Dans cette méthode un prétraitement basé sur la segmentation par seuillage est utilisé pour ne conserver dans l'image que les pixels correspondant à l'instant  $t_0$  début du signal écho.

Dans une première étape, une image binaire est obtenue en assignant 1 aux pixels d'intensités supérieures au niveau du bruit (seuil) et zéro aux autres.

$$g(i,j) = \begin{cases} 1 & \text{pour } f(i,j) \geq T \\ 0 & \text{pour } f(i,j) < T \end{cases}$$

où  $g(i,j)$  est l'image binaire résultant du traitement de l'image  $f(i,j)$  et  $T$  est la valeur du seuil.

La figure 5.6 représente le résultat obtenu après binarisation de la zone d'intérêt ( les 100 colonnes comprises entre 200 et 300) de l'image représentée par la figure 5.5.

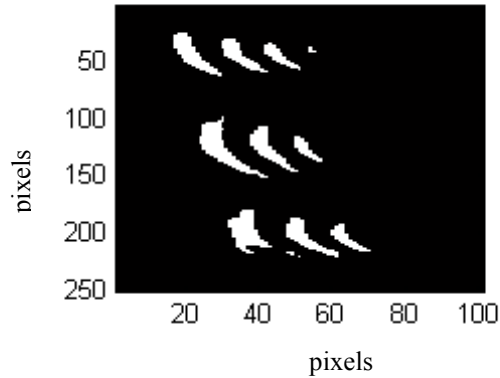


Figure 5.6: Image TOFD segmentée en régions.

Seul le premier pixel blanc sur chaque ligne est conservé, les suivants, inutiles dans les calculs sont effacés.

Cet échantillon du signal indique l'instant  $t$  du début du signal écho (dit temps de vol) à la position correspondante du transducteur récepteur. Les coordonnées de ce pixel sont suffisantes pour décrire la mesure à cette position : L'ordonnée indique la position du transducteur et l'abscisse la profondeur parcourue par l'onde diffractée jusqu'au défaut (à un facteur d'échelle près).

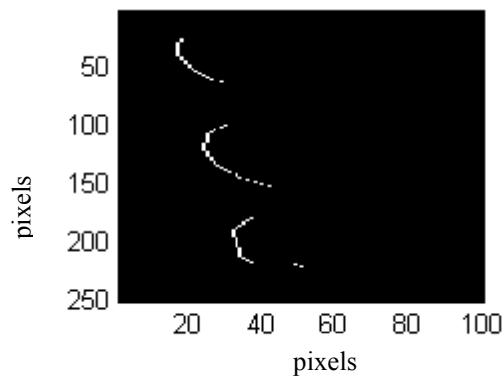


Figure 5.7: Pixels pertinents pour l'application de la TH.

Nous avons ensuite introduit dans cet algorithme une partition de graphe qui sépare les groupes de pixels restants en assignant à chaque groupe une valeur commune. Nous pourrons ainsi traiter chaque objet séparément, pour que les trois pixels tirés aléatoirement pendant le processus de Hough soient tous issus d'un même objet.

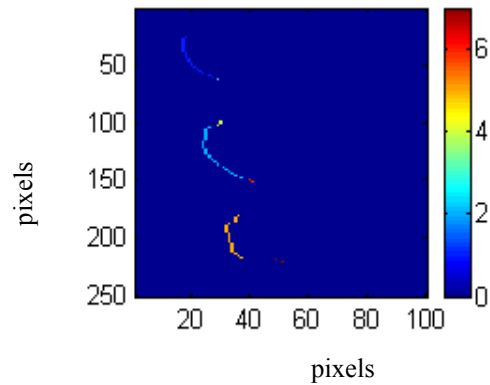


Figure 5.8: Image TOFD segmentée. A chaque parabole est assigné un nombre entier par la partition du graphe.

## 5. Application de la transformée de Hough à la détection de paraboles

Comme dans le cas précédent, nous utilisons la transformée de  $m$  à 1. La parabole étant caractérisée par les trois paramètres  $a$ ,  $b$ , et  $c$  de l'équation  $ax^2+bx+c=0$ ,  $m$  sera égal à 3. Rappelons brièvement le processus de la construction de l'espace de Hough pour la détection de paraboles :

Soient  $s_i$  et  $s_j$  les coordonnées du sommet de la parabole correspondant au contour  $i$ , l'algorithme se résume donc à :

- Initialiser un accumulateur :

$$A(a,b,c)=0$$

- Pour chaque groupe de pixels  $i$ ,
  - Faire un tirage de trois points aléatoires  $p(x_1,y_1)$ ,  $p(x_2,y_2)$ ,  $p(x_3,y_3)$ .
  - Calculer l'équation de la parabole passant par ces trois points, en résolvant le système de trois équations et trois inconnues  $a_i, b_i$  et  $c_i$  :

$$y_1 = a_i x_1^2 + b_i x_1 + c_i$$

$$y_2 = a_i x_2^2 + b_i x_2 + c_i$$

$$y_3 = a_i x_3^2 + b_i x_3 + c_i$$

- Incrémenter la cellule de l'accumulateur  $A$  correspondante:

$$A(a_i, b_i, c_i) = A(a_i, b_i, c_i) + 1$$

Fin pour ;

- Déterminer les maximums relatifs de  $A$ ,

Les figures suivantes montrent la superposition des points tirés aléatoirement sur les courbes de la figure 5.8 (étoiles) et des paraboles calculées par l'application de

l'algorithme. On constate sur la figure 5.9 (a) que le nombre très limité de points a suffit pour la détermination des paraboles et de leurs sommets (figure 5.9 (b)).

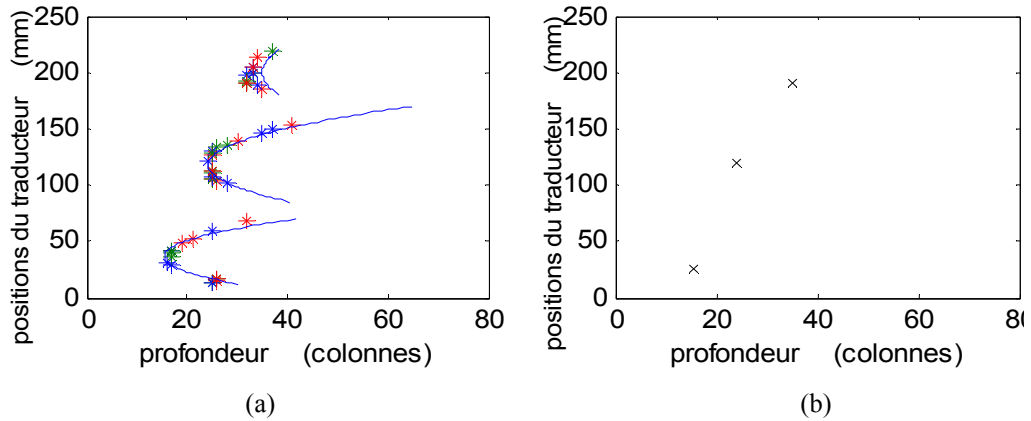


Figure 5.9: (a) Superposition des points aléatoirement sélectionnés (étoiles) et les paraboles calculées, correspondant au maximum de l'espace de Hough. (b) Positions de leurs sommets.

Dans l'algorithme précédent, nous pouvons insérer le calcul des coordonnées des sommets des paraboles et représenter l'espace de Hough (figure 5.10).

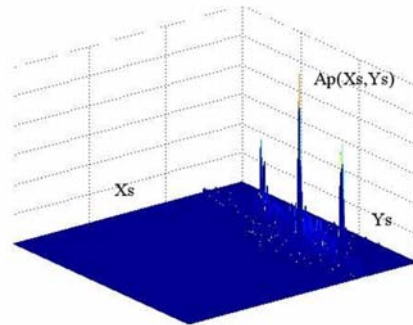


Figure 5.10 : Espace de Hough où apparaissent trois pics correspondant aux trois fissures.

## 6. Construction de la matrice creuse équivalente

En temps réel, les signaux doivent être traités au fur et à mesure de leur acquisition. Un seuillage automatique est réalisé sur le signal A-scan en annulant tout point dont l'amplitude est inférieure à l'amplitude maximale détectée dans une zone sans écho. Cette valeur dépend des caractéristiques des éléments de la chaîne de contrôle. Le point pertinent sur le signal reçu est celui qui correspond au début du signal écho (figure 5.11).

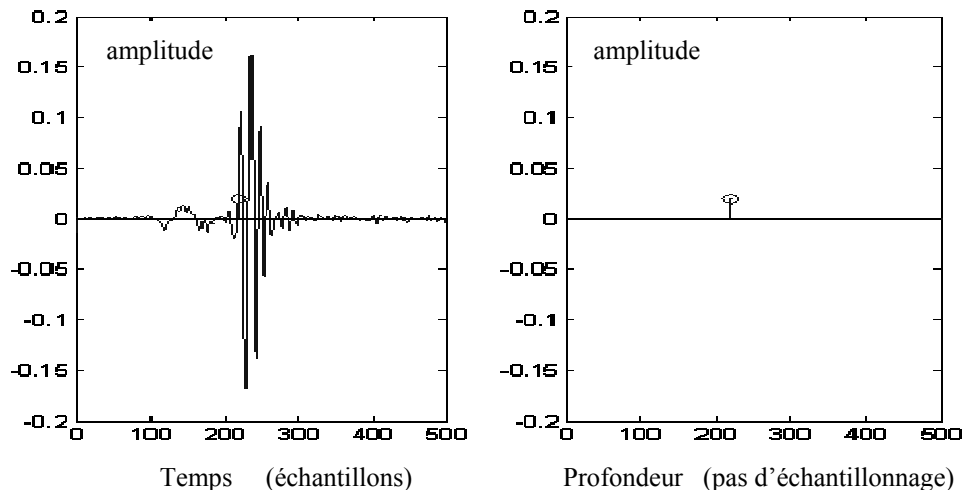


Figure 5.11: Sélection d'un point sur un signal A-scan.

La seule mémorisation des coordonnées de ces points conduira à la formation d'une matrice creuse (figure 5.12). Les lignes correspondront aux positions des traducteurs, et les colonnes à la profondeur parcourue par l'onde jusqu'au défaut (à une constante d'échelle près).

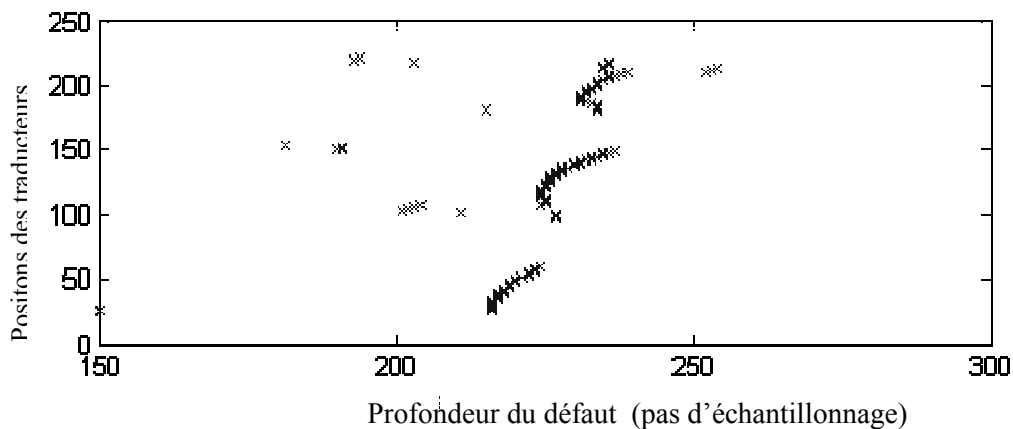


Figure 5.12: Matrice creuse obtenue par sélection d'un point par signal.

## 7. Détection et reconnaissance de fissures dans un matériau à fort bruit de structure

Le bruit du signal ultrasonore provient soit du bruit électronique du système d'acquisition, soit de réflexions parasites de l'onde par les grains du matériau (bruit de structure). Le bruit électronique peut être réduit par moyennage de plusieurs signaux acquis à intervalles de temps successifs ou par les méthodes usuelles de filtrage. Au contraire, le bruit de structure ne relève pas d'un phénomène aléatoire et les méthodes

de filtrage linéaires ne sont pas toujours efficaces car le signal écho et le signal bruit sont dans la même bande de fréquences (Vincen 2003, Moysan 2008).

### 7.1 Description de la méthode

L'idée consiste à éviter la synthèse de l'image en la remplaçant par une matrice creuse dont les éléments auront pour coordonnées la position du traducteur récepteur et le temps de vol du signal. On rappelle que le temps de vol du signal écho correspond à la profondeur de la discontinuité dans le matériau.

La SSP, dont l'efficacité dans la détection de signaux fortement bruités a été largement démontrée, est exploitée ici pour la détermination du temps de vol. Cependant, pour ne l'appliquer qu'aux signaux comprenant la signature d'un écho et éviter ainsi la mémorisation des signaux hors de la zone d'intérêt, elle sera combinée à un réseau de neurones qui permettra la rejection de tout signal inutile (signal *bruit*). Cette étape est nécessaire car, si la SSP a été appliquée avec succès pour l'extraction d'un pic à la position de l'écho (chapitre 2), elle présente néanmoins l'inconvénient de délivrer des pics même en l'absence de signal utile. Le synoptique résumant donc la méthode proposée est décrit par la figure 5.13.

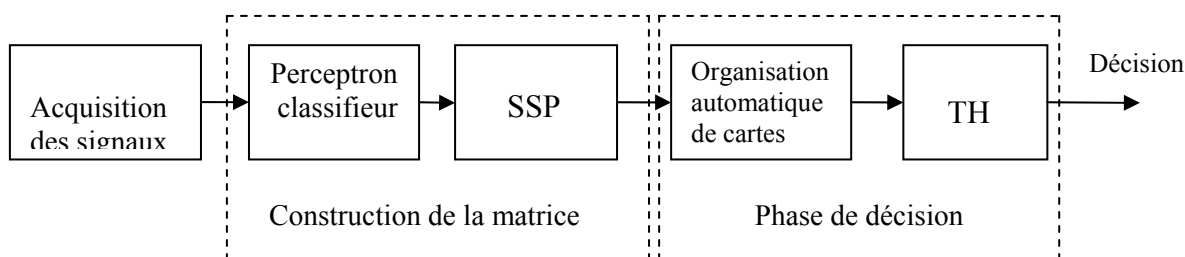


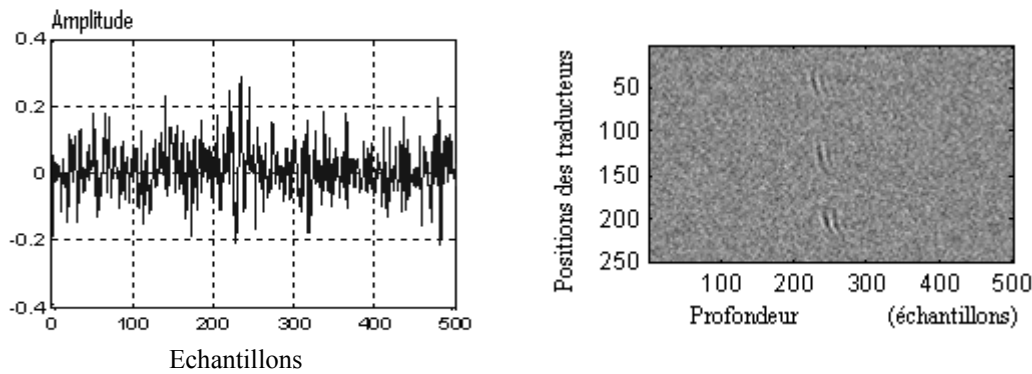
Figure 5.13 :Synoptique comportant les étapes principales de la méthode.

Sur la matrice creuse obtenue, nous montrerons que l'algorithme de l'organisation automatique de carte de Kohonen peut s'appliquer dans un but de normalisation. Cette opération permet de fixer le nombre de points de la matrice sans altérer la forme de la courbe formée par ses éléments.

### 7.2 Synthèse de l'image TOFD fortement bruitée

Pour simuler des conditions de contrôles défavorables où le signal utile est noyé dans le bruit de structure, nous avons superposé à tous les signaux qui constituent l'image TOFD utilisée dans la première partie, des signaux bruits d'amplitudes proches de l'amplitude maximale des signaux utiles. Ces signaux, seront extraits de l'image même, et correspondront à des lignes qui ne passent pas par une zone contenant un défaut. Ils seront amplifiés à 80% du signal écho maximal.

La figure suivante montre un exemple de signal A-scan noyé dans le bruit de structure et l'image TOFD résultant de cette synthèse.



(a) (b)  
 Figure 5.14: (a) signal A-Scan noyé dans du bruit,  
 (b) image TOFD constituée de signaux bruités.

### 7.3 Construction de la matrice creuse

Pour les positions des traducteurs où le signal reçu ne comporte pas la signature d'une discontinuité, aucune donnée ne sera mémorisée. En revanche, lorsque le perceptron reconnaît un signal *défaut*, la SSP sera appliquée et l'abscisse du pic résultant indiquera le temps de vol du signal. Un élément de la matrice creuse sera donc déterminé par ces deux coordonnées ( position du traducteur et temps de vol).

#### *Discrimination des signaux A-scan*

Un classifieur de type perceptron est utilisé dans ce travail pour la discrimination entre les signaux contenant des échos et des signaux bruits. Dans un souci de simplification, les caractéristiques de base du signal A-scan constitueront les entrées du réseau.

- La valeur moyenne du signal :

$$\bar{x}_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (5.2)$$

N étant le nombre total d'échantillons.

- L'écart-type  $\sigma$  qui indique la dispersion des valeurs des échantillons autour de la moyenne :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x}_N)^2} \quad (5.3)$$

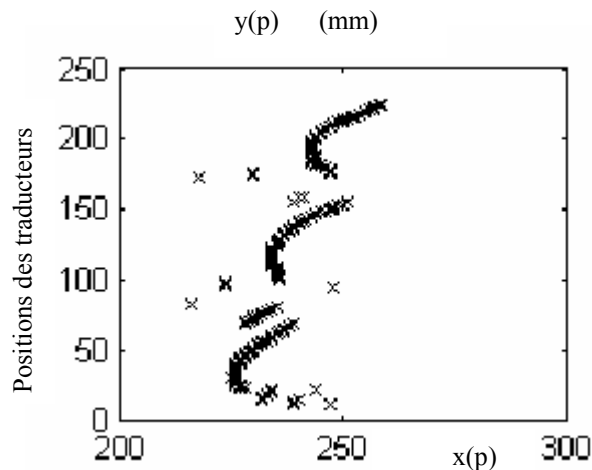
Ces deux caractéristiques vont donc constituer les entrées d'un perceptron classifieur comprenant trois couches. Une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie. La couche de sortie comprendra 2 neurones correspondant aux deux classes de signaux recherchés.

### *Split Spectrum Processing*

On rappelle que dans cette méthode, le spectre du signal, obtenu par la transformée de Fourier est découpé par un ensemble de filtres passe-bandes de même largeur de bande comprises entre la fréquence minimale du spectre du signal et son maximum. Nous avons utilisé dans ce travail dix filtres gaussiens se chevauchant de 25% de largeur. A chaque partie du spectre sera appliquée une transformée de Fourier inverse. Une série de signaux temporels  $x_1(n)$ ,  $x_2(n)$ ,...  $x_N(n)$  sera ainsi obtenue et une recombinaison non linéaire de ces signaux fournira le signal de sortie qui présentera un pic à la position du temps de vol (chapitre 2).

Dans la matrice creuse que nous allons construire, les éléments auront pour abscisse le temps de vol calculé par la SSP, et pour ordonnée, la position du traducteur. Cependant, comme la SSP donnera un pic même dans le cas où le signal est uniquement constitué de bruit, son application sera précédée par le perceptron classifieur décrit au chapitre 3.

Ainsi, à toutes les positions où le signal ne traverse pas les zones contenant un défaut, les signaux ne seront pas pris en compte, donc ne seront pas traités par la SSP et aucun enregistrement ne sera fait. La figure suivante montre la matrice obtenue en utilisant les mêmes acquisitions que précédemment.



*Figure 5.15: Matrice creuse obtenue au lieu de la figure 5.14(b).*

Nous rappelons que cette matrice est stockée sous la forme de deux vecteurs. L'un contient les lignes respectives des éléments, et l'autre les colonnes correspondantes. Dans cet exemple, elle compte 180 éléments. Les informations nécessaires et suffisantes contenant le type et les dimensions des défauts y sont présentes. En comparaison avec l'image TOFD initiale qui compte 500x250 pixels, nous pouvons conclure quant à l'économie d'espace mémoire à utiliser et à la rapidité de l'exécution des calculs utilisant ses éléments. La figure suivante représente l'espace de Hough calculé à partir de cette matrice. Les pics sont très étroits car le nombre de *votes* nécessaires est fortement réduit.

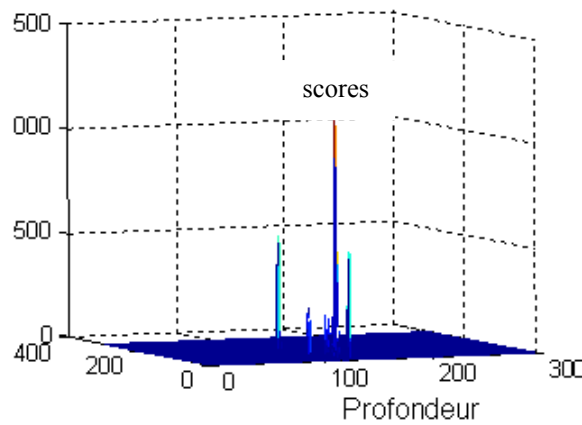


Figure 5.16: Espace de Hough résultant correspondant à la matrice creuse.

### **Normalisation par application de l'algorithme de Kohonen**

On peut constater que le nombre d'éléments de la matrice creuse va dépendre du nombre de discontinuités présentes dans la zone balayée, de leurs dimensions et du pas de déplacement des traducteurs. Dans les méthodes de l'intelligence artificielle, il est souvent nécessaire de faire une normalisation, en présentant à l'entrée un même nombre de données pour le traitement.

Nous montrons dans ce qui suit que le réseau d'auto organisation de cartes de Kohonen permet de déterminer un nombre fixé d'éléments qui représenteront de façon équivalente la courbe produite par les éléments de la matrice.

On rappelle que ce réseau permet de regrouper  $N \times M$  points ou pixels en  $N' \times M'$  éléments. Un tel réseau nécessitera donc  $N' \times M'$  neurones (chapitre 3). Dans ce travail, la forme linéaire des données implique de prendre  $M'=1$ .

Pour simplifier la représentation, nous avons choisi un nombre de neurones égal à 8. Les éléments de la matrice sont présentés à l'entrée et sont classés en 8 groupes. Comme le montre la figure suivante, les 8 points obtenus peuvent décrire de façon convenable la forme la courbe en entrée.

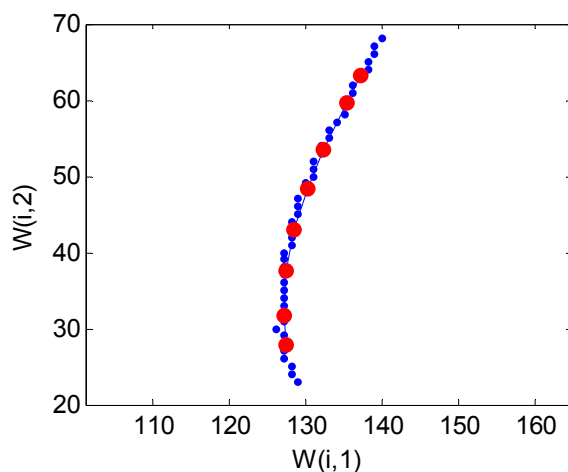


Figure 5.17: Auto organisation des poids des neurones en fonction des éléments de la courbe.

Pour un taux d'apprentissage  $\eta$  égal à 0.7, le réseau converge après 20 itérations. L'inconvénient de cette méthode réside dans la prise en considération de points isolés, comme le montre la figure suivante.

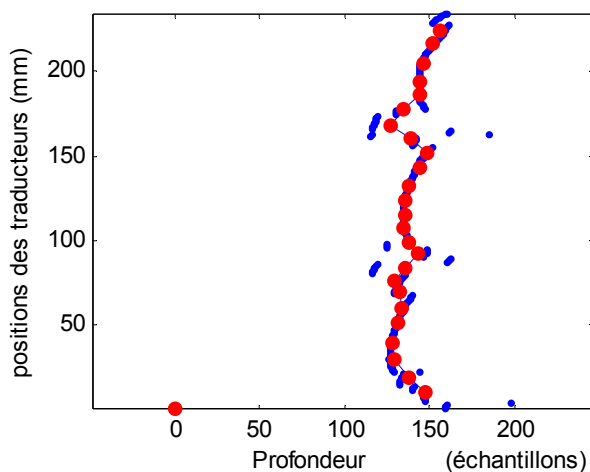


Figure 5.18: Organisation des éléments de la matrice.

Il est intéressant de constater que lorsque l'on réduit le nombre de neurones au minimum (au nombre d'objets recherché par exemple), les classes sont bien constituées des trois défauts de la pièce (figure 5.19).

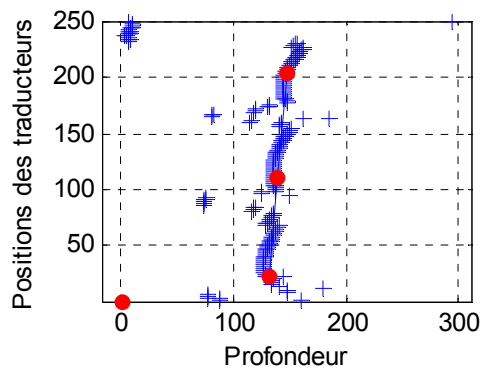


Figure 5.19: Détection des objets présents dans la matrice par classification de Kohonen.

La partition de graphe avant l'application du regroupement des points peut éviter la prise en compte de points n'appartenant pas à la courbe utile (figure 5.20). En fonction de la dimension minimale des discontinuités recherchées, le nombre  $N$  de points minimum résultant durant le déplacement du traducteur peut être déterminé et l'algorithme d'organisation des points ne sera appliqué qu'aux portions de courbes comportant un nombre d'éléments supérieurs à  $N$ .

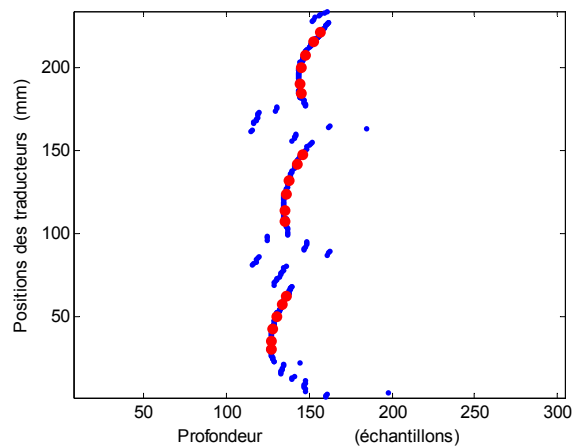


Figure 5.20: Superposition des éléments de la matrice et des points déduits par une organisation automatique précédée d'une partition de graphe.

## 8. Conclusion

Dans cette partie, Nous avons décrit deux méthodes de traitements de données ultrasonores de type TOFD, permettant de reconnaître et de localiser de façon automatique les fissures présentes dans un matériau épais.

Dans une première partie, le rapport signal à bruit des A-scan reçus est suffisant pour extraire les données pertinentes de l'image TOFD ou pour construire une matrice creuse à partir d'un échantillon choisi sur le signal. Un traitement de l'image (segmentation, partition du graphe) suivi de l'application de la transformée de Hough a permis de

développer une méthode de vision artificielle pour la reconnaissance et la localisation automatique de fissures dans un matériau épais. Cette méthode étant destinée à l'implantation sur circuit DSP, nous avons suggéré de se limiter à la sélection d'un minimum de données pouvant être stockées dans une matrice creuse et servir d'entrées pour l'application des opérateurs de reconnaissance de formes pour l'interprétation automatique des acquisitions.

Dans la seconde partie, le signal A-scan est noyé dans le bruit de structure. La combinaison réseau de neurones-SSP a permis de s'affranchir de la synthèse de l'image et de stocker les données pertinentes sous forme de matrices creuses. Ce type de matrice étant équivalent à deux vecteurs à une dimension, les calculs les utilisant seront plus faciles à implanter. L'avantage de la seconde méthode réside dans sa disposition à s'implanter sur des circuits logiques dans le but de s'incorporer dans les appareils de contrôle portables et permettre une reconnaissance en temps réel.

Chapitre 6:

**CARACTERISATION DE DEFAUTS PRESENTS  
DANS UN CORDON DE SOUDURE**

## ***Chapitre 6***

# ***CARACTERISATION DE DEFAUTS PRESENTS DANS UN CORDON DE SOUDURE***

### **1. Introduction**

Dans ce chapitre nous allons décrire une méthode basée sur l'utilisation de réseaux de Kohonen pour la discrimination entre des signaux ne comportant pas de signatures dues à des défauts, et des signaux réfléchis par les deux principaux types de défauts à savoir les défauts plan et les défauts volumiques. Les différents travaux réalisés dans cet objectif sont brièvement décrits dans le paragraphe suivant. De nombreuses méthodes utilisant les réseaux de neurones sont proposées. Elles prévoient toutes de déterminer dans une première phase, des paramètres à extraire du signal. Ce sont ces paramètres qui seront classifiés ensuite dans la phase de décision. Des méthodes de prétraitement du signal visant à l'amélioration du rapport signal à bruit, souvent nécessaires avant toute exploitation du signal A-scan, sont aussi décrites.

L'originalité de notre approche réside dans la classification non supervisée des signaux ultrasonores mêmes. Les échantillons normalisés du signal constitueront les entrées du réseau et seront discriminés selon trois classes (Merazi 2009). La normalisation des signaux basée sur l'application de la Transformée de Fourier discrète suivie d'une transformée de Fourier inverse permet de ramener le nombre d'échantillons à un nombre  $N$  constant et fixé par le nombre de neurones à utiliser.

### **2. Etat de l'art**

La caractérisation de défauts présents dans une soudure par l'analyse du signal A-Scan a fait l'objet de plusieurs études. Nous pouvons citer Schengerman qui déduit la longueur de la fissure en déterminant les caractéristiques temporelles (maximums pour différentes fréquences, maximums pour différentes positions du traducteur ou une combinaison des deux) et en faisant une analyse spectrale dans laquelle la localisation des fréquences de résonance ou la reconnaissance de formes à partir des caractéristiques du spectre sont

utilisées. Une reconstruction numérique à partir des caractéristiques du spectre et du signal temporel permet aussi de dimensionner une fissure (Schlengerman 1996).

La littérature montre que les méthodes basées sur les réseaux de neurones sont pour le moment les méthodes les plus intéressantes quand il s'agit de classifier les données. Cependant, la meilleure technique de prétraitement et le choix des caractéristiques du signal pour ce faire ne sont pas encore définis. Parmi les travaux en cours, on peut citer ceux de Draï et al. qui, dans le but de distinguer entre les défauts plans et les défauts volumiques se basent sur le calcul des coefficients des ondelettes et de paramètres temps fréquence. La classification est réalisée en utilisant les K plus proches voisins, les méthodes statistiques Bayésiennes et les réseaux de neurones (Draï 2002). Moura et al ont classifié 5 types de défauts en effectuant des prétraitements utilisant la transformation de Fourier ou la transformée en ondelette (Moura 2004). Après implémentation d'un classifieur linéaire, de meilleurs résultats ont été obtenus lorsque le traitement des signaux s'est fait par les ondelettes. Veiga et al montrent qu'un apprentissage supervisé par rétro propagation sans prétraitements permet de classifier 4 types de défauts par l'analyse des signaux issus d'une procédure de contrôle en mode écho ou de la technique TOFD (Veiga 2005). S. Sambath utilise aussi la transformée en ondelette pour extraire de chaque signal ultrasonore 12 caractéristiques (moyenne, écart type, énergie, fréquences...). Ces caractéristiques constitueront les entrées du réseau de neurones dont une partie servira durant la phase d'apprentissage. L'apprentissage sera réalisé par la méthode de rétropropagation (Sambath 2010). Leo M. et al proposent une analyse des signaux ultrasonores par une extension complexe de la décomposition modale empirique qui permettra de tenir compte de l'information relative à la phase (Leo 2010). G. Simone et al montrent qu'une classification non supervisée des coefficients de la transformée en ondelettes réalise une meilleure reconnaissance de défaut que la classification des coefficients de Gabor (Simone 2002). Une combinaison des réseaux de neurones (pour la classification) et de logique floue (pour l'interprétation) a été proposée par Shekhar et al. pour fournir une aide à l'interprétation des résultats de contrôle dans une soudure (Shekhar 2006). O. Zahran s'est basé sur la phase du signal reçu pour classifier des défauts présents dans des soudures (Zahran 2007). Ses travaux ont montré que le signal réfléchi par un défaut volumique est de même forme que le signal en émission alors que le signal réfléchi par une extrémité de fissure est déphasé de 45° par la face arrière de la pièce.

### **3. Acquisition des données ultrasonores**

Pour l'expérimentation de la méthode utilisant les réseaux de neurones pour la classification des défauts selon les deux types « *défaut plat* » et « *défaut volumique* », nous avons utilisé deux blocs contenant chacun un cordon de soudure où sont incluses une fissure dans l'un et une inclusion dans l'autre. Les pièces sont immergées dans l'eau et un traducteur de fréquence 5Mhz, de marque Panamétrique et de diamètre  $\varnothing = 9.5\text{mm}$

est incliné de  $60^\circ$ , pour que les ondes se propagent dans la pièce suivant une direction formant un angle de  $60^\circ$  avec la verticale. Dans ces conditions, l'onde réfléchi par le défaut est reçue par le même traducteur. La figure suivante décrit la pièce sous contrôle et montre la disposition du traducteur ainsi que les directions de propagation des ondes ultrasonores émises et réfléchi.

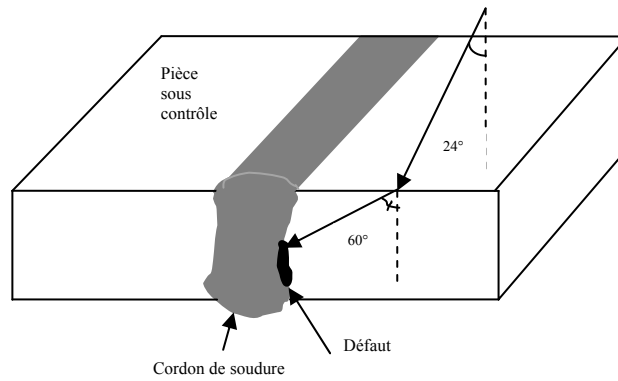


Figure 6.1: Bloc expérimental dans lequel un cordon de soudure inclut un défaut.

La figure suivante représente un exemple de signal reçu où apparaissent respectivement le signal réfléchi par la surface de la pièce et l'écho réfléchi par le défaut.

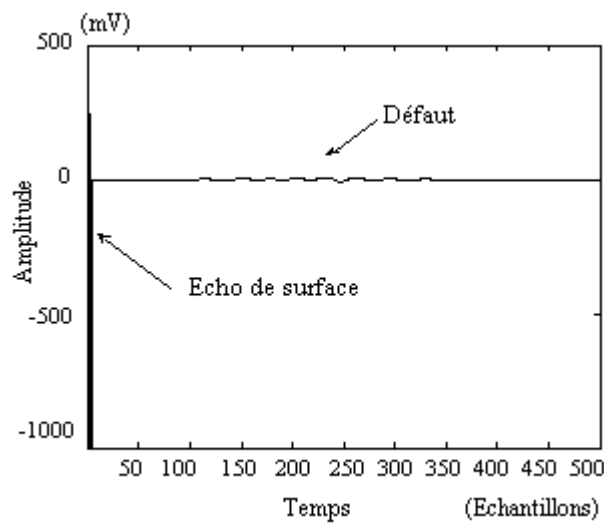


Figure 6.2: Signal A-Scan réfléchi par une fissure incluse dans un cordon de soudure.

#### 4. Prétraitements

L'amplitude du signal *défaut* étant très faible par rapport au signal réfléchi par la surface de la pièce, une fenêtre temporelle peut être utilisée durant les acquisitions. Il est aussi possible d'extraire cette partie du signal total par un filtre classique.

## 4.1 Filtrage du signal A-scan

### *Filtrage par la moyenne*

En règle générale, un lissage du signal reçu est toujours réalisé pour améliorer le rapport signal à bruit. La méthode la plus simple consiste à faire la moyenne de plusieurs acquisitions. Chaque échantillon sera remplacé par la moyenne des échantillons à la même position dans les autres signaux, acquis dans les mêmes conditions:

$$x(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i(n) \quad (6.1)$$

Où N est le nombre de signaux reçus,  $x(n)$  l'échantillon de rang n, et  $x_i(n)$  l'échantillon appartenant au  $i^{\text{ème}}$  signal reçu et de rang n.

Ce moyen de filtrage est intéressant lorsque :

- Le nombre de signaux est suffisant.
- Le temps nécessaire pour l'acquisition de ces signaux est acceptable.
- Le temps nécessaire pour faire la moyenne est acceptable.

### *Filtrage passe bas*

Le filtrage passe bas consiste à éliminer les fréquences supérieures du spectre du signal, étant donné que le signal bruit en est essentiellement constitué. Cependant, dans ce travail, la forme du signal et ses caractéristiques devant être conservées au maximum, les filtres à phase nulle sont les plus adaptés.

Dans ce travail l'utilisation de la transformée de Fourier discrète nécessite un nombre d'échantillons fini et un signal s'annulant pour les derniers échantillons. La séparation de la partie utile du signal par une fenêtre temporelle carrée entraînerait des oscillations sur le spectre de fréquences à cause des hautes fréquences du signal porte. Une fenêtre de pondération du type filtre de Hamming ou filtre de Papoulis, évitera cet inconvénient.

Dans ce travail, nous avons utilisé un filtre de Hamming dont on rappelle l'équation :

$$h(n+1) = 0.54 - 0.46 \cos (2\pi n / (Ne-1)) \quad (6.2)$$

$Ne$  : Nombre d'échantillons et  $n$ , indice variant de 0 à  $Ne$ . La figure 6.3 montre la forme de cette fenêtre.

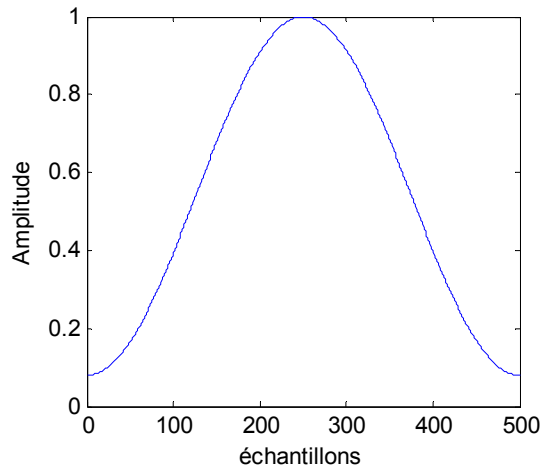


Figure 6.3: Représentation temporelle du filtre de Hamming.

La multiplication des échantillons du signal par ceux de cette fenêtre permet d'annuler la fin du signal utile progressivement.

#### 4.2 Normalisation

Les acquisitions des signaux pouvant se faire avec des périodes d'échantillonnage différentes, les signaux peuvent donc être mémorisés avec des nombres de points différents. Etant donné qu'ils vont constituer les entrée du réseau de neurones, il faut les normaliser à un même nombre de points (égal au nombre d'entrées du réseau), et à une même amplitude maximale (1 par exemple).

La TFD est très facilement implantable sur circuit DSP. On rappelle qu'un échantillonnage n'est correctement effectué que s'il respecte le théorème de Shannon, i.e, si la fréquence d'échantillonnage  $f_e$  est supérieure à 2 fois la fréquence maximale  $f_{max}$  du signal. Ceci évitera les repliements du spectre.

$$f_e = \frac{1}{\Delta T} \text{ et } f_e > 2f_{max} \text{ impliquent :}$$

$$\Delta T < \frac{1}{2f_{max}}$$

le théorème de reconstruction prouve que le signal échantillonné contient autant d'information que le signal continu d'origine. On peut alors éviter de faire une autre acquisition et faire une interpolation par TFD interposée.

Soit le signal continu  $x(t)$ , de durée  $T$  et échantillonné à une période  $T_e$ . Le nombre d'échantillons du signal numérique obtenu sera égal à  $N$  vérifiant  $T = NT_e$  et sa TFD comptera le même nombre de points :

$$X_n = \sum_{k=0}^{N-1} x_k e^{-j2\pi \frac{kn}{N}} \quad (6.3)$$

Si le nombre de neurones à l'entrée du réseau est  $Nn$ , il s'agira donc de convertir le signal  $x$  à  $Nn$  échantillons. Il faut donc précéder l'entrée du réseau par un comparateur entre  $N$  et  $Nn$  pour calculer  $\Delta N = Nn - N$ . Un nombre de points d'amplitude zéros égal à  $\Delta N$  sera ajouté ou réduit du spectre de façon à avoir un nombre de points du spectre égal au nombre de neurones.

En réalisant une TFD inverse,

$$x(n) = \frac{1}{N+\Delta N} \sum_{k=0}^{N+\Delta N-1} X_k e^{-j2\pi \frac{kn}{N+\Delta N}} \quad (6.4)$$

On obtiendra finalement un signal temporel échantillonné, comportant  $Nn$  échantillons.

Dans ce travail, nous avons fixé le nombre d'échantillons à traiter par les réseaux de neurones à 200. La normalisation du signal échantillonné nécessite aussi de présenter à l'entrée du réseau de neurones des signaux dont l'amplitude est normalisée à 1. Il s'agira à ce stade de diviser le signal par le maximum de son amplitude pour que tout signal d'entrée au réseau soit d'amplitude maximale égale à 1. La figure 6.4 décrit le schéma-bloc de la phase de prétraitement.

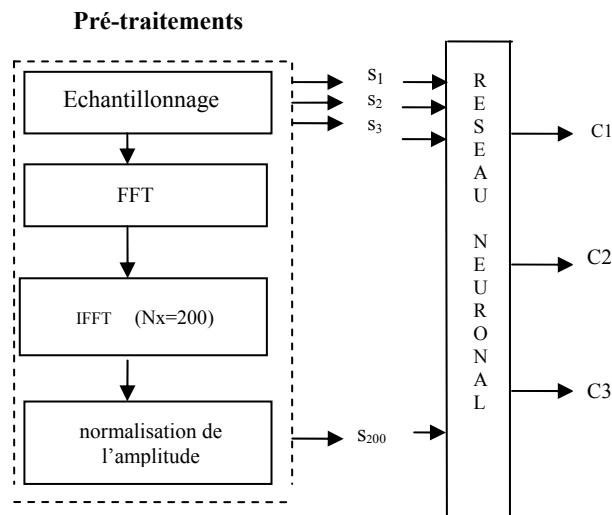


Figure 6.4: Synoptique de la méthode de classification des signaux.

La figure suivante montre le résultat obtenu sur le signal de la figure 6.5.

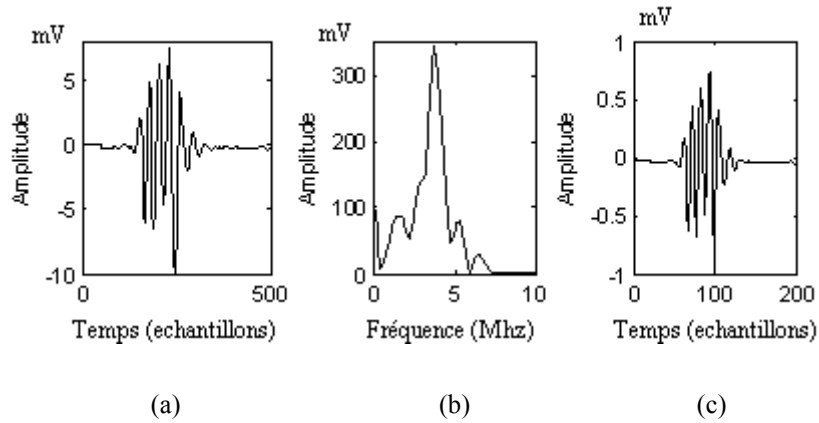


Figure 6.5: (a) signal filtré par le filtre de Hamming, (b) Spectre du signal (a), (c) Signal normalisé à 200 échantillons et d'amplitude maximum égale à 1.

## 5. Classification

On rappelle que dans une classification non supervisée, les neurones s'organisent pour répartir les entrées en groupes de données similaires. L'architecture du réseau dans ce cas peut être décrite par la figure suivante :

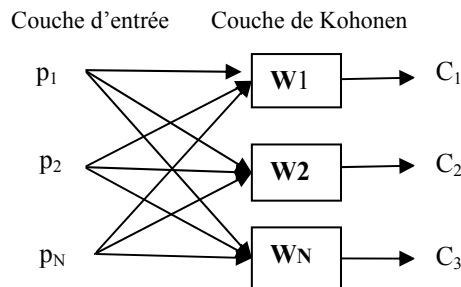


Figure 6.6: Architecture du réseau. Les trois neurones  $K_1, K_2$  et  $K_3$  définissent les trois groupes de signaux à classifier.

Les 200 échantillons du signal vont constituer les entrées  $\mathbf{P} = \{ p_1, p_2, \dots, p_N \}$ . Pour toute entrée  $\mathbf{p}$ , Chaque neurone  $K_j = \{ w_1, w_2, w_3, \dots, w_N \}$  va calculer la différence  $d(\mathbf{P}, \mathbf{W})$  entre ses poids et ses composantes :

Si on choisit la distance Euclidienne :

$$d(\mathbf{P}, \mathbf{W}) = \sum_{i=1}^N (|x_i - w_i|) \quad (6.5)$$

Le neurone pour lequel cette distance est minimale sera le neurone vainqueur. Si ce neurone appartient au voisinage, alors ses poids seront actualisés selon la formule.

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \eta(t)(|x_i - w_i|) \quad (6.6)$$

L'adaptation des poids à chaque itération, dépend du pas d'apprentissage  $\eta(t)$  qui doit décroître au fur et à mesure. Nous pouvons prendre :

$$\eta(t) = 0.7e^{-t/T} \quad (6.7)$$

$T$  est appelé taux d'apprentissage. Le réseau se stabilise lorsque  $w_i(t+1) = w_i(t)$  donc lorsque  $\eta(t)$  tend vers zéro. On prendra  $T$  assez grand pour obtenir une convergence lente et donc un meilleur apprentissage.

La convergence de l'algorithme peut être accélérée si le rayon du voisinage du neurone gagnant est modifié pendant l'apprentissage. Généralement, il est initialisé au plus grand nombre possible (toutes les entrées) puis il décroît comme pour le pas d'apprentissage, selon une fonction décroissante en  $t$ . L'équation (6.6) s'écrira alors :

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \eta(t)V(i,c,t)(|x_i - w_i|)$$

## 6. Conclusion

Nous avons décrit dans ce chapitre une méthode basée sur les réseaux de neurones utilisant les échantillons des signaux A-scan, en vue de faire une discrimination de deux types de défauts à savoir, les défauts fissures et les inclusions volumiques. Nous avons proposé un prétraitement utilisant la FFT et la FFT inverse dans le but de normaliser les signaux en nombre d'échantillons et en amplitude. Sachant que les signaux réfléchis par les deux types de défauts sont en déphasage, l'hypothèse de leur discrimination par cette approche est plausible.

L'apprentissage d'un réseau de neurones nécessitant un très grand nombre de données (en général 80 pour l'apprentissage et 20 pour les tests de validation, nous envisageons donc de poursuivre ce travail après l'acquisition ou la réalisation d'une base de données aussi conséquente.

## **CONCLUSION ET PERSPECTIVES**

## ***CONCLUSION ET PERSPECTIVES***

Le travail présenté dans cette thèse porte sur un système d'aide à la décision dans le cadre d'un contrôle automatique des matériaux par ultrasons. L'objectif poursuivi est de s'affranchir au maximum de l'intervention humaine dans l'interprétation des résultats dans la recherche de défauts tels que les fissures ou les inclusions.

Dans une première démarche, nous avons proposé des techniques d'intelligence artificielle pour l'analyse d'images ultrasonores de type C-Scan et TOFD dans le cas de contrôle de pièces épaisses. Les défauts recherchés présentent des formes caractéristiques sur ces images et leur détection ainsi que leur localisation sont réalisées par des méthodes de reconnaissance de formes, que nous avons exploitées de façon à automatiser entièrement l'interprétation. Nous avons de même, proposé dans cette partie des traitements minimisant de façon significative les quantités de données à traiter dans le but de réduire les temps de réponse du système de contrôle ainsi que la mémoire à utiliser.

Dans une seconde démarche, nous avons proposé une idée originale de mémorisation des données ultrasonores. Dans cette méthode, la formation de l'image est évitée et seuls des points pertinents, obtenus lors du balayage d'une zone contenant un défaut sont mémorisés. Une matrice creuse est ainsi formée contenant les éléments essentiels nécessaires et suffisants pour l'application des techniques de reconnaissance de forme et de caractérisation des fissures dans un matériau épais. Cette méthode est d'autant plus intéressante dans le cas de matériau à fort bruit de structure, situation dans laquelle l'amplitude du signal ultrasonore est du même ordre de grandeur que celle du bruit. Une combinaison d'un réseau de neurone et de la SSP est utilisée pour ce faire. Le perceptron différencie les signaux contenant un écho de défaut des signaux constitués uniquement de bruit, et la SSP extrait du signal, même noyé dans le bruit, le *temps de vol* temps permettant de calculer la profondeur à laquelle se situe le défaut. Les positions du transducteur récepteur et le temps de vol du signal constituent les coordonnées horizontale et verticale de la matrice creuse et la courbe formée par ses éléments aura les caractéristiques nécessaires et suffisantes pour la reconnaissance et la localisation du sommet de la fissure.

En plus du souci de réduire au maximum les risques d'erreur de diagnostic dans l'automatisation de l'interprétation des résultats de contrôle, nous avons proposé des méthodes normalisant le nombre de données à traiter. Nous montrons comment les réseaux de Kohonen appliqués aux éléments de la matrice creuse peuvent fixer un nombre d'éléments minimum qui n'altérera pas la forme de la courbe obtenue. Cette normalisation automatique permettra le traitement d'un nombre constant d'éléments dans la perspective d'implantation de cette méthode sur un circuit logique de type DSP ou FPGA. L'incorporation par la suite de ces circuits dans les appareils de contrôle portables pourra apporter à l'opérateur une aide dans la prise de décision sur site, en temps réel.

Dans le cas de la reconnaissance automatique de défauts présents dans un cordon de soudure, la constitution d'une base de données est nécessaire pour la validation de la méthode. L'amélioration par la suite, de l'apprentissage du réseau de Kohonen pour la reconnaissance des autres types de défauts tels que le manque de fusion ou de pénétration, permettra d'obtenir un système complet de caractérisation de défauts.

## REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Abbat A., Koay J. 1997.** Signal detection and noise suppression using a wavelet transform signal processor: application to flaw detection. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, vol. 44, n°1, 14-26
- Al-Nuaimy W, Zahran O. 2005.** Time Of Flight Diffraction : From Semi Automatic Inspection to Automatic Interpretation. *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, Oct. 05; vol.45, n°10, 639-644.
- Amir et al. 1986.** Analysis and comparison of some frequency compounding algorithms for the reduction of ultrasonic clutter. *IEEE Trans. on Ultrasonics, Ferroelectrics and frequency control*. vol. 33, n°4, 402-411.
- Appiah K. and Hunter A. 2005.** A Single-Ship FPGA implementation of Real time Adaptive Background Model . *Proceeding of IEEE International Conference on Field Programmable Technology. FPT'05*, 95-102.Singapore, December,11-14.
- Arques P.Y 1991.** *Décision en traitement du signal*, 2e édition, MASSON.
- Ashari E., Hornsey R.,2004.** *FPGA Implementation of Real Time Adaptive Image Thresholding*, Thèse présentée à l'université de Waterloo, Ontario, Canada.
- Atiqur G.M., Mobarak H. 2009.** Automatic defect detection and classification technique from image: a special case using ceramic tiles. *International journal of computer science and information security*. Vol. 1, 22-30.May.
- Aussel J.D. 1990.** Split Spectrum Processing with finite impulse response filters of constant frequency to bandwidth ratio. *Ultrasonics*. Vol. 28.
- Baker AR 1989.** The Classification of Defects from Ultrasonic Data using Neural Networks: the Hopfield Method, *NDT International*. vol. 22, n°1, 97-105.
- Baligand B., M Grozeller, D Romy 1986.** Improvement in ultrasonic examination of authentic steels. *Material Evaluation*, vol. 44, n°5, 566-581.
- Bavendiek K., Herold F., 2007.** Defect Recognition in Industrial Applications, *Proceeding of international workshop of Imaging in NDE*, INDE, Hamburg, Germany.
- Baskaran G , Balasubramaniam K. 2004.** Ultrasonic TOFD Flaw Sizing and Imaging in Thin Plates Using Embedded Signal Identification Technique (ESIT). *Insight*, Sept., vol. 46, n°9, 537-542.
- Beghdadi H. A. Senouci M. 2005.** *Reseaux de neurones, théorie et pratique*. OPU, Alger,
- Bentoumi M. 2004.** *Outils pour la détection et la classification. Application au diagnostic de défauts de surface de rail*. Thèse doctorat de l'Université Henry Poincaré. Nancy, France.
- Berke M., Kleinert W.D., 2000.** Portable Work Station for Ultrasonic Weld Inspection, *15th World Conf. of Non Destructive Testing, WCNDT2000*, Roma, Italy.
- Beveridge J.R., Griffith J. 1989** Segmenting images using localized histogram and region merging. *International Journal of Computer Vision*. Vol. 2, 331-347.
- Bilgutay N.M., Saniie J., Furgason E.S. 1979.** Flaw to grain echo enhancement, *Proceeding Ultrasonic Int 1970*, Mai, 152-157.
- Bilgutay N.M., Saniie J. 1984.** The effect of grain size on flaw visibility enhancement using Split Spectrum Processing *Material Evaluation* May, vol. 42, n°6, 808-814.
- Bilgutay N.M., Bencharit U. 1989.** Enhanced ultrasonic imaging with Split Spectrum Processing and polarity thresholding. *IEEE transactions on acoustics speech and signal processing*, vol. 37, n°10. Octobre, 1590-1592.

- Blitz J., Simpson G. 1996.** *Ultrasonic Methods of Non Destructive Testing*, Chapman & Hall, London, UK.
- Bolland P. 1997.** *Ultrasound Image Processing : Study of the Hough Transform Applied on Diffracted Echoes (Original: Traitement d'images ultrasonores: Etude et application de la transformée de Hough aux échos de diffraction)*, Thesis of LE2I laboratory, Le creusot, France.
- Boukouvalas C. Kittler J. Marik R. 2006.** Ceramic tiles inspection for color and structural defects *BRITE EURAM Project n°BE5638*, p 6, Univerité de Surrey. Angleterre.
- Cartz L.,1995.** *Nondestructive testing, Radiography ultrasonics, Liquid penetrant, Magnetic Particle*, Eddy Current. ASM International.
- Cchatzakos P. Markopoulos Y. P. 2007.** Towards Robotic Non Destructive Inspection of Industrial Pipelines . 4<sup>th</sup> International Conference on NDT, HSNDTint 07, Greece Oct. 11-14. Chania-Crete.
- Chen C.H., 2004.** Advanced Image Processing Methods for Ultrasonic NDE Research. *World Congress of Non Destructive Testing, Proceeding WCNDT 2004* , Aug. 30-Sep. 3,2004, pp 39-43. Montreal, Canada.
- Cornwell I., McNab A., 1999.** Towards automated interpretation of ultrasonic NDT data. *NDT & EInternational*, vol.32,n°2, 101-107.
- Cybenko. G. 1989.** Approximation by sup erp ositions of a sigmoidal function. *Mathematics of Control, Signals, and Systems*, vol.2, n°4, 303-314.
- Darlington D.J. and Campbell, D.R. 1997.** Reconfigurable FPGAs for data Compression in Ultrasonic Non Destructive Testing, *IEE Colloquium on DSP chips in Real Time Measurement and Control*. 25 September, Leicester, UK.
- Da Silva I.C, Siqueira M.H.S., 2002.** Automatic Inspection using the TOFD Technique and Neural Networks, *8th ECNDT*, Barcelona, 2002.
- De La Tullaye E., Marlot D., Lenain J-C 2008.** Modernisation de systèmes de tests par ultrasons en immersion *Congrès Cofrend*, Toulouse.
- Dessendre M. and Trétout H. 2008.** Robotisation des essais non destructifs, Non Destructive Testing Automation, *cofrend 2008*, 20-23 May, Toulouse, France.
- Dirauf B. Gohlke B., 1998.** Innovative robotics and ultrasonic technology at the examination of reacto pressure vessels in BWR and PWR nuclear stations. *Proceeding European conf. of Non Destructive Testing ECNDT 98*.
- Drai R., Khelil M., Benchaala A. 2000,** Flaw detection in ultrasonics using wavelet transform and split spectrum processing. *Proceeding Of 15<sup>th</sup> WCNDT*, Roma.
- Drai R., Khelil M., Benchaala A. 2002,** Time frequency and and wavelet transform applied to selected problems in ultrasonics.NDE&E int. vol. 35, 567-572.
- Duff I.S, Erisman A.M., 1987.** *Direct Method for Sparse Matrix*, Clarendon Press, New York, USA.
- El Behiery H., Hefnaoui A. Elewa M. 2005.** Surface defect detection for ceramic tiles using image processing and morphological technique. *Proceeding of world academy of science engineering and technology*, vol.5, 150-160.
- Geman S., Bienenstock E., R. Doursat 1992.** Neural networks and the Bias/Variance dilemma. *Neural Computation*, 4, 1-58.
- Golub, G. H., Van Loan, C. 1996.** *Matrix Computations* (3rd ed.). Baltimore: Johns Hopkins.
- Gupta A., 1997.** Fast and effective algorithms for graph partitionning and sparse matrix ordering. *Optical lithography*, vol 41,n°1/2, 171-183.
- Harralick, Shapiro 1992.** *Computer and robot vision*, vol.1, 40-48. Addison Wesley.

- Hornik K. M., Stinchcomb E., White H. 1989.** Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, vol.2, 359-366.
- Iscan Z., Kurnaz N., Dokur Z. 2006.** Ultrasound image segmentation by using wavelet transform and Self organizing Neural Network, *Neural Information Processing, Letters and Reviews*. vol. 10, n°8-9, 183-189.
- Jasiuniene J., 2007.** Ultrasonic Imaging Techniques for Non Destructive Testing of Nuclear Reactors, cooled by liquid Metals: Review. *ULTRAGRAS*, vol.62, n° 3, pp.39-43.
- Johnston C.J and Gribbon K.T., 2004.** ‘Implementing Image Processing Algorithms on FPGAs’, *Proceeding of 11 Electronic New Zeland Conference ENZCon’04*, pp. 118-123, Palmerston North, New Zeland.
- Karpur P., Shankar P.M. 1988.** Split Spectrum Processing: Determination of the available bandwidth for spectral splitting. *Ultrasonics*. July, vol. 26.
- Karpur P., Canelones., 1992.** Split Spectrum Processing: A new filtering approach for improved signal to noise enhancement of ultrasonic signals. *Ultrasonics*, vol. 30, n° 6,351.
- Keying Wu and Jingang Ni, 1994.** An Automatic Ultrasonic Fatigue Testing System for Studying low Crack Growth at Room and High Temperature, *ASTM, American Society for Testing and Materials*, special technical publication, vol.1231, 598-607.
- Kohonen T., 1988.** *Self Organization and Associative Memory*, Springer Verlag, Heidelberg.
- Lawson S.W., Parker G.A. 1996.** Automatic Detection of Defects in Industrial Ultrasound Images Using Neural Networks, *Proceeding of SPIE*, vol. 2786, 37-47.
- Leggat P., Reilly D., McNab A., 1998.** Automated interpretation for ultrasonic NDT data. *Proceeding 37, annua british confrenc on nondestructive testing*, 15-17 Sept. Newcastle, UK.
- Leo M., Looney D. 2010.** Defective area identification in Aircraft components by Bivariate EMD analysis of ultrasonic signals. *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 5998/2010, 219-230.
- Lew Yan Von L F C, 1997.** Gradient Based Hough Transform for the Detection and Characterization of Defect during non destructive inspection, *Conf. N°5 of Machine Vision Applications in Industrial inspection*, San Jose CA, USA, vol. 3029: 140-146.
- Li X., Donohue K, Bulgutay N.M. 1989.** Adaptive and robust filtering techniques for ultrasonic flaw detection. *Proceeding IEEE Ultrasonics Symposium*. 1145-1149.
- Liu Z., Dean T., Liu 2000.** A phase based split spectrum processing algorithm for ultrasonic testing in coarse grained materials, *proceeding 15<sup>th</sup> World congress of NDT, WCNDT2000*, Roma, Italie.
- Loertscher H., Bartos A, Strycek J. 2000.** Digital Signal Processing for ultrasonic testing. *15<sup>th</sup> World conference on NDT, WCNDT’15<sup>th</sup>*, Rome. Italie.
- Maalmi K, Benslimane R., 2009.** Towards Automatic Analysis of Ultrasonic Time Of Flight Diffraction Data Using Genetic-Based Inverse Hough Transform. *insight, Non Destructive Testing and Condition Monitoring*, vol. 51, n°4, 184-191.
- Maitre H. 1985.** Un panorama de la transformée de Hough (A Review on Hough Transform), *Traitement du signal*, vol. 2, n°4, 305-317.
- Martin C.J, Gonzalez Bueno R., 2007.** Ultrascop TOFD : Un sistema compacto para captura y procesamiento de imagenes TOFD. *IV Conferencia Panamericana de END, PANNDT 2007*, Buenos Aires, Argentina, October 22-26.
- Maitre H. 1985.** Un panorama de la Transformée de Hough, *Revue Traitement du signal*, vol. 2, n°4, 305-317.
- Matz V., Kreidl M., Smid R., 2004.** Signal-to-Noise ratio improvement based on the discrete wavelet transform in ultrasonic defectoscopy. *Acta Polytechnica*, vol.44, n°4, 61-66.

- McCulloch, W. S., Pitts, W. 1943.** A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, vol. 9, 127-147.
- Merazi Meksen T., Boudraa M., 2006a.** Application of the Randomized Hough Transform on Ultrasonic images in Non Destructive Testing. *WSEAS transactions on signal processing* Vol.2, n°8, 1053-1056 Aug.
- Merazi Meksen T., Boudraa M., Drai. R. 2006b,** Automatic Detection of Cracks using the Hough Transform on Sparse Matrix .*wseas transactions on signal processing*, Vol. 2, n°8, 1057-1062.
- Merazi Meksen T., Boudraa B, Boudraa M. 2009.** Defect Clustering using Kohonen Networks during Ultrasonic Inspection. *International Journal of Computer Science*. Ed. IAENG. Sept. Volume 36, issue3.
- Merazi Meksen T., Boudraa B., Boudraa, M. 2010.** Automatic Crack Detection and Characterization during Ultrasonic Inspection. *Journal of Nondestructive Evaluation*, Ed. Springer, Sept., Vol. 29, n°3, 169-174.
- Miller M., 2002,** Development of Automated Real-Time Data Acquisition System for Robotic Weld Quality Monitoring .*Mechatronics*. 20021 2:1259-1269.
- Moles M., 2005 .** Portable Phase Array Application, 3rd, *Middle East Nondestructive Testing Conference & Exhibition MENDT*. Manama, Bahrein, 27-30 Nov.
- Moura E.P.,Silva R.R.,Siqueira M.H. 2004.** Pattern recognition of weld defects in preprocessed TOFD signals using linear classifiers.*Journal of Nondestructive evaluation*. Vol.32, n°4, 163-172.
- Moysan J., Corneloup P., 1992.** Crack-like defect detection and sizing from image segmentation through co-occurrence matrix analysis. *Ultrasonics*. Vol 30, N°6, 359-363.
- Moysan J.,Corneloup P, 2008.** L'importance du bruit de structure dans l'évaluation non destructive. *Cofrend 2008*, 20-23 Mai, Toulouse, France.
- Naida V. L, Pyshnyi V. 1998. M.** Application and Development of Automated Systems for Ultrasonic Defectoscopic Inspection of the Primary Circuit of Nuclear Power Plants in the Ukraine , *Strength of Materials*,1998, vol. 30, n°2, 124-129.
- Nelson A.E., 2000.** *Implementation of Image Processing Algorithm on FPGA Hardware*. Thesis in Electrical Engineering, Faculty of the graduate school of Vanderbilt.
- Ogilvi J.A., Temple J.A.G. 1983.** Diffraction of elastic waves by cracks : application to time of flight inspection , *Ultrasonics*, vol. 21, n°6, 259-269.
- Paradis L. 1983.** *Développement de méthodes et d'un dispositif de traitement du signal adaptés au contrôle non destructif par ultrasons*. Thèse de doctorat , Université de Grenoble.
- Parta H., Oruclu E. 2007.** Real time FPGA implementation of reconfigurable ultrasonic detection system. *IEEE Int. Conf. On electro/information technology*. May. 396-400.
- Passi GS., 1995,** Reducing the Influence of Human Factors on the Reliability of Manual Ultrasonic Weld in Inspection, *Insight*, vol. 37, n°10,788-791.
- Peureux P et al., 2008.** Caractérisation de défauts plans par contrôle ultrasonore et traitement du signal adapté (planar flaws sizing using ultrasonic non destructive, evaluation and signal processing) *Cofrend 2008*, 20-23 May Toulouse, France.
- Piervincezo R. 2004.** Discrete Wavelet Transform to Improve Guided-Wave-Based Health Monitoring of Tendons and Cables. *Smart Structures and Materials Proceedings of SPIE* , vol.5391, 523-532.
- Pissanetzky S. 2007.** *Sparse Matrix Technology*, Electronic Edition,
- Raymond K., et al. 1995.** Modification of Hough transform for object recognition using a 2-dimensional array. *Pattern recognition*. Vol 28, n°11, 1733-1744.

- Rubber P.** An overview of Split Spectrum Processing. *www.ndt.net/article/v08n08*.
- Rumelhart D.E. 1986.** Hinton G.E., Williams R.J. *Learning internal representations by error backpropagation parallel distributed processing*, D.E. Rumelhart and J.L. McClelland Chap8, Bradford book - MIT press
- Rosenblatt F., 1962.** *Principles of neurodynamics*. New York, Spartan.
- Robini N.C., I.E. Magenin, 1997,** Two-dimensional ultrasonic flaw detection based on the wavelet packet transform *IEEE transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control*, vol. 44, n°6, pp. 1382-1394.
- Sallard J., 1999.** *Etude d'une Méthode de Déconvolution Adaptée aux Images Ultrasonores*. Thesis presented at the Institut National Polytechnique de Grenoble. France.
- Sambath S., Nagaraj J., Selvakumar N , 2011.,** Automatic Defect classification in Ultrasonic NDT using artificial intelligence, *Journal of Nondestructive Evaluation*, vol.30 : 20-28.
- Sambath S., Nagaraj J., Selvakumar N , 2010.** Automatic detection of defects in ultrasonic testing using artificial neural network. *International Journal of microstructures and material properties*, Vol. 5, n°6, 561-574
- Saniie J., Nang T., Jin X. 1992,** Performance evaluation of frequency diverse Bayesian ultrasonic flaw detection. *Journal of Acoustic Society American*. Vol.94, n°4, 2034-2041.
- Satoh K., 2009.** Three dimensional ultrasonic Imaging Operation using FPGA, *IEICE Electronics Express*. Vol. 2, N°2, pp 84-89.
- Segura F. Lesage 2008.** Analyse et interprétation en ligne d'images ultrasonores pour améliorer la sélectivité des installations de contrôle de tubes en acier. *Congrès Cofrend 2008* Toulouse, France.
- Se Ho Choi, Jong Pil Yan. 2007.** Real time defect detection algorithm for high speed steel bar in coil, *proceeding of world academy of science engineering and technology* Vol. 21. January.
- Sezgin M., B. Sankur, 2004.** Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. *Electronic Imaging*. Vol.13, n°1, 146-165.
- Shekhar C., Shitole N., 2006,** Combining Fuzzy Logic and Neural Networks in Classification of Weld Defects using Ultrasonic Time of Flight Diffraction, *NDT 2006, the 45th Annual British Conference on NDT, Stratford-upon-Avon, UK, September 2006*.
- Shen J., Paillou 1996.** Trinocular stereovision by generalized Hough transform. *Pattern recognition*. vol.29, n°10, 1661-1671.
- Shuxiang J. 2004.** Development of an Automated Ultrasonic Testing System, *SPIE Proceeding, 3rd International Conference on Experimental Mechanics*, Vol. 5852, Singapore.
- Silk M.G. 1984.** The use of Diffraction-based Time of Flight Diffraction Measurement to Locate and Size Defects, *British Journal of NDT*, vol. 26, n°4, 208-213.
- Simone G. et al. 2002.** Feature extraction techniques for ultrasonic signal classification. *International journal of applied electromagnetic and mechanics*. IOS press.291-294.
- Sclegerman U., 1996.** Characterization of reflectors by ultrasonics methods. *http: Ndt.net*. Vol. 1, n°12.
- Sun H.C, Saniie J. 1999.** Ultrasonic Flaw Detection Using Split Spectrum Processing Combined with Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. *Proceeding of the IEEE Ultrasonic Symposium*. Caesars Tahoe, NV , USA Oct.17-20, vol.1, 801-804.
- Swamy G. Baskaran G. 2005.** A point Source Correlation Technique for Automatic Discontinuity Identification and Sizing Using Time Of Flight Diffraction. *Material Evaluation*. April 2005, vol. 63, n°4, 425-429.

- Tian Q., Nihat M. 1998.** Statistical analysis of split spectrum processing for multiple target detection. *Proc IEEE Transaction on ultrasonics ferroelectrics and frequency control*. January, vol.45, n°1.
- Vaillancourt-Veilleux Nicolas- Joël, 2006.** *Modélisation et caractérisation d'une architecture générique de systèmes ultrasonores portables*, Mémoire de maîtrise es sciences appliquées, Ecole polytechnique e Montréal.
- Veiga L.B.C. ,Carvalho A. 2005.** The use of artificial network in the classification of pulse echo and TOFD ultrasonic signal. *Journal. of the Braz. Soc. of Mechanics. Sci. & Eng.*398-394.
- Verkooijen J. 1995.** TOFD used to replace Radiography , *Insight*, 1995, vol. 37 n°6: 433-435.
- Vincen R. 2003.** Non linear filtering of ultrasonics signals using neural Networks *Proceeding of Ultrasonics International, UI'03*, 30 Juin- 3Juil. Granada, Espagne.
- Webber S.A, 2001,** Five Years of Testing using the Semi-Automated Ultrasonic Time of Flight Diffraction System, *10th APCND*, Austria.
- Weber J. Oruclu E. Saniie J.** Configurable hardware design for frequency divers target detection. *Proceeding of MWCAS 2008*, 10-13 Aug, 890-893, Knoxville, Tennessee.
- Xu L. 1990.** A new curve detection mode: Randomized Hough Transform *Pattern Recognition Letters*, 331-338.
- Yau K. 1997.** Split Spectrum Processing for Non Destructive Testing , *NDTnet* vol. 2 n°8 <http://www.ndt.net/article/splitspec>.
- Yella S., Dougherty M.S., 2006.** Artificial Intelligence Techniques for the automatic Interpretation of Data from Non Destructive Testing, *Insight non-destructive testing and condition monitoring*, Vol. 48, n°1, Janvier.
- Zahran O, Al-Nuaimy W. 2006.** Image Processing for Accurate Sizing of Weld Defects Using Ultrasonic Time-Of-Flight Diffraction. *European Conference on NDT, ECNDT*, Berlin, Germany.
- Zahran O, Al-Nuaimy W. 2007.** Combining fuzzy logic and neural networks in classification of weld defects using ultrasonic time of flight diffraction. *Insight*, Vol. 49,N° 2, 79-82, Feb.

## Annexe

### MODELISATION DES ARCS DE DIFFRACTION

Cette annexe décrit la modélisation proposée par Patrice Bolland dans sa thèse (Bolland 1997) des arcs de diffraction observés sur les images TOFD lorsque le défaut détecté est un défaut plat, orienté perpendiculairement à la surface de la pièce inspectée.

#### 1. Dispositif de contrôle

Le transducteur émetteur et le transducteur récepteur sont maintenus à égale distance par une barre rigide. Ils se déplacent pas à pas grâce à des moteurs commandés par ordinateur. A chaque position, le signal reçu est numérisé et enregistré pour former une ligne de l'image TOFD qui sera synthétisée au fur et à mesure.

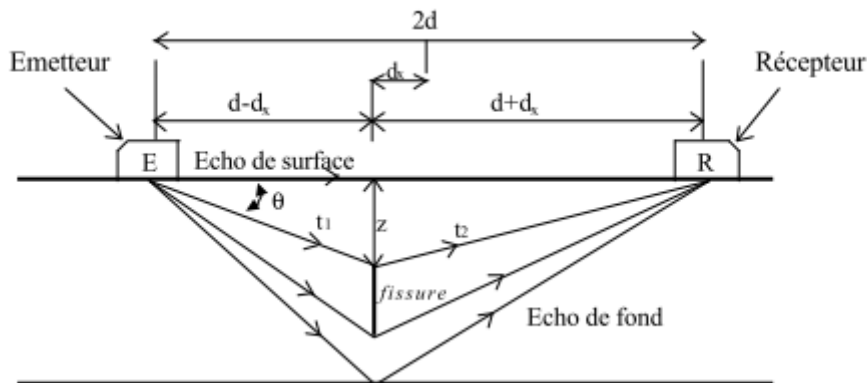


Figure E1 : Temps de vol des ondes ultrasonores dans la technique TOFD.

Considérons la figure E1 dans laquelle nous supposons que la fissure est orientée perpendiculairement à la surface de contrôle. Le matériau est supposé isotropique et homogène (les caractéristiques physiques du matériau sont les mêmes dans tous les directions). La vitesse de propagation de l'onde ultrasonore est ainsi considérée constante. Le temps de vol de l'onde ultrasonore peut être écrit de la façon suivante (équation E.1):

$$t(d_x) = t_1(d_x) + t_2(d_x) = \frac{1}{c} \sqrt{z^2 + (d - d_x)^2} + \frac{1}{c} \sqrt{z^2 + (d + d_x)^2} \quad (E1)$$

où

- $t_1(d_x)$  représente le temps mis par l'onde ultrasonore émise par l'émetteur pour atteindre la fissure,
- $t_2(d_x)$  représente le temps mis par l'onde ultrasonore diffractée par l'extrémité supérieure de la fissure pour arriver au récepteur,
- $c$  est la vitesse de propagation de l'onde ultrasonore dans le matériau.
- $d$  est la demi-distance entre l'émetteur et le récepteur (l'émetteur et le récepteur sont séparés par une distance constante égale à  $2d$ ),
- $z$  correspond à la profondeur de la fissure dans le matériau,
- $d_x = x - x_0$ , avec  $x$ , position du centre du tandem émetteur/récepteur, et  $x_0$ , position de la fissure dans le repère de la pièce.  $d_x$  est en fait la position relative du centre du tandem émetteur/récepteur par rapport à la fissure.

Les hypothèses faites permettent de décrire le temps de vol de l'onde ultrasonore par cette équation

L'équation E1 peut être approximée par une équation du second degré:

$$t(d_x) = t_1(d_x) + t_2(d_x) = \frac{1}{c} \sqrt{z^2 + (d - d_x)^2} + \frac{1}{c} \sqrt{z^2 + (d + d_x)^2}$$

$$t(d_x) = \frac{1}{c} \left[ \left( z^2 + d^2 - 2d d_x + d_x^2 \right)^{\frac{1}{2}} + \left( z^2 + d^2 + 2d d_x + d_x^2 \right)^{\frac{1}{2}} \right]$$

$$t(d_x) = \frac{\sqrt{z^2 + d^2}}{c} \left[ \left( 1 + \frac{d_x^2 - 2d d_x}{z^2 + d^2} \right)^{\frac{1}{2}} + \left( 1 + \frac{d_x^2 + 2d d_x}{z^2 + d^2} \right)^{\frac{1}{2}} \right]$$

$$t(d_x) = t_1(d_x) + t_2(d_x) = \frac{1}{c} \sqrt{z^2 + (d - d_x)^2} + \frac{1}{c} \sqrt{z^2 + (d + d_x)^2}$$

D'après le développement limité de  $(1+x)^\alpha$  à l'ordre 2, on obtient l'équation suivante:

$$t(d_x) = \frac{\sqrt{z^2 + d^2}}{c} \left[ 2 + \frac{1}{2} \frac{2d_x^2}{z^2 + d^2} - \frac{1}{8} \frac{8d^2 d_x^2}{(z^2 + d^2)^2} \right]$$

$$t(d_x) = \frac{\sqrt{z^2 + d^2}}{c} \left[ 2 + \left( \frac{1}{z^2 + d^2} - \frac{d^2}{(z^2 + d^2)^2} \right) d_x^2 \right]$$

$$t(d_x) = \frac{2\sqrt{z^2 + d^2}}{c} + \frac{z^2}{c.(z^2 + d^2)^{3/2}} . d_x^2$$

En pratique, il est difficile de fixer des limites d'utilisation de ce développement. Lors d'une acquisition,  $z$  et  $d$  étant fixées, les limites devront être fixées par le déplacement  $d_x$  des traducteurs. Dans la plupart des cas, la distance  $d$  et la profondeur  $z$  ont le même ordre de grandeur. Il faudra donc veiller à ce que  $d_x$  soit faible devant  $z$  pour que le développement limité soit utilisable.

En posant:

$$Ouv = \frac{z^2}{c.(z^2 + d^2)^{3/2}}$$

Et

$$t_0 = \frac{2\sqrt{z^2 + d^2}}{c} \quad (E2)$$

nous obtenons une équation du second degré du temps de vol  $t$  en fonction du déplacement relatif  $d_x$  du tandem émetteur/récepteur par rapport à la fissure:

$$t(d_x) = Ouv d_x^2 + t_0 \quad (E3)$$

avec

$$t_0 \geq \frac{2d}{c} .$$

Le temps  $t_0 = \frac{2d}{c}$  correspond au temps de vol de l'onde ultrasonore lorsque la fissure est en surface. Cette limite de  $t_0$  est obtenue en faisant tendre  $z$  (la profondeur de la fissure) vers zéro dans l'équation E2.

Les arcs de diffraction observés sur les B-Scan peuvent donc être modélisés par des arcs de parabole. La figure E2 est une représentation de l'équation E3.

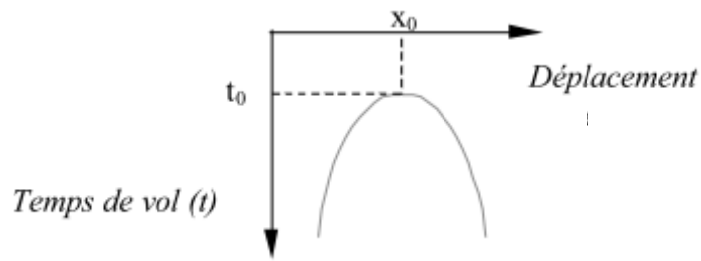


Figure E2 : Modèle mathématique des arcs de diffraction.

L'équation E2 met en évidence le lien entre le temps de vol  $t_0$  des échos de diffraction et la profondeur  $z$  du défaut dans le matériau lorsque la fissure est au centre du couple émetteur/récepteur en tandem:

$$z = \sqrt{\frac{t_0^2 c^2}{4} - d^2} \quad t_0 \geq \frac{2d}{c}$$

La connaissance du temps  $t_0$  (coordonnée  $t$  du sommet de l'arc de diffraction) permet de calculer la profondeur du défaut dans le matériau (équation E4).