HAL
open science

Évaluation non-destructive quantitative de structures aéronautiques par la méthode des courants de Foucault

Thành Long Cung

To cite this version:

Thành Long Cung. Évaluation non-destructive quantitative de structures aéronautiques par la méthode des courants de Foucault. Autre. École normale supérieure de Cachan - ENS Cachan, 2012. Français. NNT : 2012DENS0027 . tel-00749648

HAL Id: tel-00749648

https://theses.hal.science/tel-00749648v1

Submitted on 8 Nov 2012

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE DE DOCTORAT

DE L'ÉCOLE NORMALE SUPÉRIEURE DE CACHAN

Présentée par

Monsieur CUNG Thành Long

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'ÉCOLE NORMALE SUPÉRIEURE DE CACHAN

Domaine

ÉLECTRONIQUE – ÉLECTROTECHNIQUE - AUTOMATIQUE

Sujet de thèse

Évaluation non-destructive quantitative de structures aéronautiques par la méthode des courants de Foucault

Thèse présentée et soutenue à Cachan le 22 Juin 2012 devant le jury composé de :

M. Gilles DESPAUX	Professeur des Universités	Président
Mme. Danielle NUZILLARD	Professeur des Universités	Rapporteur
M. Stéphane FLAMENT	Professeur des Universités	Rapporteur
M. Pierre-Yves JOUBERT	Professeur des Universités	Directeur de thèse
M. Eric VOURC'H	Maître de Conférences	Examinateur

Laboratoire des **S**ystèmes et **A**pplications des **T**echnologies de l'**I**nformation et de l'**É**nergie
ENS CACHAN – CNRS – UMR 8029
61, avenue du Président Wilson
94230 CACHAN Cedex
France

Remerciements

Le travail présenté dans ce mémoire a été réalisé au sein du laboratoire Systèmes et Applications des Technologies d'Information et de l'Energie (SATIE). Je remercie M. Pascal Larzabal, directeur du SATIE pour m'avoir accueilli dans son laboratoire.

Je désire alors exprimer ma profonde gratitude aux Prof. Pierre Yves Joubert (mon directeur de thèse) et Dr. Eric Vourch pour m'avoir proposé ce sujet intéressant et encadré dans ces travaux, pour leurs soutiens constants pendant la rédaction de cette thèse. Ses disponibilités et ses généreux secours au cours de certains de mes moments difficiles ont été d'une très grande qualité, et d'un immense réconfort, merci infiniment Messieurs.

Je remercie M. Gilles Despaux, Professeur des universités à l'Université Montpellier 2 pour avoir présidé le jury de soutenance.

Je remercie Mme. Danielle Nuzillard, Professeur des universités à l'Université de Reims et M. Stéphane Flament, Professeur des universités à l'Université de Caen Basse Normandie pour avoir accepté d'évaluer mes travaux de thèse en tant que rapporteurs.

Je souhaite évidemment remercier l'ensemble des doctorants/post doctorant/stagiaires master 2 qui m'ont croisé pendant ces plus de trois ans : Yohan Le Diraison, Vincent Thomas, Sebatien Bausson, Jonathan Bosse, Mojtaba Amiri Sazi, Tarek Menni, Tien-Anh Nguyen, Ghania Belkacem, Maxime Boizard,… pour leur soutien scientifique mais aussi et surtout pour avoir réussi à créer une super ambiance au sein et en dehors du laboratoire. Mes remerciements s'adressent aussi à tous les personnels au secrétariat du laboratoire SATIE pour leurs aides.

Je souhaite remercier M. Bernard Journet, Maître de Conférences à l'ENS Cachan, M. Ngoc-Diep Lai, Maître de Conférences à l'ENS Cachan, et tous mes amis vietnamiens pour leur soutien scientifique et leurs aides effectives dans la vie quotidienne en France.

Je tiens également à remercier toute ma famille pour son soutien constant tout au long de mon doctorat.

Enfin, merci au Gouvernement Vietnamien de m'avoir donné une bourse qui m'a permis d'effectuer ma thèse en France.

Table des matières

Remerciements *1*

Table des matières *3*

Liste des abréviations *9*

Liste des tableaux *11*

Liste des figures *13*

Introduction *17*

Chapitre 1 Problématique *23*

1.1. Introduction **23**

1.1.1. Courants de Foucault et principe des capteurs à CF 23

1.1.2. Problématique de l'END par CF 26

1.2. Modèles de connaissance directs **28**

1.2.1. Modèles de connaissance internes 28

1.2.2. Modèles de connaissance externes 30

1.3. Problème inverse **30**

1.4. Capteur CF et enrichissement des données expérimentales **31**

1.4.1. Capteur à double fonction 31

1.4.2. Capteur à fonctions séparées 32

1.4.3. Enrichissement des données expérimentales 32

1.5. Les méthodes de CND/END par CF **34**

1.5.1. CND/END mono-fréquence 34

1.5.2. CND/END multifréquence 35

1.5.3. CND et END impulsionnels 35

1.6. Introduction à la problématique traitée et à l'approche utilisée **36**

1.6.1. Problématique de l'END CF de structure métalliques 36

1.6.2. Approches multifréquences s'appuyant sur des modèles de connaissance externes 37

1.6.2.1. Démarche expérimentale afin d'établir un modèle de connaissance externe 38
1.6.2.2. Capteur utilisé 39
1.6.2.3. Configuration de test 40

1.7. Conclusion 42

Chapitre 2 Analyse des interactions capteur / cible multicouche 45

2.1. Interactions d'un capteur CF élémentaire avec une cible conductrice en régime harmonique 45

2.1.1. Impédance normalisée 45
2.1.2. Cas d'une cible massive 46
2.1.3. Cas d'une cible multicouche 50
2.1.4. Variations de l'impédance normalisée 52

2.2. Analyse expérimentale de la variation d'impédance *z* 54

2.2.1. Influence de la fréquence d'excitation sur z 54
2.2.2. Influence de l'épaisseur de la plaque inférieure sur *z* 58

2.3. Modélisation analytique des interactions capteur / cible multicouche 60

2.3.1. Modèle du « transformateur à deux secondaires chargés » 60
2.3.2. Simulation du modèle du transformateur à deux secondaires chargés 63

2.4. Modélisation par éléments finis des interactions capteur / cible multicouche 66

2.4.1. Description du problème simulé 67
2.4.1.1. Généralités 67
2.4.1.2. Réduction du bruit de calcul 68
2.4.1.3. Acquisition et traitement des données 69
2.4.2. Résultats de simulations 71

2.5. Conclusion 74

Chapitre 3 Estimation de paramètres de la structure cible à l'aide d'un modèle comportemental linéaire 75

3.1. Introduction 75

3.2. Méthode d'estimation du jeu entre deux pièces conductrices d'épaisseurs connues a priori 77

3.3. Méthode d'estimation de l'entrefer entre deux couches conductrices sachant l'épaisseur de la première, la seconde appartenant à un ensemble discret connu a priori 78

3.4. Méthode d'estimation de l'entrefer entre deux couches conductrices sachant l'épaisseur de la première et ignorant celle de la seconde 82

3.5. Mise en œuvre et évaluation des algorithmes d'estimation 83

3.5.1. Construction du modèle comportemental inverse 83

3.5.2. Données de test simulées 85

3.5.3. Test des algorithmes d'estimation avec les données simulées 86

3.5.4. Test des algorithmes d'estimation avec des données expérimentales 92

3.5.5. Comparaison des algorithmes proposés 93

3.6. Conclusion 94

Chapitre 4 Estimation de paramètres de cibles par inversion de modèles polynomiaux 95

4.1. Introduction 95

4.2. Estimation d'un jeu entre pièces au moyen d'une approche basée sur un modèle comportemental polynomial 96

4.2.1. Modèle direct polynomial 96

4.2.2. Procédures d'inversion 99

4.2.2.1. Inversion par moindres carrés et moindres carrés pondérés 99

4.2.2.2. Inversion par moindres carrés avec contrainte de non négativité 101

4.2.3. Mise en œuvre de l'approche 102

4.2.3.1. Construction du modèle direct polynomial 102

4.2.3.2. Mise en œuvre de l'inversion 103

4.2.3.3. Conclusion sur l'intérêt de la méthode d'estimation basée sur l'inversion d'un modèle direct polynomial 110

4.3. Estimation de la profondeur de fissures au moyen d'une approche basée sur un modèle comportemental polynomial 111

4.3.1. Problème considéré 111

4.3.2. Prétraitement des images de l'impédance du capteur 116

4.3.2.1. Réduction de l'influence du bruit existant aux bords des images 116

4.3.2.2. Soustraction du fond de l'image complexe 117

4.3.3. Analyse et identification des grandeurs d'intérêt des images CF 119

4.3.3.1. Estimation de $|Z_{max}|$ et de $\mathrm{Arg}(Z_{max})$ 119

4.3.3.2. Etude comportementale : évolution de $|Z_{max}|$ et de $\mathrm{Arg}(Z_{max})$ en fonction de p 120

4.3.4. Modèle direct polynomial 122

4.3.5. Procédure d'inversion par moindres carrés et moindres carrés pondérés 123

4.3.6. Mise en œuvre de l'approche 125
4.3.6.1. Construction du modèle direct polynomial 125
4.3.6.2. Mise en œuvre de l'inversion 126
4.3.6.3. Conclusion sur l'intérêt de la méthode d'estimation basée sur l'inversion d'un modèle direct polynomial 129
4.4. Conclusion 129
Chapitre 5 Estimation de paramètres de structures conductrices par une approche à réseaux de neurones artificiels 133
5.1. Introduction 133
5.2. Réseaux de neurones 133
5.2.1. Cerveau et neurones biologiques 133
5.2.2. Modèles de réseaux de neurones artificiels 136
5.2.2.1. Neurones artificiels et réseaux de neurones artificiels 136
5.2.2.2. Architectures de réseaux de neurones artificiels 138
5.2.2.3. Apprentissage des réseaux de neurones artificiels 140
5.2.3. Réseaux de neurones multicouches sans bouclage (RNMC) 142
5.2.3.1. Algorithmes d'apprentissage 142
5.2.3.2. Vitesse d'apprentissage 143
5.2.3.3. Sur-apprentissage et puissance de généralisation 143
5.2.3.4. Processus de création d'un RNMC 145
5.3. Estimation du jeu entre pièces dans un assemblage métallique 146
5.3.1. Présentation du problème 146
5.3.2. Données d'apprentissage 146
5.3.3. Architecture du réseau de neurones utilisé 147
5.3.4. Résultats d'estimation 149
5.3.5. Conclusion concernant l'estimation de l'épaisseur d'un entrefer à l'aide de réseaux de neurones 153
5.4. Estimation de la profondeur de fissures 154
5.4.1. Présentation du problème 154
5.4.2. Construction de la base d'apprentissage 154
5.4.3. Architecture du réseau de neurones utilisé 156
5.4.4. Résultats d'estimation 157

5.4.5. Conclusion concernant l'estimation de profondeur de fissures à l'aide de réseaux de neurones 159

5.5. Conclusion 160

Conclusion Générale et Perspectives.....163

Annexe 167

Bibliographie 169

Liste des abréviations

2D	Deux Dimensions
CF	Courants de Foucault
CND	Contrôle Non Destructif
DIN	Distance d'Impédance Normalisée
DPSM	Distributed Point Source Method
EF	Eléments Finis
END	Evaluation Non Destructive
EQM	Erreur Quadratique Moyenne
ERF	Erreur Relative de Fidélité
ERJ	Erreur Relative de Justesse
FEM	Force Electromotrice Induite
IN	Impédance Normalisée
MC	Moindre Carré
MCNN	Moindre Carré avec contrainte de Non Négativité
MCP	Moindre Carré Pondéré
NA	Neurone Artificiel
REQM	Racine carrée de l'Erreur Quadratique Moyenne
RNA	Réseaux de Neurones Artificiels
RNMC	Réseaux de Neurones Multicouches sans bouclage
RNR	Réseaux de Neurones Récurrents
RSB	Rapport Signal sur Bruit
T2S	Transformateur à 2 Secondaires chargés

Liste des tableaux

Tableau 3.1 *Relation entre e_b et Z_{n0} (e_a = 1,5 mm, f = 1060 Hz)*.....**76**

Tableau 3.2 *Paramètres des simulations ayant servi à construire le modèle comportemental utilisé dans les algorithmes d'estimation* **84**

Tableau 3.3 *Coefficients des polynômes d'interpolation des courbes $\alpha_i^{-1}(e_b)$ pour les 5 fréquences utilisées.* ...**85**

Tableau 3.4 *Biais et écart-type des estimations de paramètres de structures multicouches obtenues en appliquant un modèle comportemental inverse.* **89**

Tableau 3.5 *REQM des estimations de paramètres de structures multicouches obtenues en appliquant un modèle comportemental inverse.* **89**

Tableau 4.1 *Coefficients du modèle direct polynomial multi-fréquences de z obtenus par pseudo-inverse.* **103**

Tableau 4.2 *Comparaison de 2 techniques d'inversion*.....**107**

Tableau 4.3 *Influence sur l'inversion du degré du modèle direct polynomial.*.....**109**

Tableau 4.4 *Influence du nombre de fréquences utilisées sur les résultats d'inversion.*.....**110**

Tableau 4.5 *Coefficients des modèles directs polynômiaux quadratiques de $|Z_{max}|(p)$ et $Arg(Z_{max})(p)$ aux fréquences d'excitation f_1 = 500 kHz, f_2 = 400 kHz* **126**

Tableau 4.6 *Comparaison des méthodes d'inversion MC-MCP et MCNN-MCP appliquées à différents modèles directs polynomiaux pour estimer la profondeur de fissures.* **128**

Tableau 4.7 *Estimation de profondeur de fissures par méthodes bi-fréquences et mono-fréquence, basées sur l'inversion de modèles directs polynomiaux par méthode MCNN-MCP.*.....**129**

Tableau 5.1 *Résultats d'estimation obtenus à partir du réseau de neurones 5-39-2.* **150**

Tableau 5.2 *Résultats d'estimation obtenus à partir du réseau de neurones 5-15-2.* **151**

Tableau 5.3 *Comparaison de l'estimation de l'épaisseur d'un entrefer dans un assemblage multicouche électriquement conducteur à partir des techniques MCI, AP et RNMC. La structure considérée est telle que $e_a = e_b$ = 1,5 mm, et les données utilisées pour construire les modèles et le réseau de neurones sont synthétiques.* **153**

Tableau 5.4 *Estimation au moyen d'un réseau de neurones 2-15-1 et à partir de données expérimentales, de la profondeur de fissures.*.....**158**

Tableau 5.5 *Estimation de profondeur de fissures par méthodes bi-fréquences basées sur l'inversion de modèles directs polynomiaux par méthode MCNN-MCP.* **158**

Liste des figures

Figure 1.1 *Principe d'un capteur à courants de Foucault.* ***24***

Figure 1.2 *Nappe de courant plane infinie excitant un conducteur illimité.* ***25***

Figure 1.3 *Schéma synoptique de l'évaluation non destructive par CF.* ***26***

Figure 1.4 *Vue d'une aile d'avion et de l'assemblage d'un revêtement sur une nervure d'aile.* ***39***

Figure 1.5 *Capteur en pot à fonction double.* ***40***

Figure 1.6 *Dispositif expérimental.* ***41***

Figure 1.7 *Analyseur d'impédance HP 4192A, capteur CF et structure testée.* ***42***

Figure 2.1 *Capteur CF sur une cible conductrice.* ***46***

Figure 2.2 *Modèle équivalent d'un capteur à CF sur une cible conductrice.* ***47***

Figure 2.3 *Cible conductrice excitée par une onde plane électromagnétique.* ***47***

Figure 2.4 *Illustration de l'effet d'une variation de l'épaisseur e_m d'une cible conductrice sur l'impédance normalisée d'un capteur CF (a) et de l'effet d'une variation du coefficient de couplage k (b).* ***50***

Figure 2.5 *Mesure de l'impédance normalisée d'un capteur CF posé sur une structure multicouche constituée de deux plaques d'aluminium (σ = 17Ms/m) d'épaisseurs respectives 1,5 mm et 25 mm, séparées soit par un jeu nul soit par un jeu de 500 µm.* ***51***

Figure 2.6 *Mesures d'impédance normalisée pour jeu e entre deux plaques d'aluminium variant de 0 à 500 µm, f variant de 1550 Hz à 2300 Hz, les épaisseurs d'aluminium étant e_a = 1,5 mm et e_b = 25 mm.* ***52***

Figure 2.7 *Variations de la phase de ΔZn en fonction de la valeur du jeu e, dans le cas de figure $e_a = e_b$ = 1,5 mm.* ***53***

Figure 2.8 *Relation linéaire entre z et e pour deux fréquences d'excitation, d'après des mesures faites dans le cas $e_a = e_b$ = 1,5 mm et avec σ = 17 MS/m.* ***54***

Figure 2.9 *Variations de z en fonction de la fréquence d'excitation sur un assemblage multicouche tel que $e_a = e_b$ = 1,5 mm et σ = 17MS/m, f_{opt} ≈ 680 Hz, f_{max} ≈ 13 kHz.* ***55***

Figure 2.10 *Extrapolation de la relation z(e) à f = 1050 Hz sur un assemblage multicouche tel que $e_a = e_b$ = 1,5 mm et σ = 17MS/m.* ***56***

Figure 2.11 *Evolution de l'erreur de linéarité moyenne (ERM) en fonction de fréquence d'excitation, d'après des mesures faites sur un assemblage multicouche tel que $e_a = e_b$ = 1,5 mm et σ = 17MS/m.* ***57***

Figure 2.12 *Mesures faites sur un assemblage multicouche d'aluminium et illustrant l'influence de l'épaisseur e_b de la seconde plaque sur z(e) ; e_a = 1,5 mm, σ = 17Ms/m et f = 680 Hz.* ***59***

Figure 2.13 *Capteur CF placé sur une structure multicouche (a) et circuit de transformateur équivalent (b).* ***61***

Figure 2.14 *Impédances normalisées simulées à partir du modèle analytique du transformateur à deux secondaires chargés (T2S) comparées à des résultats expérimentaux dans le cas e = 500 µm.* ***64***

Figure 2.15 *Impédances normalisées simulées à partir du modèle analytique du transformateur à deux secondaires chargés : courbes au voisinage de 680 Hz.* ***64***

Figure 2.16 *Variations des coefficients k et k_2 en fonction du jeu e.* ***65***

Figure 2.17 *Capteur CF posé sur une structure multicouche bi-plaque et domaine d'étude 2D des simulations EF utilisé.* ***67***

Figure 2.18 *Domaine d'étude et géométrie du problème pour la simulation par EF* ***68***

Figure 2.19 *Distribution de la composante B_h de l'induction magnétique à l'intérieur de la bobine du capteur (de hauteur H et de rayon extérieur R_{ext}) dans le cas de figure $e_a = e_b = 1,5$ mm, e = 100 µm et f = 1060 Hz. La largeur d'un pixel est égale au diamètre du fil de la bobine.* ***70***

Figure 2.20 *Illustration de la discrétisation de l'extraction de l'induction magnétique calculée par simulations par éléments finis.* ***71***

Figure 2.21 *Représentation dans le plan complexe des courbes d'impédance normalisée simulées sur la bande de fréquence [5 Hz 30 kHz] pour un capteur CF posé sur une structure multicouche telle que $e_a = e_b = 1,5$ mm.* ***72***

Figure 2.22 *Représentation dans le plan complexe des courbes d'impédance normalisée simulées sur la bande de fréquence [1550 Hz 2300 Hz] pour un capteur CF posé sur une structure multicouche telle que $e_a = e_b = 1,5$ mm et pour un jeu e entre deux plaques d'aluminium variant de 0 à 500 µm.* ***73***

Figure 2.23 *Relations linéaires z(e) dans le cas $e_a = e_b = 1,5$ mm, issues de simulations par éléments finis et issues de mesures, pour les fréquences 1 kHz et 2,2 kHz.* ***73***

Figure 3.1 *Estimation de l'épaisseur d'air e séparant deux couches conductrices (d'aluminium de conductivité $\sigma = 17$ MS/m) d'épaisseurs $e_a = 1,5$ mm et $e_b = 25$ mm connues a priori.* ***78***

Figure 3.2 *Evaluation bi-fréquence du jeu e ($e_a = 1,5$ mm ; $e_{b1} = 1,5$ mm ; $e_{b2} = 25$ mm ; $f_1 = 680$ Hz ; $f_2 = 6,6$ kHz).* ***79***

Figure 3.3 *Interpolation, à partir d'un réseau de droites z(e) relatives à des valeurs discrètes d'épaisseurs de nervure, de l'évolution des coefficients α_i^{-1} en fonction de e_b, pour les fréquences $f_1 = 680$ Hz, $f_2 = 1060$ Hz, $f_3 = 1440$ Hz, $f_4 = 1820$ Hz, $f_5 = 2200$ Hz.* ***85***

Figure 3.4 *Résultats d'estimation de l'écartement e de pièces, obtenus pour une structure multicouche d'épaisseurs $e_a = 1,5$ mm et $e_b = 1,5$ mm, en utilisant des données simulées présentant un RSB de 60 dB.* ***90***

Figure 3.5 *Résultats d'estimation de l'écartement e de pièces, obtenus pour une structure multicouche d'épaisseurs $e_a = 1,5$ mm et $e_b = 1,5$ mm, en utilisant des données simulées présentant un RSB de 33 dB.* ***91***

Figure 3.6 *Résultats d'estimation de l'écartement e de pièces, obtenus pour une structure multicouche d'épaisseurs $e_a = 1,5$ mm et $e_b = 1,5$ mm, en utilisant des données expérimentales présentant un RSB de 33 dB.* ***93***

Figure 4.1 *Estimation, au moyen de la technique MC-MCP, de e (a) et de e_b (b), pour les différentes données (z) non bruitées ayant servi à construire le modèle direct polynomial.* ***104***

Figure 4.2 *Estimation de e au moyen de la technique MC-MCP à partir de données simulées (RSB = 33 dB) (a) et données expérimentales (RSB = 33 dB) (b). La structure considérée présente les caractéristiques suivantes : $e_a = e_b = 1,5$ mm, $\sigma = 17$ MS/m.* ***105***

Figure 4.3 *Estimation de e au moyen de la technique MCNN-MCP à partir de données simulées (RSB = 33 dB) (a) et données expérimentales (RSB = 33 dB) (b). La structure considérée présente les caractéristiques suivantes : $e_a = e_b = 1,5$ mm, $\sigma = 17$ MS/m.* ***106***

Figure 4.4 *Comparaison des techniques d'estimation*..... ***108***

Figure 4.5 *Illustration du problème d'estimation de la profondeur de fissures à la surface d'une cible électriquement conductrice par méthode CF.* ***113***

Figure 4.6 *Vue photographique du dessus d'une pièce de chacun des deux groupes de 4 pièces se différentiant par le type d'amorçage des fissures, et en particulier par la forme du poinçon utilisé. (a)1er type d'amorçage : celui des maquettes M11, M12, M13, M14 ; (b) 2nd type d'amorçage : celui des maquettes M21, M22, M23, M24.* ***114***

Figure 4.7 *Vues photographiques en coupe faites à l'issue du troisième cycle de fatigue sur une pièce de chacun des deux groupes de 4 pièces se différentiant par le type d'amorçage des fissures. (a) Maquette M13 ayant subi le 1er type d'amorçage ; (b) maquette M24 ayant subi le 2nd type d'amorçage.* ***115***

Figure 4.8 *Processus d'élaboration d'une méthode d'estimation de profondeur de fissure p.* ***116***

Figure 4.9 *Image des parties réelle (a) et imaginaire (b) de l'impédance du capteur absolu placé au voisinage de la maquette 2H après le troisième cycle de fatigue et celle après avoir réduite l'influence du bruit aux bords : (c) et (d) respectivement.* ***117***

Figure 4.10 *Image du module de l'impédance d'un capteur après soustraction du bruit de fond, effectuée à partir de la maquette M13 après le troisième cycle de fatigue. (a) Capteur absolu, (b) capteur différentiel.* ***118***

Figure 4.11 *Illustration de correction de Arg(Z_{max}) lorsque les données sont issues d'un capteur différentiel.* ***120***

Figure 4.12 *Relation entre $|Z_{max}|$ et p. Données issues d'un capteur absolu correspondant aux maquettes du premier groupe (a) et du second groupe (b)* ***120***

Figure 4.13 *Relation entre Arg(Z_{max}) et p. Données issues d'un capteur absolu et correspondant aux maquettes du premier groupe (a) et du second groupe (b)* ***121***

Figure 4.14 *Relation entre $|Z_{max}|$ et p. Données issues d'un capteur différentiel et correspondant aux maquettes du premier groupe (a) et du second groupe (b)* ***121***

Figure 4.15 *Relation entre Arg(Z_{max}) et p. Données issues d'un capteur différentiel et correspondant aux maquettes du premier groupe (a) et du second groupe (b)* ***121***

Figure 4.16 *Résultats d'estimation de profondeur de fissures par inversion de modèles directs polynomiaux bi-fréquences (400 kHz et 500 kHz) de $|Z_{max}|$, obtenus sur les maquettes M11 et M12.* ***128***

Figure 5.1 *Neurone biologique* ***135***

Figure 5.2 *Modèle des neurones artificiels proposé par McCulloch et Pitts.* ***136***

Figure 5.3 *Fonction d'activation proposée par McCulloch et Pitts.* ***137***

Figure 5.4 *Couches des réseaux de neurones.* ***139***

Figure 5.5 *Réseau de neurones récurrent.* ***140***

Figure 5.6 *Illustration de l'effet de la vitesse d'apprentissage d'un réseau de neurones. (a) convergence lente de l'algorithme lorsque la vitesse est faible (a); (b) divergence de l'algorithme à cause d'une vitesse d'apprentissage trop grande.* ***143***

Figure 5.7 *Evolution de l'EQM en fonction du nombre de neurones dans la couche cachée du réseau construit à partir de données d'apprentissage simulées.* ***148***

Figure 5.8 *Evolution de l'EQM en fonction du nombre de neurones dans la couche cachée du réseau construit à partir de données d'apprentissage expérimentales.* ***149***

Figure 5.9 *Résultats d'estimation donnés par le réseau de neurones 5-39-2 construit à partir de données synthétiques. La structure testée est telle que $e_a = e_b = 1,5$ mm. (a) Données de test synthétiques de RSB = 33 dB. (b) Données expérimentales de RSB ≈ 33 dB.* ***151***

Figure 5.10 *Résultats d'estimation donnés par le réseau de neurones 5-15-2 construit à partir de données expérimentales. (a) Structure testée telle que $e_a = e_b = 1,0$ mm. (b) Structure testée telle que $e_a = 1,0$ mm et $e_b = 3$ mm. (c) Structure testée telle que $e_a = 1,0$ mm et $e_b = 6$ mm.* ***152***

Figure 5.11 *Interpolation polynomiale quadratique de la relation entre $|Z_{max}|$ et p. (a) Données obtenues à l'aide d'un capteur absolu fonctionnant à 500 kHz. (b) Données obtenues au moyen d'un capteur différentiel fonctionnant à 400 kHz.* ***155***

Figure 5.12 *Interpolation polynomiale quadratique de la relation entre $Arg(Z_{max})$ et p. (a) Données obtenues à l'aide d'un capteur absolu fonctionnant à 500 kHz. (b) Données obtenues au moyen d'un capteur différentiel fonctionnant à 400 kHz.* ***156***

Figure 5.13 *Evolution de l'EQM en fonction du nombre de neurones dans la couche cachée du réseau construit à partir de données d'apprentissage construite par interpolation de données expérimentales (cf. § 5.4.2).* ***157***

Figure 5.14 *Estimation au moyen d'un réseau de neurones 2-15-1 et à partir de données expérimentales, de la profondeur p de fissures. (a)Données de test du réseau issues de la maquette M12. (b) Données de test du réseau issues de la maquette M14.* ***159***

Figure 5.15 *Estimation au moyen d'un réseau de neurones (2-15-1) et à partir de données artificielles (i.e. issues de l'interpolation polynomiale quadratique de données expérimentales), de la profondeur p de fissures. (a) Données de test du réseau non bruitées. (b) Données de test du réseau présentant un RSB de 26 dB.* ***159***

Introduction

Problématique du Contrôle Non-Destructif et de l'Evaluation Non-Destructive en général

Les méthodes de contrôle non destructif (CND) consistent à établir l'état d'intégrité d'une structure, appelée structure « cible », sans la dégrader. Généralement peu connue du grand public, cette problématique répond néanmoins à des enjeux sociétaux majeurs, tels que la sécurité des systèmes industriels et des personnes, l'optimisation des cycles de maintenance et le développement durable. Ces techniques sont exploitées dans de très nombreux secteurs industriels, dont les secteurs nucléaires et aéronautiques, pour des raisons de sécurité évidentes, mais également pour des raisons économiques. En effet, une connaissance fine de l'état d'intégrité d'une structure peut permettre de prolonger sa durée de vie, éventuellement au delà de la durée initialement prévue, tout en maintenant un degré de fiabilité élevé.

Souvent les systèmes de CND ne fournissent que des informations qualitatives, ce qui signifie que leur diagnostic consiste à répondre à la question : existe-il ou non des défauts dans la structure inspectée ? (problème de détection de défauts).

Mais le CND peut également viser à obtenir des informations quantitatives. Dans ce cas on parle d'évaluation non destructive (END). L'évaluation quantitative de paramètres physiques de la structure inspectée (épaisseur, conductivité…), ou de celles de défauts pouvant exister dans les matériaux, est ainsi un problème qui intéresse les industriels désireux de caractériser de manière non invasive l'état d'intégrité des structures utilisées, tout au long de leur durée de vie, afin d'optimiser les opérations de maintenance et la durée de vie des structures.

En CND et en END il existe une grande variété de techniques, chacune possédant ses propres contraintes d'utilisation et ses applications privilégiées. Pour choisir la technique la mieux adaptée à une application, un certain nombre de critères peut être pris en compte, tels que **la facilité de mise en œuvre** de la technique, **la précision** du système et son **coût**.

Méthodes CND/END existantes

Parmi la multitude de techniques de CND on peut en citer cinq parmi les plus répandues : la méthode de ressuage, les ondes acoustiques, les rayons X, la méthode thermique et les courants de Foucault (CF).

Méthode du ressuage est souvent utilisée pour détecter les fissures de surface, ce qui, pour les structures électriquement conductrices, en fait une concurrente des méthodes à CF. Cette méthode a généralement recours à des produits optico-chimiques dont on enduit les surfaces inspectées avant de les essuyer puis de procéder à la détection des fissures rendues visibles par le produit révélateur qui s'y est immiscé. Cette méthode permet de détecter la direction et la longueur des fissures. Bien qu'elle soit très simple et efficace pour détecter les fissures de surface, elle présente des inconvénients en termes d'hygiène et de sécurité et en termes environnementaux en raison de la toxicité chimique des substances fluorescentes utilisées. Cette méthode est donc appelée, sinon à disparaitre, du moins à être autant que possible remplacée, les normes environnementales devenant de plus en plus sévères.

La méthode acoustique est une des 5 « grandes techniques » les plus utilisées [Caw01] dans le domaine du CND. Quand ils sont stimulés par des ondes acoustiques (ondes sonores ou ultrasons), les matériaux renvoient des échos dont les caractéristiques sont fonction des milieux traversés. S'il existe des fissures, des interfaces entre milieux dans la structure contrôlée, des échos caractéristiques apparaissent. Pour émettre et recevoir les ondes acoustiques on se sert par exemple de transducteurs piézo-électriques. Le CND acoustique permet de détecter la profondeur des défauts avec une grande précision. Cependant, il faut réussir à obtenir un bon couplage mécanique entre le transducteur et la structure inspectée, le coût des transducteurs peut être élevé, sa mise en œuvre délicate et par conséquent le temps d'inspection assez long, de plus le traitement des signaux peut s'avérer relativement complexe.

La méthode à rayons X : Pour cette méthode, les rayons X servent à examiner l'intérieur de la structure testée. Ils ont l'avantage de produire une image (qui s'affiche sur un écran ou sur un film) avec un large champ de vision. En revanche, cette méthode ne donne qu'une visualisation globale de l'état de structure testée. De plus elle est très couteuse, peu pratique à mettre en œuvre, exige une main d'œuvre qualifiée et demande un niveau de radioprotection élevé, tant pour les opérateurs que pour l'environnement.

La méthode thermique est basée sur la stimulation thermique de la structure inspectée. Grâce au transfert de chaleur dans le matériau testé, on peut détecter des anomalies telles que des fissures, cavités, ou l'absence locale de matériau dans la structure. L'avantage de cette technique réside dans la possibilité de construire des systèmes de CND sans contact. Cependant, le temps d'inspection est long en raison des caractéristiques de transfert de chaleur. En outre, l'acquisition des données et le traitement des signaux est là aussi complexe.

La méthode des courants de Foucault est la méthode la plus utilisée industriellement (elle représente 50% de parts de marché des dispositifs de CND [LDir09]) et ce, principalement en raison de son caractère non-polluant, de sa robustesse en milieu industriel, de son faible coût en matériel et de sa facilité de mise en œuvre comparée aux autres méthodes. Elle est très sensible aux défauts de type « manque de matière » ou « fissures» situés à la surface ou à l'intérieur de la structure inspectée. Dans l'avenir, cette méthode est amenée à prendre de plus en plus d'importance car elle remplacera en particulier la méthode du ressuage, largement exploitée pour la détection de fissures à la surface des pièces métalliques, mais ne satisfaisant plus aux normes de dépollution. En revanche, la méthode CF ne s'applique qu'aux structures électriquement conductrices, et la profondeur jusqu'à laquelle elle permet de sonder les structures est faible en raison de l'effet de peau. De plus, en raison du phénomène de diffusion, parvenir à une évaluation quantitative avec des données CF est un problème qui peut s'avérer difficile à résoudre.

Puisque dans cette thèse nous nous proposons d'étudier et de résoudre un problème de CND, et même d'END, à l'aide d'une méthode CF, nous allons détailler plus amplement cette technique au chapitre 1.

La problématique de la thèse

Les travaux présentés dans cette thèse concernent l'évaluation non-destructive de structures métalliques. Plus précisément, nous cherchons à évaluer quantitativement un certain nombre de paramètres géométriques de structures multicouches, ainsi que la profondeur maximale de petites fissures à la surface de pièces conductrices, par la méthode des CF. Il s'agit de problèmes d'évaluation quantitative difficiles, en particulier dans le cas de structures multicouches.

La première difficulté dont il faut s'affranchir lorsque l'on veut résoudre un problème CF quantitatif, est de disposer de mesures suffisamment riches en information. Cette difficulté est liée au fait que les données expérimentales sont obtenues de manière non destructive, par l'extérieur de la structure, et en n'ayant généralement accès qu'à l'une de ses faces. Ceci constitue une contrainte qui limite naturellement les données que l'on peut collecter.

La seconde difficulté réside dans le fait que généralement, les grandeurs que l'on cherche à déterminer résultent de la résolution d'un problème inverse qui fait intervenir les données CF fournies par le capteur, et un modèle d'interactions entre le capteur et la structure cible. Dans le cas général, il est nécessaire de faire appel à des modèles numériques avancés, et la résolution du problème inverse est un problème « mal posé » qui éventuellement n'admet pas de solution [Pav07]. Pour pallier ce problème, une solution consiste à enrichir les données mesurées, par exemple en effectuant non pas une mesure ponctuelle mais en constituant une image relativement résolue de la zone inspectée, ou encore en multipliant le nombre de fréquences des CF et à adopter un modèle d'interaction simplifié, valable éventuellement dans un domaine réduit.

Peu d'études concernent le problème de l'évaluation de structures métalliques multicouches sont publiés. De plus, beaucoup d'entre elles exploitent un modèle analytique simplifié d'une bobine à air placée sur une structure multicouche, ce qui limite l'utilisation d'un tel modèle. Dans cette thèse, nous choisissons d'élaborer un modèle d'interaction reposant sur une connaissance statistique externe des interactions entre le capteur et la structure à évaluer, plutôt qu'un modèle de connaissance interne résultant des équations de Maxwell. Pour ce faire, nous établissons une base de données issues de la mise en œuvre expérimentale ou simulée d'un capteur CF avec la structure à évaluer afin de construire un modèle comportemental de cette interaction. Une telle démarche présente l'avantage de pouvoir être entreprise quelle que soit la structure à évaluer, et quel que soit le type de capteur utilisé. Par ailleurs, nous exploiterons une approche multifréquence, qui nous permettra de contourner le problème du manque de données. Par conséquent, nos approches peuvent être appliquées à plusieurs capteurs utilisés dans la pratique industrielle, et à la fois ouvrir la possibilité de développer des méthodes d'END CF simples et efficaces.

Plan du manuscrit

Dans le chapitre 1, nous présentons le principe des capteurs CF sur un exemple de capteur élémentaire, et la problématique de l'END par CF. Nous introduisons également le problème direct, le problème inverse et les capteurs CF pour enrichir les données utiles à résoudre le problème CND quantitatif. Enfin, le problème traité dans la thèse est présenté dans la dernière partie du chapitre.

Le chapitre 2 est consacré à l'analyse des interactions capteur/structure multicouche. Plus précisément, dans ce chapitre le concept d'impédance normalisée et le modèle de l'interaction entre un capteur à courants de Foucault et une pièce conductrice seront introduits. Les caractéristiques de l'impédance normalisée du capteur couplé à une structure multicouche sont étudiées, et quantifiées à l'aide d'une grandeur appelée la «distance d'impédance normalisée" (DIN). Les influences de la fréquence d'excitation et des paramètres géométriques de la structure testée sur la DIN sont présentées concrètement. Ces résultats expérimentaux seront généralisés et validés à l'aide de simulations numériques par éléments finis. En outre, une modélisation analytique originale (modèle du « transformateur à 2 secondaires chargés») de l'interaction entre un capteur à courants de Foucault et une structure multicouche est proposée dans ce chapitre.

Dans le chapitre 3, nous proposons des méthodes d'estimation du jeu existant entre deux pièces métalliques d'une structure multicouche. Ces méthodes sont basées directement sur un résultat présenté dans le chapitre 2, qui est la relation linéaire entre DIN et l'entrefer entre deux pièces de la structure testée. Les méthodes d'estimation pour 3 cas différents sont proposées et testées.

Dans les chapitres 4 et 5, nous utilisons la DIN pour construire une méthode d'estimation basée sur un modèle d'inversion polynomial (chapitre 4), et une méthode sans modèle en utilisant les réseaux de neurones artificiels (chapitre 5), afin de résoudre le problème mentionné dans le chapitre 3. Ce sont des approches différentes, qui ne reposent pas cette fois sur une hypothèse de linéarité des variations de DIN. Quelques techniques de traitement de signaux pour optimiser les résultats estimés sont également présentées dans ces deux chapitres. Par ailleurs, nous présentons des méthodes exploitant la méthode d'estimation proposée dans un autre contexte applicatif, celui de l'estimation de la profondeur maximale de fissures à la surface d'une pièce conductrice.

Toutes les recherches menées et les approches d'END proposées dans cette thèse sont conclues dans la dernière section. Quelques perspectives et la capacité d'application des approches développées sont également discutées dans cette section.

Chapitre 1 **Problématique**

1.1. Introduction

1.1.1. Courants de Foucault et principe des capteurs à CF

Si on soumet un conducteur massif à un champ magnétique d'excitation variant en fonction du temps (cette variation peut-être sinusoïdale ou de forme quelconque), il apparaît dans la masse du conducteur des courants induits appelés courants de Foucault. Leur répartition est telle qu'ils créent un champ magnétique s'opposant au champ d'excitation qui leur donne naissance (loi de Lenz).

Le champ d'excitation est souvent créé par une bobine parcourue par un courant variable dans le temps. La configuration la plus simple est celle représentée Figure 1.1, dans laquelle une bobine circulaire unique est utilisée. Le champ total $\vec{H}$ qui traverse la bobine est la somme des champs d'excitation et d'induction, comme indiqué à l'équation (1.1) :

$$\vec{H} = \vec{H}_e + \vec{H}_i \tag{1.1}$$

où $\vec{H}_e$ et $\vec{H}_i$ sont respectivement les champs d'excitation et d'induction. $\vec{H}$ est fonction de plusieurs paramètres : la fréquence d'excitation f, la conductivité électrique σ, la perméabilité magnétique μ, les caractéristiques géométriques de la cible, et aussi la position relative du capteur à la cible. La mesure de ce champ peut par conséquent servir à déterminer certains paramètres de la cible.

Comme le champ magnétique $\vec{H}$, le flux magnétique traversant la bobine et par conséquent la tension à ses bornes sont fonction des paramètres qui font mentionnés ci-dessus. Quand l'un d'eux change, le champ magnétique ainsi que la tension aux bornes de la bobine sont modifiés. En pratique, pour évaluer une structure, plutôt que de mesurer directement H ou la tension aux bornes de la bobine, on mesure souvent son impédance (normalisée). C'est le principe de base des capteurs à courants de Foucault.

Si le principe des capteurs à courants de Foucault est relativement simple et facile à mettre en œuvre, nous allons voir cependant dans ce qui suit que les possibilités de contrôle et d'évaluation non destructifs qu'ils offrent sont contraintes par l'effet de peau.

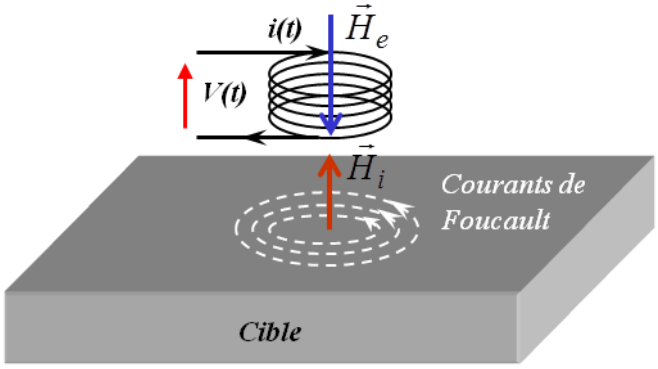

Figure 1.1 Principe d'un capteur à courants de Foucault.

D'un point de vue formel, considérons un matériau électriquement conducteur soumis à un champ d'excitation $\vec{H}_e$ uniforme et sinusoïdal de pulsation ω, orienté parallèlement à la surface du conducteur (selon Oy). $\vec{H}_e$ induit une nappe de courants de Foucault sinusoïdaux de pulsation ω, plane, uniforme, parallèle à la surface du conducteur et de densité surfacique $\vec{J}$ qui n'a qu'une composante selon Ox (Figure 1.2). Cette nappe de courant induit à son tour (loi de Lenz) un champ $\vec{H}_i$ s'opposant au champ d'excitation. Le champ résultant $\vec{H} = \vec{H}_e + \vec{H}_i$ est parallèle à Oy et il varie en fonction de z et du temps t. Dans le cas où la cible est plane et infinie, la densité des courants de Foucault s'exprime comme (1.2) [PCS89]

$$J = J_0 e^{-z\sqrt{\pi f \sigma \mu}} \cos\left(\omega t - z\sqrt{\pi f \sigma \mu} + \frac{\pi}{4}\right) = J_z \cos\left(\omega t + \varphi_z\right) \qquad (1.2)$$

L'équation (1.2) montre que l'amplitude J_z de la densité des courants de Foucault est fonction de la perméabilité μ et de la conductivité σ et que son amplitude décroit exponentiellement à partir de la surface du conducteur. La phase de la densité des courants de Foucault dépend également des paramètres du conducteur et de la fréquence d'excitation.

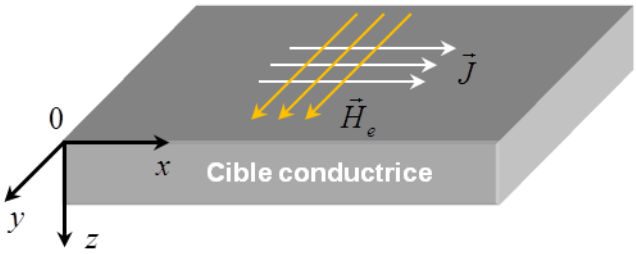

Figure 1.2 Nappe de courant plane infinie excitant un conducteur illimité.

Les courants de Foucault forment des boucles qui ne circulent dans un matériau conducteur que jusqu'à une faible profondeur sous la surface. Ce phénomène est appelé effet de peau. D'après (1.2), théoriquement l'amplitude de la densité des courants de Foucault ne s'annule jamais, mais il est bien évident qu'au delà d'une certaine profondeur elle devient très faible. Par définition, on appelle profondeur de pénétration standard la profondeur δ à laquelle l'amplitude de la densité de courant atteint la valeur :

$$J_z(\delta) = J_0 e^{-\delta\sqrt{\pi f \sigma \mu}} = J_0 e^{-1} \tag{1.3}$$

d'où l'on tire :

$$\delta = \frac{1}{\sqrt{\pi f \sigma \mu}} \tag{1.4}$$

Dans le domaine du CND à CF, δ est souvent appelée *épaisseur de peau*. Pour un capteur à CF c'est environ l'épaisseur jusqu'à laquelle, à une fréquence donnée et pour un matériau donné, pénètreront les CF, et c'est donc approximativement celle jusqu'à laquelle l'inspection pourra être menée.

Notons que dans le cas plus général (une pièce excitée par une sonde) la profondeur de pénétration est très mal connue, et lorsque la sonde est en contact avec la pièce on admet qu'elle est égale à la profondeur de pénétration standard.

1.1.2. Problématique de l'END par CF

La technique de l'END par CF consiste à stimuler la cible à l'aide d'un système d'excitation qui émet une onde électromagnétique incidente, puis à analyser les interactions de cette onde avec la cible à l'aide d'un système de réception qui en observe les effets en surface afin de trouver la valeur de paramètres de la structure inspectée. L'excitation induit la circulation de CF dans la cible, qui dépend des propriétés géométriques (épaisseur, forme,…) et physiques (conductivité électrique, perméabilité magnétique) de celle-ci. La circulation des CF génère à son tour un champ magnétique de réaction, dont une partie peut être observée à la surface du matériau, à l'aide d'un récepteur composée d'un ou plusieurs capteurs de champ. On cherche alors à déduire quantitativement les propriétés de la structure à partir de l'observation ainsi effectuée. Schématiquement, un problème END par CF peut être envisagé de la manière représentée sur la Figure 1.3.

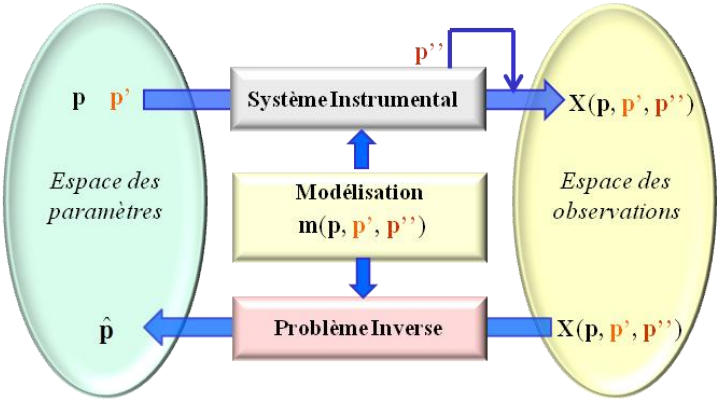

Figure 1.3 Schéma synoptique de l'évaluation non destructive par CF.

Ici, les paramètres recherchés **p** (épaisseur, profondeur, conductivité électrique,…) sont « observés » par le système instrumental CF, qui fournit des données CF fonction de **p** mais aussi d'autres paramètres **p'** de la cible ainsi que d'information particulières **p''** liées au système instrumental, dans l'espace des observations : **X(p, p', p'')**. A partir de ces données,

on cherche à remonter aux estimations $\hat{\boldsymbol{p}}$ des paramètres de la cible, en résolvant le « problème inverse ».

Cette approche nécessite la connaissance d'un modèle **m** (**p**, **p'**, **p''**) capable de prédire les données CF en fonction des paramètres de la cible et de ceux du système instrumental. Cette modélisation des interactions capteur/cible (sous forme d'un modèle direct) est nécessaire tout d'abord pour dimensionner le système instrumental afin qu'il fournisse des données CF pertinentes, et ensuite pour rendre possible la solution quantitative du problème inverse.

Toutefois, la résolution d'un problème d'END quantitative par CF est difficile à cause de phénomènes suivants :

Premièrement, la *diffusion* de l'onde dans le milieu conducteur limite la profondeur d'examen (effet de peau) ainsi que la résolution spatiale. Deuxièmement, la longueur d'onde de l'onde émise et les dimensions de l'objet à reconstruire sont du même ordre de grandeur, ce qui implique que les phénomènes de *diffraction* deviennent prépondérants. Troisièmement, l'objet à mesurer (par exemple un défaut) ne se situe généralement pas dans le même milieu que l'onde émise par l'instrument d'inspection, il est donc nécessaire de tenir compte des *interfaces* entre les milieux. Il résulte de ces propriétés que les relations liant l'onde incidente au champ diffracté par l'objet sont non linéaires, et n'admettent pas de solutions simples dans le cas général. Enfin, l'image CF observée à la surface de la cible résulte de la superposition de phénomènes qui prennent place dans tout le volume « éclairé » de la cible. Or, l'enrichissement des données CF par multiplication des « vues » de l'objet, qui permettrait de contourner cet inconvénient, est rarement envisageable en pratique car il est rare que l'on puisse accéder à plusieurs faces de l'objet inspecté.

La mise en œuvre de l'évaluation quantitative selon l'approche de la Figure 1.3 nécessite finalement la résolution de trois problèmes connexes :

- Le problème d'instrumentation, qui concerne la conception du dispositif instrumental (capteur) adapté à la cible à observer (de façon à rendre aussi riches d'informations que possible les données CF), sa réalisation technologique, et le développement de l'instrumentation associée à sa mise en œuvre.

- Le problème direct, qui concerne la modélisation des interactions capteur/cible, en vue de l'optimisation du système instrumental, puis de l'interprétation des données expérimentales
- Le problème inverse, qui consiste à élaborer les algorithmes de traitement du signal permettant d'estimer, à partir des signaux fournis par le système d'observation, les paramètres d'intérêts de la cible observée.

Notons que du point de vue pratique on distingue généralement trois types de méthodes d'END par CF : les méthodes mono-fréquence, multifréquences et impulsionnelle.

1.2. Modèles de connaissance directs

La modélisation des interactions entre une sonde CF et la cible inspectée répond à un double besoin :

- prédire les interactions afin de dimensionner les systèmes d'émission et de réception des sondes et d'optimiser les conditions opératoires,
- établir des relations directes liant les données CF aux caractéristiques de la cible, en vue de résoudre le problème inverse. Ce modèle doit être suffisamment proche de la réalité physique, économe en ressources informatiques et rapide, afin de rendre l'inversion possible.

La modélisation de ces interactions capteur/cible peut être mise en œuvre à l'aide d'une approche de connaissance interne (modélisation interne), ou d'une approche comportementale (modélisation externe). Nous allons présenter ces deux types de modèles aux sections suivantes.

1.2.1. Modèles de connaissance internes

La modélisation interne exploite la connaissance « interne » du système étudié, à savoir celle de la sonde utilisée, de la cible inspectée et de leurs interactions physiques, lesquelles sont régies par les équations de Maxwell. Cette approche exige la résolution d'un jeu d'équations différentielles associées à des conditions aux limites. La résolution exacte vise à élaborer un **modèle analytique** qui constitue le cas de figure « idéal » pour la résolution du problème inverse. Toutefois, la solution analytique n'est le plus souvent accessible que dans

un ensemble de cas canoniques ou particuliers, éventuellement associés à des hypothèses simplificatrices [DD68, LDD70, UMMR93, JBB00, LTT07]. Dans un carde d'hypothèses simplificatrices fortes, des modélisations analytiques dites « analogies », ont pu être proposées [Lib71, Pla84, Bur86, Duf93, Mil98, LeB03], et sont exploitables dans un domaine de validité réduit.

Pour des configurations d'END quelconques, il est nécessaire de recourir à des solutions numériques (**modèles numériques**) approchées telles que la méthode des *éléments finis* (EF), des *intégrales de volume* (IV), ou des *intégrales de frontières* (IF) [Ida94]. La méthode EF consiste à discrétiser le domaine d'étude en sous-domaines élémentaires, ou mailles, classiquement de forme tétraédriques (2D) ou hexaédriques (3D). Aux nœuds de ces mailles sont calculés les potentiels vecteur magnétique $\vec{A}$ et scalaire électrique V, par minimisation d'une fonctionnelle qui peut s'apparenter à une énergie. La valeur de ces grandeurs en tout point du domaine d'étude est calculée à partir des valeurs aux nœuds par interpolation à l'ordre 1 ou 2, et les grandeurs électromagnétiques (densité des CF, champ magnétique,…) sont calculées à partir de $\vec{A}$ et V.

Des formulations exploitant des éléments d'arrêtes [RR96] peuvent être préférées dans le cas de matériaux présentant des perméabilités magnétiques différentes (présence de noyaux magnétiques). La technique de modélisation par EF peut être vue comme une technique de modélisation « universelle », car elle permet de simuler toute configuration CF/cible en 3D. Cependant, sa mise en œuvre peut être fastidieuse et nécessiter des ressources informatiques importantes dans le cas de configurations complexes, ou d'études paramétriques. En outre, un compromis entre l'erreur d'approximation et le temps de calcul doit être établi.

La méthode IV s'appuie sur le formalisme des équations intégrales [Bow87] et sur l'utilisation de fonctions de Green qui sont les solutions des équations de propagation de sources de courants élémentaires et qui comprennent les conditions aux limites des interfaces de la géométrie étudiées. La modélisation IV nécessite généralement de ne discrétiser que le domaine comprenant le défaut (que comporte la structure à évaluer). Elle est donc rapide, économe en ressources informatiques, et bien adaptée à la modélisation en END [ARV99, Pre06]. Elle est toutefois limitée aux géométries canoniques, quoique des interactions capteur/structures complexes telle que des assemblages rivetés aient déjà été traitées

[RTVV+06]. La modélisation IF constitue une variante de la méthode IV, adaptée au problème des fissures fines [Pre06].

Une méthode **semi-analytique** à sources ponctuelles distribuées (DPSM) est développée au laboratoire SATIE depuis une dizaine d'année. Cette méthode consiste à modéliser les zones actives du domaine d'étude par un ensemble discret de sources rayonnant dans le milieu considéré. Aux interfaces entre les milieux, un jeu de sources virtuelles, placées de part et d'autre de l'interface, permet de calculer les grandeurs transmises et réfléchies, en tenant compte des conditions aux limites. Les grandeurs d'intérêt sont alors calculées dans tout le domaine d'étude comme la somme des contributions des sources actives et des sources virtuelles d'interface. Cette technique présente l'avantage de simuler des configurations 3D de façon économique, dans un formalisme matriciel, et avec un degré de précision ajustable [PK07]. Cette technique a trouvé de nombreuses applications dans le domaine de l'électromagnétisme, des ultrasons, ou encore de l'électrostatique [PB09].

1.2.2. Modèles de connaissance externes

L'élaboration d'un modèle externe (ou modèle comportemental) nécessite la construction préalable d'une base de données constituée des paramètres d'entrée-sortie du système capteur/cible, obtenus dans des configurations connues. Cette dernière requiert d'identifier les paramètres des données CF les plus représentatifs des caractéristiques de la cible que l'on cherche à mettre en évidence, puis de construire un modèle comportemental reposant sur une connaissance statistique des données d'entrée-sortie du système.

Considérés comme des approximateurs universels [HSW89], les réseaux de neurones artificiels peuvent être utilisés afin de prédire des données CF. Lorsque le problème considéré est tel qu'il n'existe pas de relation mathématique évidente liant les entrées et sorties du système, ou qu'il est très difficile d'établir une telle relation, une approche basée sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels peut permettre d'évaluer directement les paramètres recherchés [AG02, WW05, LKHC+09].

1.3. Problème inverse

Le problème inverse consiste quant à lui à exprimer les caractéristiques du problème à partir des signaux mesurés. Sa résolution peut servir à estimer des paramètres géométriques

(comme l'épaisseur d'une cible, sa largeur, sa longueur, comme la profondeur d'une fissure etc.) ou des paramètres électriques (conductivité électrique du matériau) de la structure testée. Estimer de telles grandeurs relève d'un problème inverse quantitatif (on pourrait éventuellement s'intéresser à une résolution plus simple, celle du problème qualitatif consistant par exemple à déterminer s'il existe ou non des défauts dans la structure testée). Un problème inverse quantitatif reste en général un problème difficile à résoudre ("mal-posé"), en particulier dans le domaine du CND par CF, principalement à cause de la diffusion de l'onde générée dans le matériau et des lacunes des données relevées [LB02, PG07, YHM07].

Pour résoudre un problème de CND quantitatif on cherche d'abord à modéliser de manière théorique et analytique les interactions entre le capteur et la structure inspectée (problème direct). Ensuite, partant de ce modèle (interne ou externe), on cherche à établir la relation qui peut exister entre la ou les quantités mesurées et le ou les paramètres du problème que l'on souhaite déterminer, et ainsi élaborer des algorithmes de résolution du problème inverse.

1.4. Capteur CF et enrichissement des données expérimentales

On peut classer les capteurs qui peuvent être utilisés dans le domaine de CND à CF dans deux catégories : les *capteurs à double fonction*, où un même élément fait à la fois office d'émetteur et de récepteur, et les *capteurs à fonctions séparées*, où un élément est utilisé en émission et un autre en réception.

1.4.1. Capteur à double fonction

Les capteurs à double fonction sont ceux qui sont le plus couramment utilisés pour les applications CF à excitation sinusoïdale. Cette catégorie peut être subdivisée, avec d'un côté les capteurs mono-élément et de l'autre les capteurs multi-éléments ou multicapteurs. Dans chaque cas un élément est utilisé à la fois comme émetteur et comme récepteur.

Les capteurs mono-élément sont largement utilisés dans presque toutes les applications de CND par CF (pour la mesure de la conductivité électrique, pour celle de l'épaisseur d'un objet, pour celle de la corrosion d'un matériau, pour la détection des fissures, ...) à des fréquences faibles ou moyennes (de quelques Hz à quelques dizaines de MHz). Ce type de capteur est aussi appelé « capteur absolu ».

Les capteurs multi-éléments peuvent être utilisés de deux manières : en mode différentiel ou en mode absolu. Le mode différentiel est moins influencé que le mode absolu par certains paramètres de nuisance tels que les dérives en température par exemple. Il convient particulièrement pour la détection de défauts de petites dimensions (défauts ponctuels) mais il ne convient pas pour des défauts de grandes dimensions.

1.4.2. Capteur à fonctions séparées

Ces capteurs utilisent des éléments distincts pour l'émission et pour la réception et offrent la possibilité de dimensionner le ou les éléments émetteurs d'une part et le ou les éléments récepteurs selon des critères différents. En ce qui concerne les récepteurs, notons que de nombreuses technologies de capteurs de champ magnétique peuvent être envisagées, telle que les capteurs à effet Hall, GMR, GMI [Ham11] ou les bobines [Rav09]. Il est nécessaire toutefois de veiller à limiter le couplage direct entre émetteur et récepteurs, car il n'est pas porteur d'information sur la structure inspectée, et intervient éventuellement comme un élément de perturbation dans les données.

A l'instar des capteurs à double fonction, les capteurs à fonctions séparées peuvent être utilisés en mode absolu ou en mode différentiel. Toutefois, le mode absolu est rarement utilisé à cause de la faible sensibilité des capteurs à fonctions séparées. On préfère en général le mode différentiel qui permet de mieux mettre en évidence la signature des petites fissures de surface ou enterrées à de faibles profondeurs.

Avec ce type de capteurs, les récepteurs peuvent être disposés parallèlement ou perpendiculairement à l'émetteur et peuvent être utilisés en mode différentiel ou multi-différentiel. En réalité, la fabrication des capteurs à fonctions séparées dont les récepteurs sont perpendiculaires aux bobines émettrices est complexe, et de ce fait leur utilisation est réservée à des applications particulières nécessitant une forte résolution transversale [Olym].

1.4.3. Enrichissement des données expérimentales

Comme évoqué à la section 1.3, l'END par CF est un problème mal posé, en raison de la nature des interactions capteur/cible [YHM07, SRBS+90], à cause des lacunes des données fournies par un capteur CF [PG07], et encore de la sensibilité des capteurs à des grandeurs d'influence indésirables (décollement et inclinaison du capteur par rapport à la cible,

géométrie de celle-ci, effets de bord...). Il est donc nécessaire, en premier lieu de s'attacher à concevoir des systèmes instrumentaux capables de fournir des données CF les plus pertinentes et les plus riches possibles.

De nombreux travaux ont été menés afin d'améliorer la sensibilité, la résolution ou encore l'immunité des capteurs CF aux grandeurs d'influences indésirables. Parmi les techniques développées, on peut citer les techniques de *blindage* magnétiques et/ou conducteurs [UM04] voire actifs, destinées à améliorer la résolution spatiale et la sensibilité de capteurs CF bobinés [DPG95]. On peut également citer les capteurs à fonctions séparées, élaborés dans le but de s'affranchir de grandeurs d'influences [UM04], ou encore les systèmes exploitant des détecteurs de champ (ou encore des magnétomètres) de haute sensibilité (GMR, GMI,...) en vue de la détection de défauts enfouis ou de faibles dimensions [VAP07, DWP07, HCSD09]. De plus, les techniques à CF pulsés ont été développées dans le but d'enrichir les données CF dans une large bande fréquentielle, avec des capteurs ayant des caractéristiques particulières de suppression de bruit [LHZ07], ou bien permettant de détecter les fissures pouvant s'étendre dans des directions quelconques de la pièce inspectée [STTR02, LHZY08].

Un second axe d'évolution des systèmes CF est celui des systèmes multicapteurs. Ces techniques se sont largement développées notamment grâce aux progrès effectués dans l'intégration des systèmes et de l'instrumentation multivoie associée [PDWB04, MMS08, MDC10]. Ces systèmes ont été développés principalement par juxtaposition de motifs émission/réception élémentaires, dans le but d'accélérer les cadences d'acquisition, d'enrichir les "vues" CF d'un objet sans déplacement de sonde [Rav09], et pour faciliter le contrôle de pièces de géométrie complexe. Par exemple, des motifs multicapteurs à émission globale (constitués d'un inducteur "éclairant" toute la zone inspectée, et d'un système de réception multiple) ont été développés et utilisés pour le contrôle des tubes de générateurs de vapeur de centrale nucléaire [Jou99], de joints rivetés aéronautiques [TDJ09], de ferrures d'attache de voilure aéronautique [Tho10].

Autre technique existante, celle des capteurs à traduction magnéto-optique, qui a été développée et exploitée pour le diagnostic de structures planes (joints rivetés aéronautiques) [Off98, JLD09]. Dans le contexte du CND, l'objectif de cette technique est de produire, rapidement et sans mouvement de sonde, une image relative à la distribution spatiale du champ de réaction née des interactions CF/défaut générées dans une large zone d'inspection.

Enfin, des systèmes multicapteurs dits à champs tournants, tels que le système à GMR présenté dans [DWP07, Ham11] ou le système à multi-bobines émettrices décrit dans [XLUU11], ont été élaborés pour fournir des données issues des interactions de nappes de courants de différentes orientations avec les défauts, et ainsi enrichir les données à l'instar de ce qui est fait dans les techniques tomographiques.

1.5. Les méthodes de CND/END par CF

1.5.1. CND/END mono-fréquence

Lors d'un contrôle mono-fréquence, le champ magnétique est généré par une bobine ou un inducteur alimenté par un courant sinusoïdal de fréquence fixe. Supposons le cas d'une bobine inductrice. La présence d'un défaut dans une pièce conductrice peut être détectée en mesurant la variation de l'impédance de la bobine d'excitation par rapport à celle mesurée sur une zone de l'échantillon exempte de défaut.

L'impédance de la bobine peut être représentée dans le plan d'impédance dont l'axe horizontal représente la partie réelle et l'axe vertical la partie imaginaire. A vide (i.e. lorsque la bobine est suffisamment éloignée du matériau) l'impédance de la bobine est représentée par un point $Z_0(R_0,X_0)$. En présence d'une cible conductrice, en raison de l'influence du champ magnétique créé par les courants de Foucault qui s'oppose au champ d'excitation, l'impédance de la bobine varie par rapport à Z_0 et elle est présentée par un point $Z_1(R_1,X_1)$. Pour une bobine donnée, et pour une fréquence fixe, Z_1 est fonction des propriétés électriques, magnétiques et géométriques de la partie du matériau conducteur située dans la zone influencée par le champ magnétique de la bobine. Toute variation de ces paramètres provoquera un déplacement de Z_1 dans le plan d'impédance. Grâce à ce phénomène, il est possible de détecter une variation de la conductivité ou une variation des dimensions du matériau ou de la distance entre le capteur et la cible.

En pratique, on représente souvent les résultats des mesures d'impédance dans le plan d'impédance normalisée (cette grandeur sera décrite plus en détails au chapitre 2). L'avantage qu'il y a à considérer cette grandeur est d'avoir des résultats qui ne dépendent ni de la fréquence d'excitation ni des caractéristiques de la bobine à vide. Dans le plan d'impédance normalisée les paramètres les plus couramment utilisés pour détecter et classifier les défauts

sont les caractéristiques de la forme de la signature (comme l'amplitude et la phase) [Geo87] et certains paramètres supplémentaires [Hag82] dont l'analyse peut permettre d'augmenter la précision des résultats [UU90].

1.5.2. CND/END multifréquence

Diverses méthodes de CND à CF utilisant plusieurs fréquences [Geo91] ont été proposées pour résoudre des problèmes de CND. Des données multifréquences permettent d'obtenir plusieurs informations utiles concernant la structure testée [LDJP09, BJLF10], et ainsi d'en rendre la caractérisation plus robuste. Pour ce type de CND, les mesures à plusieurs fréquences sont analysées. Pour les obtenir, on alimente le capteur par un courant sinusoïdal successivement à chacune des fréquences considérées. Les données à chacune de ces fréquences sont collectées comme pour les mesures mono-fréquence.

Selon une étude de W.E. Deeds, le nombre de fréquences nécessaires est lié aux perturbations dont on souhaite s'affranchir. D'après W.E. Deeds, utiliser n fréquences permet d'éliminer de $2n$-1 perturbations. En utilisant le module et la phase de signaux CF à trois fréquences différentes, les auteurs indiquent qu'on peut déterminer au maximum 6 variables distinctes dont une désirée (taille de défaut) et cinq perturbées (lift-off, l'emplacement du défaut, dimensions et résistivité de l'objet inspecté) [DD81]. En matière de CND multifréquence, une possibilité consiste à utiliser des signaux périodiques contenant un grand nombre de fréquences. Pour caractériser un défaut, Thollon [Tho95] propose d'analyser les spectres en amplitude et en phase du signal obtenu par un capteur à effet Hall. Si la méthode et les résultats obtenus sont intéressants, la durée du contrôle due à l'analyse spectrale peut être prohibitive pour certaines applications.

1.5.3. CND et END impulsionnels

L'analyse des signaux en CF pulsés est totalement différente de celle utilisée en CF sinusoïdaux. On exploite généralement la réponse temporelle directement fournie par la ou les bobines réceptrices. L'analyse se fait alors via l'étude de l'évolution d'un ou plusieurs points particuliers du signal de réception. Les caractéristiques des signaux transitoires couramment utilisées dans le domaine du CND par CF pulsés sont la valeur crête de l'amplitude (« peak value ») et l'abscisse temporelle de cette valeur crête (« peak time ») [STTR03]. Certaines

études récentes s'attachent à exploiter d'autres caractéristiques de signaux impulsionnels : comme des points caractéristiques de la croissance ou de la décroissance du signal [TS05], [CTSQ08].

Nombre des problèmes qui sont traités par les méthodes de CND à CF sinusoïdaux, qu'elles soient mono ou multifréquences, l'ont également été avec des CF pulsés. On peut citer, par exemple, le problème de la mesure de l'épaisseur et de la conductivité d'une structure multicouche métallique [TRM96, YP07], ou, s'agissant de détecter des défauts dans les structures métalliques [STTR03], ou encore une méthode combinant l'utilisation de capteurs CF pulsés avec des capteurs EMAT [ESDT+06].

Un avantage du CND par CF pulsés, par rapport notamment aux CF mono-fréquence, est la possibilité d'inspecter les structures électriquement conductrices jusqu'à une profondeur relativement grande, grâce à un large spectre de fréquences et notamment basse fréquence. En revanche, cette méthode nécessite un temps d'inspection très élevé, en particulier si l'on utilise des techniques d'analyse spectrale [Bou95] et elle peut s'avérer difficile à calibrer ou peu pratique du point de vue industriel, du fait du manque d'algorithmes de traitement du signal appropriés [STTR03]. Le traitement du signal temporel est compliqué et les appareils simples satisfaisant efficacement aux besoins réels sont difficiles à réaliser en raison des fortes puissances impulsionnelles qui doivent être fournies.

1.6. Introduction à la problématique traitée et à l'approche utilisée

1.6.1. Problématique de l'END CF de structures métalliques

Le problème général dont relèvent les travaux de la présente thèse est celui de l'évaluation non destructive par CF de structures métalliques. C'est un problème qui concerne particulièrement certains domaines industriels où la sécurité des matériels est cruciale, comme le domaine nucléaire ou encore l'aéronautique. Quoique d'une portée plus générale, certaines méthodes développées dans le présent rapport seront d'ailleurs mises en œuvre sur des structures représentatives de certains assemblages de pièces aéronautiques.

Les défauts qui peuvent apparaitre dans les structures métalliques sont souvent liés aux fortes contraintes auxquelles elles sont soumises en cours d'utilisation (telles par exemple que

de brusques changements de température ou des échauffements dus aux frottements) qui ont tendance à dégrader les matériaux. Le contrôle de la conductivité de ces couches à l'aide de techniques CF peut être un moyen de mesurer cette dégradation [MUR92, TRM96].

Pour prévenir les accidents, il faut détecter les éventuels défauts dans leur stade précoce, c'est pourquoi des procédures d'inspection sont mises en place. Parmi les structures nécessitant une inspection on compte de nombreuses structures multicouches, c'est le cas par exemple en aéronautique avec les structures rivetées du fuselage et des ailes des avions qui, en service, requièrent et subissent des inspections régulières afin de détecter, voire d'évaluer (en longueur, en profondeur) les fissures pouvant y apparaître. Les efforts portés en recherche sur ce sujet visent à augmenter la rapidité et la fiabilité des techniques de contrôle et d'évaluation, grâce par exemple à des systèmes multi-capteurs ou d'imagerie capables d'inspecter des surfaces relativement grandes avec une haute résolution et ce, si possible, avec des techniques faciles à mettre en œuvre [RWJ+07, DWP07, JLDP07, Tho10]. Toujours concernant les structures multicouches conductrices, les travaux de recherche portent aussi sur les problèmes de corrosion aux interfaces [HW04, HZHZ+06, LKHC+09].

1.6.2. Approches multifréquences s'appuyant sur des modèles de connaissance externes

Dans cette thèse nous nous intéressons particulièrement à deux problèmes d'END. Le premier est celui de la mesure du jeu existant entre les pièces d'un assemblage métallique. Cette question concerne notamment l'aéronautique où les exigences en termes d'ajustage des structures sont grandes, et où l'évaluation quantitative et précise de tels écartements est nécessaire sur de nombreux assemblages (comme celui d'un revêtement sur un longeron ou sur une nervure par exemple), que ce soit en cours de fabrication ou lors d'opérations de maintenance. L'une des difficultés de ce problème réside dans la complexité des interactions capteur/cible inspectée en raison des multiples interfaces de la structure.

Pour résoudre ce problème d'END d'évaluation d'épaisseurs de couches (consistant à mesurer l'écartement entre pièces conductrices, voire aussi l'épaisseur de la couche métallique inférieure d'un assemblage), nous allons proposer des **approches multifréquences** s'appuyant sur un **modèle de connaissance externe** des interactions physiques entre un capteur CF et la structure inspectée. L'un des intérêts de ces approches réside dans le fait

qu'elles ne requièrent pas de modèle de connaissance interne des interactions capteur/cible (qui ont l'inconvénient d'être valables uniquement pour un type de capteur CF [BN92, UR93, RTPT97, HW02, HZHZ+06]) et sont valables indépendamment du type de capteur. Autre intérêt des approches proposées : le fonctionnement multifréquence destiné à enrichir les données CF ne nécessite pas de disposer d'une instrumentation spécifique, contrairement aux techniques à CF pulsés.

Le second problème considéré dans cette thèse est celui de l'évaluation de la profondeur de fissures de petites dimensions situées à la surface de pièces aéronautiques. Le second problème est traité avec la même approche que le premier : partant de la caractérisation des interactions entre un capteur CF et la pièce inspectée, à savoir une pièce aéronautique présentant des fissures en surface, nous établissons un modèle comportemental (**modèle de connaissance externe**), et à partir de ce modèle nous élaborons des algorithmes afin d'évaluer les paramètres recherchés (dimensions de la fissure).

1.6.2.1. Démarche expérimentale afin d'établir un modèle de connaissance externe

Aux sections précédentes nous avons posé le problème auquel nous nous intéressons, à savoir celui de l'inspection quantitative de structures conductrices au moyen de techniques CF, et celui de la résolution du problème inverse consistant, à partir de mesures, à estimer des paramètres d'intérêt. Nous avons également indiqué la démarche que nous nous proposons de suivre, qui repose sur une approche multifréquence (destinée à enrichir les données mesurées) et l'utilisation d'un modèle de connaissance externe qu'il s'agira d'inverser.

Dans cette section, nous présentons la démarche expérimentale devant permettre d'élaborer un modèle de connaissance externe en prenant l'exemple des expérimentations qui serviront à mesurer l'épaisseur d'une mince couche d'air entre deux plaques métalliques d'un assemblage (il s'agit donc de l'aspect expérimental du premier des deux problèmes que nous nous proposons de traiter).

Pour traiter notre problème sans perdre de vue ses enjeux, nous choisissons de nous placer dans un cas de figure qui présente un intérêt industriel. Il s'agit d'une configuration représentative de l'assemblage d'un revêtement et d'une nervure d'une aile d'avion (Figure 1.4) dans lequel existe un jeu, noté *e*, dont il faut mesurer l'épaisseur. Idéalement il faudrait

que ce jeu n'existe pas (i.e. qu'il soit d'épaisseur nulle), ce qui signifie un revêtement parfaitement en contact avec la nervure. Cependant il se peut qu'un jeu existe, soit qu'il apparaisse dès le processus de fabrication, à cause des aléas et des imprécisions des techniques de fabrication, soit qu'il apparaisse sur un avion en cours d'utilisation. Un jeu peut en effet apparaître ou augmenter entre un revêtement et une nervure d'aile, par exemple en raison de la défaillance des joints rivetés, ou du gauchissement du revêtement et de la nervure sous l'effet des contraintes mécaniques subies par l'appareil. Ceci peut engendrer des fissures du revêtement, en particulier au pied des rivets. Or, ces fissures risquent de s'étendre jusqu'à ce qu'un arrachement de structure se produise, ce qu'il faut à tout prix éviter. D'où la nécessité de procéder à une END des assemblages revêtement/nervure. Il est utile, et même nécessaire, de contrôler la qualité des assemblages tant à la fabrication qu'au cours des opérations de maintenance des avions.

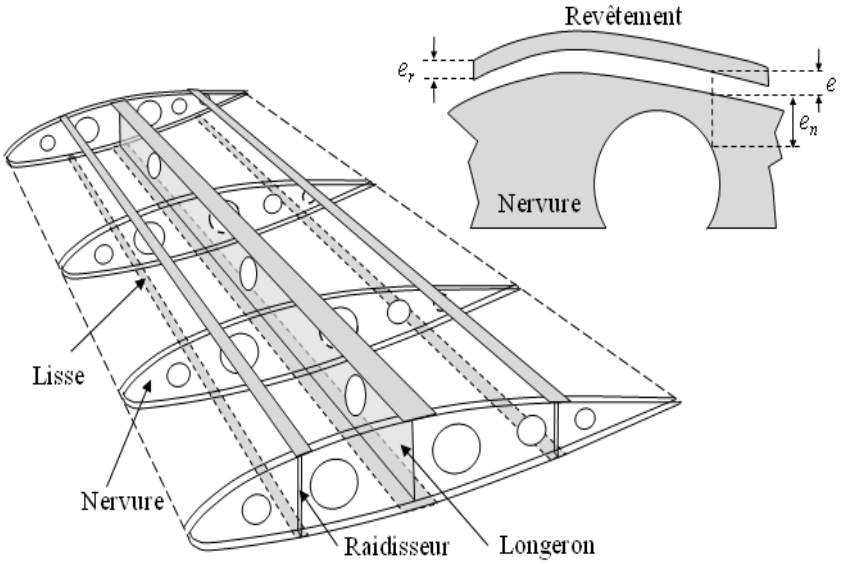

Figure 1.4 Vue d'une aile d'avion et de l'assemblage d'un revêtement sur une nervure d'aile.

1.6.2.2. Capteur utilisé

Pour étudier le problème de l'inspection de structures multicouches et de mesure d'entrefer, nous allons utiliser un capteur à fonction double à excitation sinusoïdale. Ce choix est préféré à celui d'un capteur à fonctions séparées principalement pour des questions de

simplicité de mise en œuvre. Plutôt qu'une bobine à air, nous choisissons, pour des questions de sensibilité du capteur mais aussi d'immunité aux bruits, d'utiliser une bobine en pot magnétique.

Le capteur dont nous allons nous servir est représenté Figure 1.5. Il a été dimensionné en fonction de deux contraintes : d'une part compter suffisamment de spires et donc être suffisamment gros pour générer un champ magnétique capable de pénétrer à plusieurs millimètres de profondeur dans la structure testée, et d'autre part être de taille suffisamment petite pour éviter les effets de bords (liés par exemple à la présence éventuelle de rivets à proximité de la zone d'inspection). Le diamètre ainsi conçu possède 110 spires et son extérieur est de 35 mm. Son impédance à vide (obtenue lorsque la cible est éloignée) est équivalente à une résistance R_0 = 4,6 Ω en série avec une inductance L_0 = 3,04 mH.

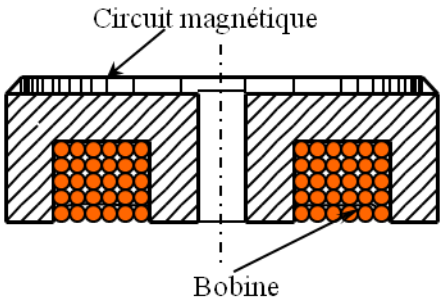

Figure 1.5 Capteur en pot à fonction double.

Ce capteur sera utilisé sur des structures multicouches composées de deux plaques métalliques de surface importante séparées par une mince couche d'air représentant le jeu entre pièces. Le but étant d'analyser les interactions physiques entre capteur et structures afin d'en tirer des lois de comportement (modèle de connaissance externe).

1.6.2.3. Configuration de test

L'alliage (AL2017) utilisé expérimentalement présente une conductivité électrique σ = 17 MS/m et une perméabilité magnétique relative unitaire. Pour les essais au laboratoire, nous utilisons des pièces rectangulaires de 15 cm de coté et de différentes épaisseurs, afin d'établir une preuve de concept concernant l'évaluation du jeu entre plaques. La prise en

compte de la géométrie complète de pièces réelles pourra faire l'objet de travaux ultérieurs. La configuration expérimentale est illustrée Figure 1.6.

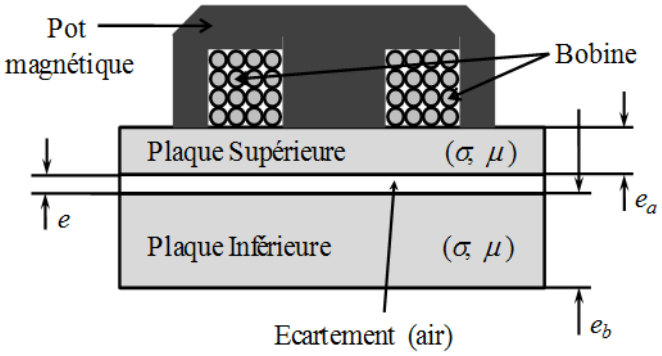

Figure 1.6 Dispositif expérimental.

La plaque supérieure est d'épaisseur e_a = 1,5 mm, supposée constante, représentative de pièces aéronautiques réelles. Les expériences pourront être réalisées sur une large gamme de fréquences d'excitation allant de quelques Hz à quelques dizaines de kHz, les fréquences les plus basses étant celles qui permettent aux courants de pénétrer le plus profondément dans la structure. Dans cette gamme de fréquence nous allons chercher à évaluer les interactions entre les CF et la structure inspectée.

La couche métallique inférieure consiste sur notre maquette de laboratoire en des plaques de diverses épaisseurs, notées e_b, variant de 1,5 mm à 25 mm, ce qui constitue une plage relativement large pour l'étude des interactions entre CF et structures multicouches.

L'écartement entre la couche métallique supérieure et la couche inférieure, noté e, peut varier entre 0 µm et 500 µm, grâce à un jeu de cales étalons isolantes de perméabilité et de permittivité relatives unitaires. Une cale élémentaire mesurant 100 µm, cette épaisseur constituera le pas de variation du jeu dans nos expérimentations.

Le capteur est connecté à un analyseur d'impédance HP 4192A (Figure 1.7) qui lui fournit un courant d'alimentation et qui mesure l'impédance à ses bornes. Le courant de sortie maximal est de 20 mA et il varie en fonction de fréquence de mesure. Cet analyseur représente sa résistance de sortie variant de 110 Ω à 11 kΩ ±10% qui dépende bien de bande de mesure. L'acquisition des données par l'analyseur d'impédance est contrôlée par un

ordinateur. Ces données mesurées seraient présentées et analysées en détaille dans le chapitre suivant.

Figure 1.7 Analyseur d'impédance HP 4192A, capteur CF et structure testée.

1.7. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre le problème que nous nous proposons d'étudier et de traiter, à savoir celui de l'évaluation non destructive de certaines structures comportant des pièces conductrices (assemblages multicouches présentant un entrefer, pièces fissurées). Nous avons également décrit dans ses grandes lignes l'approche que nous comptons suivre pour ce faire. Il s'agit, à partir de mesures faites à l'aide de capteurs à courants de Foucault, d'élaborer des modèles comportementaux directs reliant les paramètres que l'on cherche à estimer (épaisseur de jeu, épaisseur d'une couche de métal etc.) à la grandeur mesurée par le capteur, ou, à tout le moins, à une grandeur découlant de cette grandeur (par exemple l'impédance normalisée d'un capteur qui dépend de l'impédance du capteur en présence de la structure inspectée, laquelle est la grandeur directement mesurée). A partir du modèle comportemental direct il s'agira d'élaborer un algorithme propre à résoudre le problème inverse, c'est-à-dire à déterminer la ou les grandeurs d'intérêt à partir des mesures et connaissant le modèle direct.

Nous avons également décrit les principes de la technique de contrôle et d'évaluation non destructifs que nous allons utiliser, à savoir les CF. Nous avons posé les problèmes scientifiques qui se posent à nous et qui sont ceux de la modélisation directe, de l'inversion des données et de leur enrichissement, grâce en l'occurrence à des mesures multi-fréquences.

Enfin, nous avons décrit les bases expérimentales sur lesquelles nous allons nous appuyer pour traiter aux chapitres qui suivent les problèmes d'évaluation non destructive considérés.

Chapitre 2 **Analyse des interactions capteur / cible multicouche**

2.1. Interactions d'un capteur CF élémentaire avec une cible conductrice en régime harmonique

2.1.1. Impédance normalisée

Considérons un capteur CF posé sur une cible conductrice. La mesure de l'impédance du capteur peut être utilisée pour le contrôle de cette cible. On peut en déduire une autre grandeur : l'impédance normalisée, plus commode à interpréter. Elle peut être représentée graphiquement dans le plan complexe, avec en abscisse sa partie réelle et en ordonnée sa partie imaginaire.

L'impédance normalisée d'un capteur à courants de Foucault est définie [Ver99] comme suit :

$$Z_n = R_n + jX_n = \frac{R - R_0}{X_0} + j\frac{X}{X_0} \qquad (2.1)$$

où $Z_0 = R_0 + jX_0$ est l'impédance du capteur à vide, R_0 et X_0 étant respectivement ses parties réelle et imaginaire ; elle est obtenue en l'absence de cible ; $Z = R + jX$ est l'impédance du capteur en présence d'une cible, R et X désignant respectivement ses parties réelle et imaginaire.

Cette définition (2.1) permet d'une part de s'affranchir de l'influence de la résistance propre R_0 de la bobine, et d'autre part d'utiliser une grandeur dont la partie imaginaire n'augmente pas proportionnellement à la fréquence.

2.1.2. Cas d'une cible massive

Considérons que la cible conductrice sur laquelle est placé le capteur est massive, électriquement conductrice, plane et de surface infinie (Figure 2.1). Considérons le capteur soumis à une excitation sinusoïdale. Soient d la distance entre la bobine et la cible, σ et μ respectivement la conductivité électrique et la perméabilité magnétique de cette dernière, et e_m son épaisseur. Sous l'influence du champ d'excitation magnétique des CF apparaissent dans la cible et les interactions entre le capteur et celle-ci peuvent être modélisées analytiquement comme un transformateur (Figure 2.2).

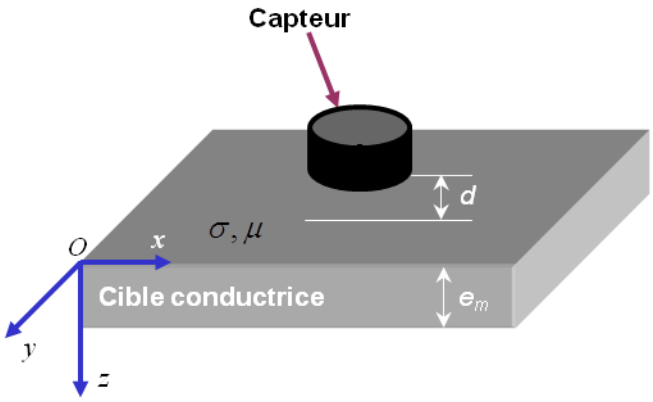

Figure 2.1 Capteur CF sur une cible conductrice.

Dans ce transformateur, le circuit primaire consiste en la résistance propre R_0 en série l'inductance propre L_0 de la bobine du capteur. Le secondaire représente, lui, la cible testée placée dans le champ magnétique du capteur. Il se compose de l'inductance propre L_2 de la cible (qui exprime le lien existant entre les CF qui y sont induits et l'énergie électromagnétique d'induction emmagasinée et d'une impédance de charge (Z_2) qui dépend des paramètres géométriques et électriques de la cible. L'inductance L_2 est théoriquement infinie pour un conducteur infini [Kra92]. Toutefois, si l'on considère un domaine de calcul de dimensions finies, on peut montrer que l'énergie stockée ne dépend pas de la fréquence considérée mais est uniquement lié au carré de la distribution des CF [LeB00]. En conséquences, si l'on prend en compte la configuration réelle capteur / cible de dimensions finies, on peut considérer que L_2 est une constante de faible valeur, qui ne dépend pas des propriétés de la cible ni de la fréquence. Cette hypothèse a déjà été faite dans [Lib71]. Ici nous

choisissons arbitrairement L_2 = 1nH. Par ailleurs, le coefficient de couplage k entre primaire et secondaire dépend quant à lui de la position relative du capteur et de la cible.

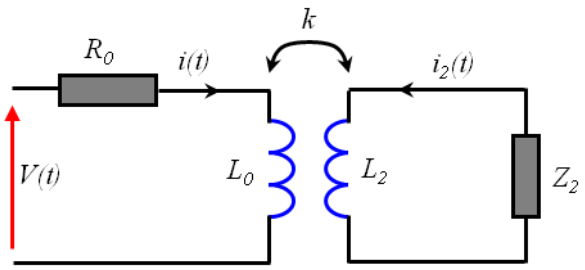

Figure 2.2 Modèle équivalent d'un capteur à CF sur une cible conductrice.

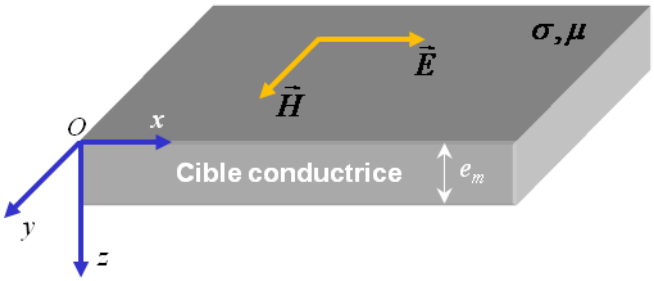

Figure 2.3 Cible conductrice excitée par une onde plane électromagnétique.

Pour trouver l'expression de l'impédance de charge Z_2 du transformateur, nous allons l'exprimer en faisant l'hypothèse que la cible est excitée par une onde électromagnétique plane qui se propage parallèlement à l'axe *Oz*, le plan de polarisation des champs $\vec{H}$ et $\vec{E}$ est donc *Oxy* comme le représente la Figure 2.3. Dans ce cas, les équations complexes du champ magnétique $\vec{H}$ et du champ électrique $\vec{E}$ dans la cible peuvent s'écrire [Kra92] :

$$\begin{aligned} \vec{H}(z) &= H(z)\vec{y} = [H^{+}e^{-\gamma z} + H^{-}e^{\gamma z}]\vec{y} \\ \vec{E}(z) &= E(z)\vec{x} = [E^{+}e^{-\gamma z} + E^{-}e^{\gamma z}]\vec{x} \end{aligned} \qquad (2.2)$$

où $\gamma = \frac{1+j}{\delta} = \sqrt{j\omega\sigma\mu_0}$ est la constante de propagation dans la cible et où $\delta = \sqrt{\frac{2}{\omega\sigma\mu_0}}$ est la profondeur standard de pénétration (épaisseur de peau). Chaque champ consiste en deux termes : le terme incident ($E^{+}e^{-\gamma z}$, $H^{+}e^{-\gamma z}$) correspond à une propagation dans le sens de

l'axe *Oz*, et le terme réfléchi ($E^{-}e^{\gamma z}$, $H^{-}e^{\gamma z}$) correspond à une propagation en sens contraire. Les termes E^{+}, E^{-}, $H^{+} = E^{+}/Z_p$, $H^{-} = -E^{-}/Z_p$ sont des constantes complexes qui dépendent des conditions aux limites. Notons que compte tenu des conditions aux limites les amplitudes des termes $H^{-}e^{\gamma z}$ et $E^{-}e^{\gamma z}$ de (2.2) ne peuvent diverger. Z_p est l'impédance de l'onde plane dans la cible [Kra92] :

$$Z_p = \frac{E^{+}}{H^{+}} = -\frac{E^{-}}{H^{-}} = \sqrt{\frac{j\omega\mu_0}{\sigma}} \tag{2.3}$$

En considérant que l'impédance de l'onde dans l'air est infinie et en négligeant les courants de déplacement, l'impédance de charge Z_2 peut, conformément à la théorie des lignes de transmission s'écrire comme :

$$Z_2 = \frac{E(0)}{H(0)} = \frac{1+\rho(0)}{1-\rho(0)} Z_p \tag{2.4}$$

où $E(0)$ et $H(0)$ sont les champs électrique et magnétique à la surface de la cible (côté capteur, en $z = 0$) et $\rho(0)$ le coefficient de réflexion de l'onde électromagnétique à la surface de la cible, lequel vaut par définition :

$$\rho(0) = \frac{E^{-}}{E^{+}} = -\frac{H^{-}}{H^{+}} \tag{2.5}$$

Puisque l'air présente une impédance infinie, à l'extrémité $z = e_m$ de la cible le coefficient de réflexion $\rho(e_m) = 1$ et l'on a par conséquent :

$$\rho(0) = \rho(e_m)e^{-2\gamma e_m} = e^{-2\gamma e_m} \tag{2.6}$$

Les équations de (2.3) à (2.6) permettent d'exprimer l'impédance de charge Z_2 en fonction de la fréquence d'excitation et des paramètres géométriques et physiques de la cible :

$$Z_2 = \frac{1+\rho(0)}{1-\rho(0)} Z_p = \frac{Z_p}{tanh(\gamma e_m)} = \frac{\sqrt{\frac{j\omega\mu_0}{\sigma}}}{tanh\left(e_m\sqrt{j\omega\sigma\mu_0}\right)} \tag{2.7}$$

Or, le système d'équations complexes qui régit le comportement d'un transformateur chargé peut s'écrire comme suit :

$$\begin{cases}(R_0 + j\omega L_0)I + j\omega M I_2 = V \\ j\omega M I + (j\omega L_2 + Z_2)I_2 = 0\end{cases} \tag{2.8}$$

où $M = k\sqrt{L_0 L_2}$ est le coefficient de mutuelle inductance du transformateur. La résolution du système (2.8) permet d'exprimer l'impédance $Z = \frac{V}{I}$ du capteur, et par suite son impédance normalisée Z_n. Elle est fonction de la fréquence d'excitation f, des paramètres physiques (σ, μ) et géométriques (e_m) de la cible, ainsi que de la position relative du capteur par rapport à la cible testée. Si la cible conductrice est non magnétique, comme c'est le cas des cibles auxquelles nous nous intéressons, Z_n peut s'exprimer comme suit [LeB03] :

$$Z_n = j + \frac{k^2 \sigma L_2 2\pi f}{\frac{\sqrt{j2\pi f \sigma \mu_0}}{tanh(e_m\sqrt{j2\pi f \sigma \mu_0})} + j\sigma L_2 2\pi f} \tag{2.9}$$

où μ_0 est la perméabilité magnétique du vide.

Dans le plan d'impédance normalisée, on peut représenter le lieu des points obtenus à différentes fréquences lorsque le capteur est placé à proximité d'une cible. Ces courbes peuvent servir à résoudre des problèmes de CND qualitatif tels que l'évaluation de l'épaisseur d'une cible, ou de l'éloignement d'un capteur. Elles peuvent également servir, c'est une application classique, à des mesures de conductivité, puisque Z_n dépend de la variable $\sigma.f$.

La Figure 2.4a illustre l'influence d'une variation de l'épaisseur e_m (k étant fixé à 0,95) sur les courbes d'impédance normalisée tracées d'après de la formule (2.9) et représentées dans le plan complexe. La Figure 2.4b illustre quant à elle l'effet d'une variation du coefficient de couplage k, e_m étant fixée à 1 mm. Dans les deux cas σ = 17 MS/m et les points de la courbe sont obtenus en faisant varier la fréquence de 0 Hz à ∞ Hz.

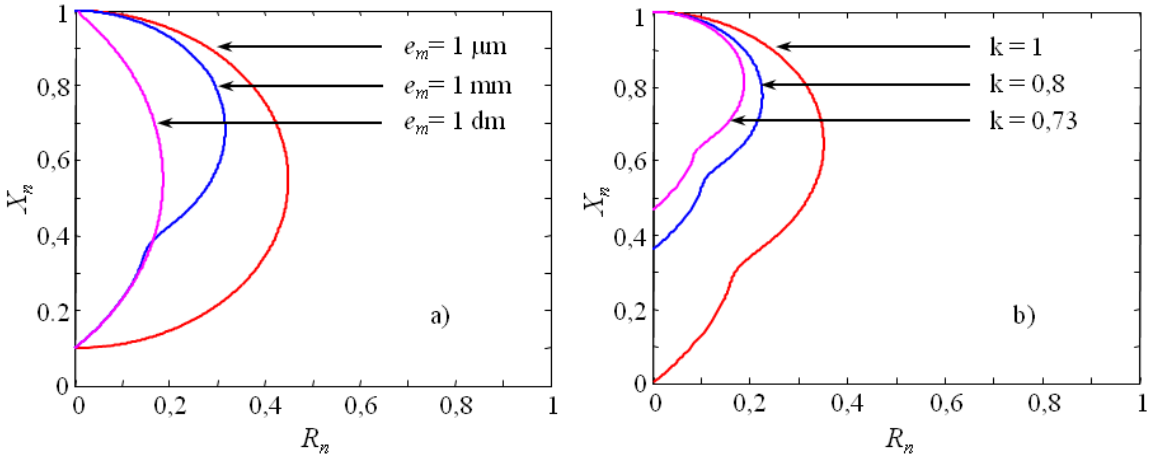

Figure 2.4 Illustration de l'effet d'une variation de l'épaisseur e_m d'une cible conductrice sur l'impédance normalisée d'un capteur CF (a) et de l'effet d'une variation du coefficient de couplage k (b).

2.1.3. Cas d'une cible multicouche

Si au lieu d'une plaque conductrice massive c'est une structure multicouche que l'on inspecte à l'aide d'un capteur CF, l'équation (2.9) n'est plus valable mais l'étude des diagrammes d'impédance normalisée n'en demeure pas moins intéressante. Dans cette thèse, nous considérons dans un premier temps une structure composée de deux couches d'aluminium (σ = 17MS/m) séparées par une mince couche d'air et nous nous proposons d'étudier les caractéristiques de l'impédance normalisée d'un capteur CF utilisé pour l'inspecter.

Dans nos expérimentations le capteur est posé sur la couche supérieure d'aluminium à une hauteur supposée fixe et extrêmement faible (100 µm). Nous supposons que d'une mesure à l'autre il n'y a pas de variation de lift-off (décalage en hauteur entre capteur et cible). Le jeu *e* séparant les plaques d'aluminium peut quant à lui varier de 0 µm à 500 µm grâce à un système de cales électriquement isolantes (comme présenté à la section 1.4.2). La figure 2.5 donne un exemple comparant deux mesures d'impédance normalisée représentées dans le plan complexe. Toutes deux sont faites dans la gamme de fréquence [80 Hz 30 kHz] et avec des couches d'aluminium supérieure et inférieure d'épaisseurs respectives 1,5 mm et 25 mm. Ce qui différencie ces structures c'est leur épaisseur de jeu *e* : nulle dans un cas et valant 500 µm dans l'autre. Les courbes obtenues présentent des différences qui laissent envisager

d'exploiter des mesures d'impédance normalisée afin de caractériser l'épaisseur du jeu dans une structure multicouche.

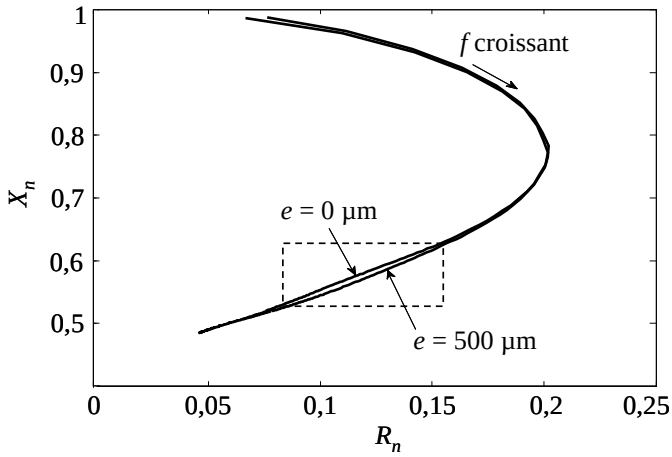

Figure 2.5 Mesure de l'impédance normalisée d'un capteur CF posé sur une structure multicouche constituée de deux plaques d'aluminium (σ = 17Ms/m) d'épaisseurs respectives 1,5 mm et 25 mm, séparées soit par un jeu nul soit par un jeu de 500 µm.

On constate qu'aux basses fréquences la courbe d'impédance normalisée mesurée pour l'épaisseur d'air la plus forte se trouve à gauche tandis qu'aux fréquences plus élevées c'est celle correspondant au jeu le plus faible (en l'occurrence nul) qui se trouve à gauche. La répétition des mesures pour différentes valeurs de jeu conduit au même constat. On peut par ailleurs constater qu'il existe un certain intervalle de fréquence (situé vers les « hautes » fréquences) où la distance entre deux courbes est une fonction du jeu *e*. Cette propriété est mise en évidence Figure 2.6, qui représente les courbes d'impédances normalisées obtenues pour des mesures faites pour 6 épaisseurs d'entrefer comprises entre 0 et 500 µm, les autres paramètres expérimentaux étant inchangés par rapport aux mesures présentées Figure 2.5.

Ces propriétés de variations de l'impédance normalisée avec la valeur du jeu, mises en évidence dans un certain intervalle de fréquences, pourront être exploitées pour l'évaluation de structures multicouches présentant un jeu. En effet, ces résultats laissent envisager l'élaboration de modèles directs comportementaux des interactions entre un capteur CF et un assemblage multicouche avec jeu, lesquels modèles pourraient être utilisés pour élaborer des algorithmes de résolution de problème inverse. Il s'agirait de déterminer l'épaisseur de jeu à partir de mesures d'impédance normalisée, voire également l'épaisseur de l'une ou l'autre des

couches conductrices. Le choix de la gamme de fréquences pertinentes va dépendre des paramètres constitutifs de la cible (épaisseur, matériaux, jeu…) et fera l'objet de notre étude.

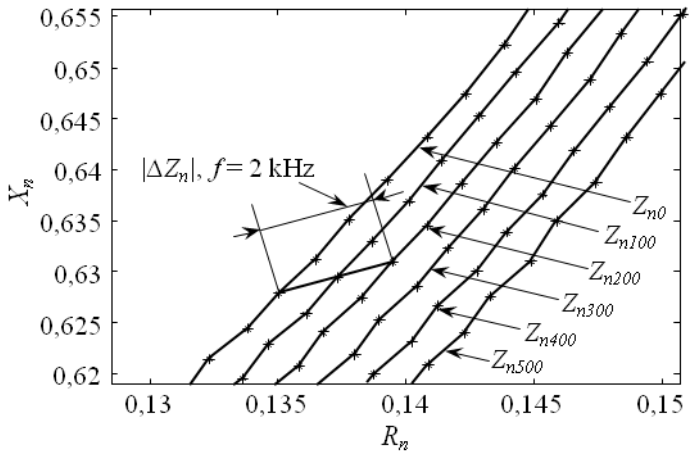

Figure 2.6 Mesures d'impédance normalisée pour un jeu e entre deux plaques d'aluminium variant de 0 à 500 µm, f variant de 1550 Hz à 2300 Hz, les épaisseurs d'aluminium étant e_a = 1,5 mm et e_b = 25 mm.

2.1.4. Variations de l'impédance normalisée

Compte-tenu des résultats de caractérisation qui précèdent, il parait intéressant de quantifier la variation de l'impédance normalisée ΔZ_n dans le plan des impédances normalisées.

Considérons une fréquence d'excitation f donnée, nous définissons ΔZ_n comme la différence qui, dans le plan d'impédance normalisée, sépare un point correspondant à la mesure obtenue lorsque le jeu vaut *e*, du point correspondant à un jeu nul (2.10).

$$\Delta Z_n = Z_{ne}(f) - Z_{n0}(f) \qquad (2.10)$$

où Z_{ne} et Z_{n0} désignent respectivement les impédances normalisées du capteur lorsque le jeu vaut *e* et lorsqu'il est nul. Considérons les relations qui lient d'une part la phase et de l'autre le module de ΔZ_n à *e*.

+ Relation entre la phase de ΔZ_n et *e*

D'après les résultats expérimentaux une variation du jeu *e* n'engendre qu'une très faible variation de la phase de ΔZ_n. Celle-ci contient donc peu d'information susceptible d'aider à la détection et à la quantification d'une variation de *e*. Pour cette raison, nous ne nous servirons pas de cette grandeur par la suite.

La figure 2.8 illustre ce résultat à deux fréquences d'excitation (680 Hz et 6,6 kHz). Ici, bien que *e* varie de 100 µm à 500 µm (500%) les changements de la phase de ΔZ_n occasionnés ne dépassent pas de 5%.

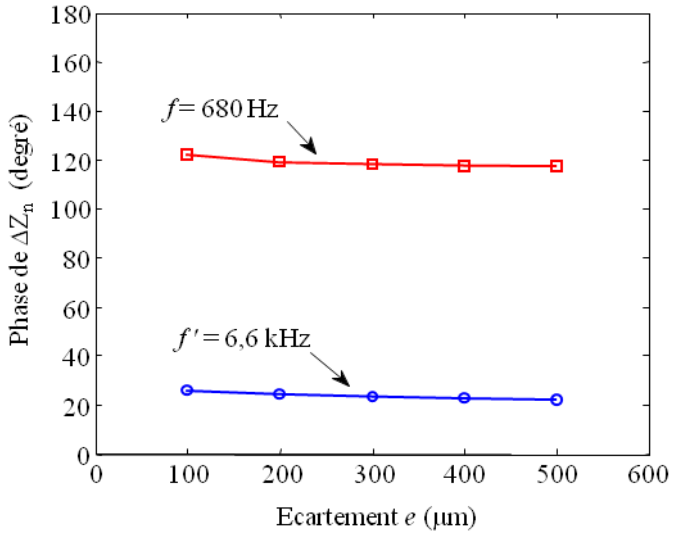

Figure 2.7 Variations de la phase de ΔZ_n en fonction de la valeur du jeu e, dans le cas de figure $e_a = e_b = 1{,}5$ mm.

+ Relation entre le module de ΔZ_n et *e*

Le fait que les résultats expérimentaux montrent qu'il existe une relation linéaire entre $|\Delta Z_n|$ et *e* est un point dont il peut être tiré parti compte tenu de la difficulté à résoudre des problèmes inverses de CND lorsque la relation entre la grandeur mesurée et la quantité à estimer est non linéaire [CJVL10].

La Figure 2.8 illustre, d'après des données expérimentales, la relation linéaire existant entre $|\Delta Z_n|$ et *e* pour deux fréquences prises dans la gamme appropriée et pour une structure multicouche dont les deux couches métalliques (de conductivité $\sigma = 17$ MS/m) ont une épaisseur de 1,5 mm. Les barres d'erreurs correspondent à l'écart-type ± σ, déterminé sur de

12 mesures. La pente de la caractéristique obtenue est plus faible lorsque la fréquence augmente, dans la mesure où la profondeur de pénétration des CF diminue, ce qui rend le capteur moins sensible à la présence du jeu.

Il résulte de l'analyse de l'évolution de ΔZ_n en fonction de e que seule la variation du module de l'impédance normalisée est pertinente pour l'étude des configurations que nous considérons. Afin d'alléger les écritures, dans ce qui suit cette grandeur sera noté $z = |\Delta Z_n|$.

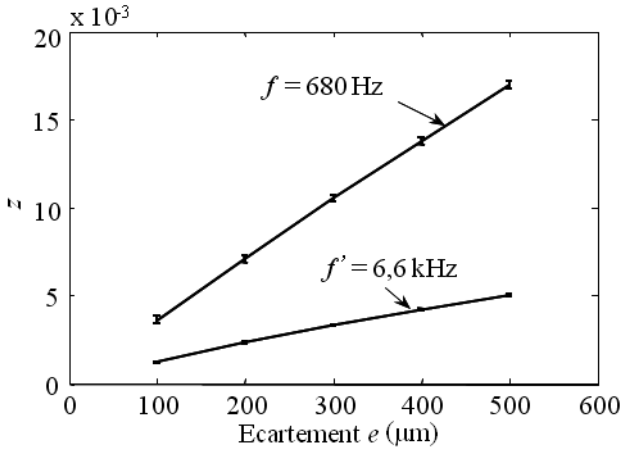

Figure 2.8 Relation linéaire entre z et e pour deux fréquences d'excitation, d'après des mesures faites dans le cas $e_a = e_b = 1{,}5$ mm et avec $\sigma = 17$ MS/m.

2.2. Analyse expérimentale de la variation d'impédance z

2.2.1. Influence de la fréquence d'excitation sur z

Comme l'illustre la Figure 2.8, pour des fréquences comprises dans l'intervalle approprié, et pour une structure faite de deux plaques conductrices d'épaisseurs fixées, la l'impédance normalisée varie en fonction du jeu selon une droite dont la pente est fonction de la fréquence.

Pour des questions de sensibilité de la mesure, il est utile que la valeur de l'impédance normalisée soit aussi élevée que possible. C'est pourquoi nous avons étudié l'influence de la fréquence d'excitation sur z. La Figure 2.9 présente les résultats obtenus dans la gamme de fréquence [80 Hz 30 kHz] sur la même structure que celle ayant donné les résultats de la

Figure 2.8. Notons que, dans cette figure, pour mieux voir la révolution de *z* en fonction de fréquence d'excitation *f* aux fréquences basses, l'échelle utilisée de l'axe horizontal est log(*f*) au lieu de *f*. Il apparaît une relation non linéaire entre *z* et la fréquence *f* d'excitation, telle que les courbes *z*(*f*) sont d'abord croissantes puis décroissantes. La courbe n'étant pas monotone, la mesure à deux fréquences d'excitation appartenant, l'une à la zone croissante et l'autre à la zone décroissante de *z*(*f*), peut conduire à une même valeur d'impédance normalisée. Pour éviter une ambiguïté sur l'évaluation du jeu, il faudra choisir, pour mettre en œuvre des méthodes d'END, des fréquences situées dans une zone monotone de la courbe *z*(*f*).

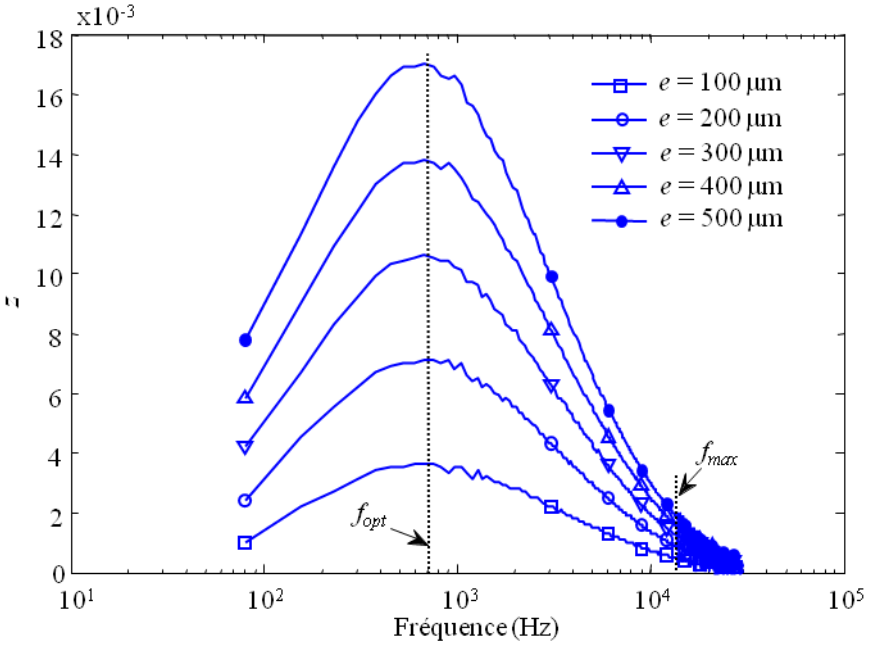

Figure 2.9 Variations de z en fonction de la fréquence d'excitation sur un assemblage multicouche tel que $e_a = e_b = 1{,}5$ mm et $\sigma = 17$MS/m, $f_{opt} \approx 680$ Hz, $f_{max} \approx 13$ kHz.

Dans le cas de figure illustré Figure 9, deux intervalles de fréquence sont distingués : celui allant jusqu'à 13 kHz (avec laquelle l'épaisseur de peau des CF est approximativement de 1,1 mm), sur lequel la relation *z*(*e*) est linéaire, et celui situé au-delà de 13 kHz sur lequel elle ne l'est plus. Pour analyser plus avant en fonction de la fréquence la plage où la relation *z*(*e*) est linéaire, nous avons effectué des évaluations suivantes :

+ À chaque fréquence d'excitation, nous extrapolons une droite à partir des données *z*(*e*) mesurées (Figure 2.10). Ensuite, nous calculons l'erreur relative (ER) à chaque point de mesure.

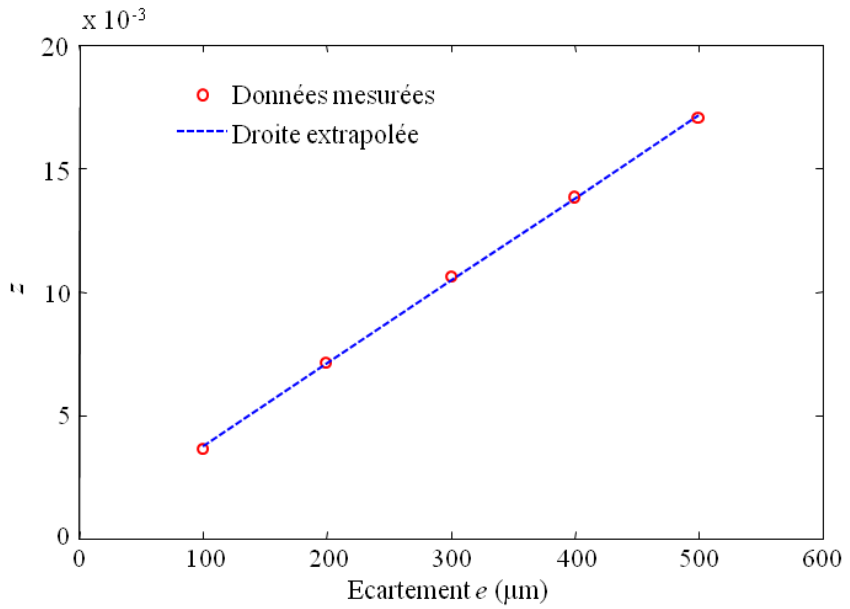

Figure 2.10 Extrapolation de la relation z(e) à f = 1060 Hz sur un assemblage multicouche tel que $e_a = e_b = 1{,}5$ mm et $\sigma = 17$MS/m.

$$ER = \frac{z_{extra} - z_{mes}}{z_{mes}}.100 \qquad (2.11)$$

où z_{mes} et z_{extra} sont respectivement les valeurs expérimentale et extrapolée. L'erreur de linéarité moyenne (ERM) sur 5 points de mesure correspondant aux 5 valeurs de jeu considérées (100, 200, 300, 400, 500 µm) est calculée en appliquant (2.12) :

$$ERM = \frac{1}{5}\sum_{i=1}^{5} ER_i \qquad (2.12)$$

Cette erreur évalue de la linéarité des données expérimentales $z(e)$ pour chaque fréquence d'excitation.

+ L'évolution de l'ERM en fonction de fréquence d'excitation est représentée Figure 2.11. On constate qu'au delà de 13 kHz, les variations de l'ERM deviennent importantes ce

qui signifie que la relation linéaire observée *z* et *e* n'est plus valable. Ce résultat est conforme aux observations que l'on peut faire visuellement sur la Figure 2.9.

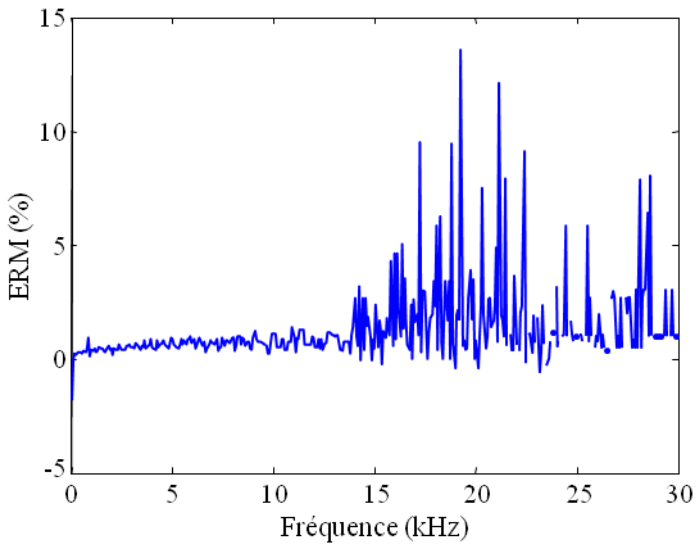

Figure 2.11 Evolution de l'erreur de linéarité moyenne (ERM) en fonction de fréquence d'excitation, d'après des mesures faites sur un assemblage multicouche tel que $e_a = e_b = 1{,}5$ mm et $\sigma = 17$MS/m.

Qu'au delà de 13 kHz la courbe *z*(*f*) soit bruitée (Figure 2.9) peut s'expliquer par le fait qu'à ces fréquences la profondeur de pénétration standard (l'épaisseur de peau) des CF devient très faible et que par conséquent les interactions entre les CF et la structure multicouche sont essentiellement cantonnées à de faibles profondeurs situées dans la plaque supérieure ; les interactions avec les zones plus profondes des structures étant très faibles. Il n'est pas donc intéressant a priori de mesurer *z* aux fréquences situées au-delà de la fréquence maximum, notée f_{max}, à partir de laquelle *z*(*e*) n'est plus linéaire. Les résultats expérimentaux obtenus pour différentes configurations multicouches montrent que cette fréquence dépend essentiellement de l'épaisseur de la première plaque et qu'elle correspond approximativement à celle pour laquelle l'épaisseur de peau des CF est égale à environ 2/3 de l'épaisseur du revêtement (2.13).

$$\delta_{f_{max}} \approx \frac{2}{3} e_a \qquad (2.13)$$

Les caractérisations ont également montré que la fréquence pour laquelle la valeur de z est maximale ne dépend pas du jeu e. Cette fréquence pour laquelle la mesure est la plus sensible et pour laquelle la pente de $z(e)$ est maximale peut être considérée comme la fréquence de travail optimale, nous la noterons f_{opt}. Dans le cas de figure illustré Figure 9, à la fréquence f_{opt} (≈ 680 Hz) l'épaisseur de peau des CF est approximativement de 4,7 mm. D'après les caractérisations que nous avons faites, nous avons constaté que la fréquence optimale est celle pour laquelle la profondeur de pénétration standard des courants de Foucault vaut environ 3,0 fois de l'épaisseur de la première plaque métallique :

$$\delta_{f_{opt}} \approx 3{,}0 e_a \qquad (2.14)$$

Les relations (2.13) et (2.14) nous fournissent donc deux règles empiriques pour déterminer f_{max} et f_{opt} connaissant l'épaisseur de la couche supérieure de la structure.

Dans la gamme de fréquence $f < f_{opt}$, $z(e)$ croît avec la fréquence. Mais cette gamme est souvent très étroite, en particulier lorsque l'épaisseur de la première couche de la structure est grande. Or, pour éviter toute ambiguïté sur l'estimation de e il faut utiliser des fréquences d'excitations comprises dans une zone monotone de $z(f)$: soit donc la zone croissante qui est malheureusement très étroite, soit la zone décroissante, plus large et qui correspond à l'intervalle [f_{opt} f_{max}]. C'est cette dernière gamme que nous préconisons d'utiliser. Le fait que chaque fréquence d'excitation f y corresponde à une droite $z(e)$ séparée permet de disposer d'un maximum de données pour construire des méthodes de CND multifréquence.

2.2.2. Influence de l'épaisseur de la plaque inférieure sur *z*

Dans cette section nous nous intéressons à l'influence que peuvent avoir sur z des changements de l'épaisseur e_b de la couche conductrice inférieure d'un assemblage multicouche. Les résultats expérimentaux obtenus à fréquence d'excitation et épaisseur de couche supérieure e_a fixées montrent que les courbes $z(e)$ sont des droites dont la pente varie d'une épaisseur e_b à l'autre. A titre d'exemple, la Figure 2.12 représente deux d'entre elles, obtenues à 680Hz, l'une pour e_b = 25 mm et l'autre pour e_b = 1,5 mm. On peut remarquer que plus l'épaisseur e_b est élevée plus la mesure de z est sensible.

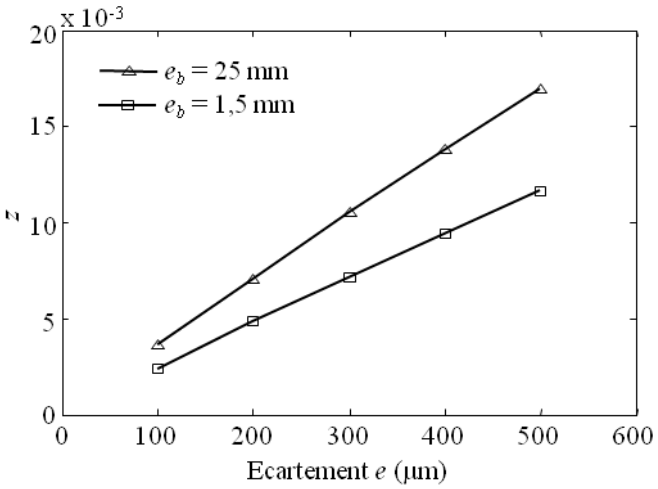

Figure 2.12 Mesures faites sur un assemblage multicouche d'aluminium et illustrant l'influence de l'épaisseur e_b de la seconde plaque sur z(e) ; e_a = 1,5 mm, σ = 17Ms/m et f = 680 Hz.

La relation linéaire entre *z* et *e* peut s'exprimer comme suit :

$$z = \alpha(f, e_a, e_b).e \tag{2.15}$$

Le coefficient directeur α dépend de la fréquence d'excitation *f* et des épaisseurs e_a et e_b. Dans des cas de figures industriels tels que celui d'un revêtement d'aile d'avion reposant sur un longeron ou sur une nervure, on peut considérer l'épaisseur e_a connue, tandis que e_b varie en fonction de la position du capteur sur la structure inspectée (voir chapitre précédent figure 1.3). Le problème d'END qui se pose est alors d'évaluer à la fois le jeu *e* entre les pièces conductrices et l'épaisseur e_b.

Le coefficient α dépendant non seulement de *f* mais de e_b, si e_b est inconnue on ne peut pas estimer le jeu *e* à partir d'une mesure mono-fréquence. Une approche multifréquence est proposée dans ce cas. Ce point sera développé au chapitre 3.

2.3. Modélisation analytique des interactions capteur / cible multicouche

2.3.1. Modèle du « transformateur à deux secondaires chargés »

La caractérisation expérimentale des interactions entre un capteur CF et un assemblage multicouche ayant été faite, nous allons procéder à des simulations. Celles-ci offrent en effet une certaine souplesse quant au nombre de cas de figures qu'il est possible de traiter ; souplesse que n'offrent pas nécessairement les mesures, toujours tributaires du matériel et des échantillons disponibles.

Des simulations basées sur un modèle analytique auraient, par rapport à des simulations numériques, l'avantage de la rapidité de calcul. Cependant, le modèle du transformateur à un secondaire chargé décrit plus haut (§ 2.1.2), valable pour une cible massive plane et de surface infinie, ne l'est pas pour une cible consistant en une structure métallique multicouche. Néanmoins, nous pouvons nous en inspirer afin d'élaborer un modèle analytique qui s'applique à ce dernier cas de figure.

Considérons donc une structure constituée de deux plaques métalliques séparées par un entrefer. Qualitativement, les interactions entre un capteur CF et une cible de ce type vont donner lieu aux phénomènes suivants :

- apparition de CF dans les deux plaques conductrices (leur intensité dans la plaque inférieure dépendant de l'épaisseur de la plaque supérieure) ;
- apparition d'un champ magnétique dû aux CF induits dans les deux plaques, lequel y induit à son tour des CF, ce qui signifie l'existence d'une inductance mutuelle entre elles.

Ceci nous amène à supposer que les interactions électromagnétiques entre les plaques et le capteur peuvent être modélisées par un transformateur à 2 secondaires chargés (Figure 2.13b), la bobine primaire représentant l'inductance L_0 du capteur et les bobines secondaires L_{21} et L_{22} représentant les effets des deux plaques métalliques. Toutes trois étant liées par des phénomènes de mutuelle induction donnant lieu à des coefficients de couplage k, k_1 et k_2 (Figure 2.13b).

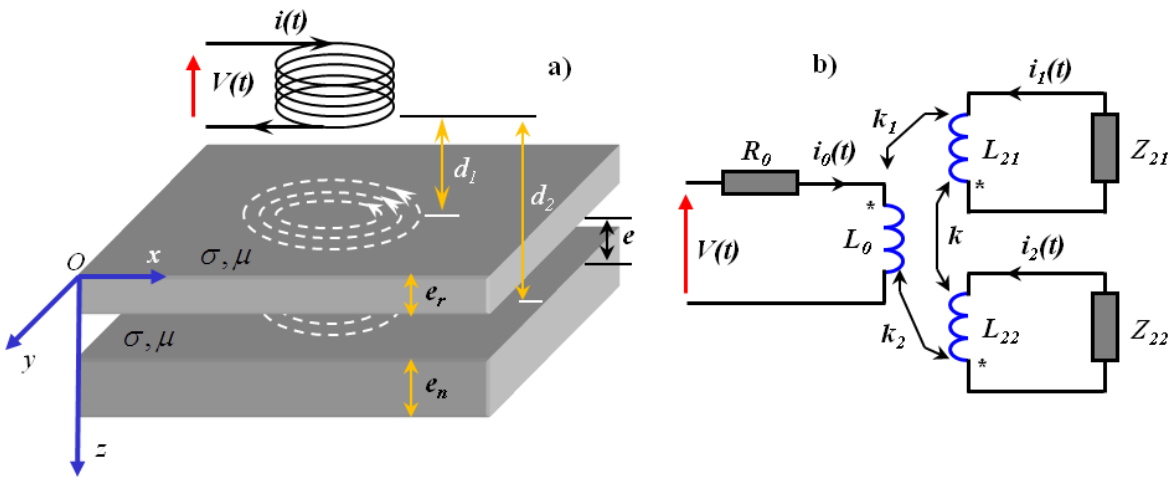

Figure 2.13 Capteur CF placé sur une structure multicouche (a) et circuit de transformateur équivalent (b).

Les coefficients de couplage k_1 et k_2 entre le primaire et les secondaires dépendent respectivement des distances relatives d_1 et d_2 du capteur par rapport à la première et à la deuxième plaque. Le coefficient de couplage k entre les secondaires est lié quant à lui à l'écartement e entre les plaques. Les inductances L_{21} et L_{22} sont considérées comme égales et de même valeur que celle utilisée plus haut dans le cas du modèle du transformateur chargé à deux bobines (section 2.1.2).

Quant aux impédances de charge Z_{21} et Z_{22}, nous devons pour les exprimer tenir compte de la propagation des ondes électromagnétiques dans les plaques.

A l'instar du modèle du transformateur à un secondaire chargé, calculons les impédances d'entrée Z_{21} et Z_{22} de la première et la deuxième plaque. L'impédance de l'air étant infinie, le coefficient de réflexion à l'extrémité de la deuxième plaque (en $z = e_a+e+e_b$) vaut :

$$\rho(e_a + e + e_b) = 1 \qquad (2.16)$$

Par ailleurs, e pouvant être considéré comme très faible nous supposons

$$\rho(e_a + e) \approx \rho(e_a) \qquad (2.17)$$

Quant au coefficient de réflexion à la surface de la plaque supérieure (côté capteur), il peut s'écrire :

$$\rho(0) = \rho(e_a)e^{-2\gamma e_a} \tag{2.18}$$

De la même manière, le coefficient de réflexion à la surface supérieure de la plaque inférieure peut s'écrire :

$$\rho(e_a + e) = \rho(e_a + e + e_b)\mathrm{e}^{-2\gamma \mathrm{e_b}} = \mathrm{e}^{-2\gamma \mathrm{e_b}} \tag{2.19}$$

D'après (2.15) (2.16) et (2.17) on a :

$$\rho(0) = e^{-2\gamma(e_a+e_b)} \tag{2.20}$$

Par conséquent, l'impédance d'entrée Z_{21} de la plaque supérieure peut s'écrire :

$$Z_{21} = \frac{1+\rho(0)}{1-\rho(0)}Z_p = \frac{Z_p}{tanh(\gamma(e_a+e_b))} = \frac{\sqrt{\frac{j\omega\mu_0}{\sigma}}}{tanh[(e_a+e_b)\sqrt{j\omega\sigma\mu_0}]} \tag{2.21}$$

et l'impédance d'entrée de la deuxième plaque peut s'écrire :

$$Z_{22} = \frac{1+\rho(e_a+e)}{1-\rho(e_a+e)}Z_p = \frac{Z_p}{tanh(\gamma e_b)} = \frac{\sqrt{\frac{j\omega\mu_0}{\sigma}}}{tanh(e_b\sqrt{j\omega\sigma\mu_0})} \tag{2.22}$$

Par ailleurs, le système d'équations complexes suivant régit le comportement du transformateur à deux secondaires chargé :

$$\begin{cases} (R_0 + j\omega L_0)I_0 - j\omega M_{01}I_1 - j\omega M_{02}I_2 = V \\ -j\omega M_{01}I_0 + (j\omega L_{21} + Z_{21})I_1 + j\omega M_{12}I_2 = 0 \\ -j\omega M_{02}I_0 + j\omega M_{12}I_1 + (j\omega L_{22} + Z_{22})I_2 = 0 \end{cases} \tag{2.23}$$

où les coefficients d'induction mutuelle M_{01}, M_{02} et M_{03} sont tels que $M_{01} = k_1\sqrt{L_0 L_{21}}$, $M_{02} = k_2\sqrt{L_0 L_{22}}$, $M_{12} = k\sqrt{L_{21} L_{22}}$.

Compte tenu des relations (2.19) et (2.20), la résolution du système (2.23) conduit à l'expression d'impédance normalisée suivante :

$$Z_n = \frac{\frac{V}{I_0} - R_0}{\omega L_0} = \frac{N_1 + N_2 - N_3}{D} \qquad (2.24)$$

où :

$$D = \omega L_0[(j\omega L_{21} + Z_{21})(j\omega L_{22} + Z_{22}) + \omega^2 M_{12}^2]$$
$$N_1 = (R_0 + j\omega L_0)(j\omega L_{21} + Z_{21})(j\omega L_{22} + Z_{22})$$
$$N_2 = \omega^2[M_{01}^2(j\omega L_{22} + Z_{22}) + M_{02}^2(j\omega L_{21} + Z_{21}) + M_{12}^2(R_0 + j\omega L_0)]$$
$$N_3 = j2\omega^3 M_{01} M_{02} M_{12} - R_0 D$$

2.3.2. Simulation du modèle du transformateur à deux secondaires chargés

Afin de valider le modèle du transformateur à deux secondaires chargés, nous avons effectué des simulations dont nous avons confronté les résultats à des données expérimentales. Les paramètres de simulation utilisés sont les suivants : $R_0 = 4{,}6\ \Omega$; $L_0 = 3{,}04$ mH ; $L_{21} = L_{22} = 10^{-9}$ H ; $\sigma = 17$ MS/m ; $\mu_0 = 4\pi.10^{-7}$ H/m ; $e_a = e_b = 1{,}5$ mm. Quant aux coefficients k, k_1, k_2, nous leur avons affecté des valeurs que nous avons estimées sur la base des hypothèses suivantes :

- k_1 est supposé constant parce que la distance entre le capteur et la première plaque l'est ;
- k_2 décroit à mesure qu'augmente la distance e entre les plaques conductrices ;
- k décroit plus vite que k_2 à mesure que la distance e augmente.

Ces valeurs des coefficients de couplage peuvent être choisies librement de manière satisfaisant les hypothèses au dessus. Toutefois, dans cette simulation, pour comparer avec les résultats expérimentaux, nous avons choisi les valeurs de départ de ces coefficients en regardant le couplage (estimé) entre le capteur et la structure multicouche testée au cas où le

jeu *e* égale à zéro. De cette façon, on obtient les valeurs de départ : k = 0,75 ; k_1 = 0,75 (fixé) ; et k_2 est choisi de 0,7 (plus faible que k_1).

Six valeurs de *e* (0, 100, 200, 300, 400, 500 µm), identiques aux valeurs expérimentales, ont été considérées en simulation. La fréquence varie de 5 Hz à 30 kHz. Les courbes d'impédance normalisée obtenues sont représentées sur les Figures 2.14 et 2.15.

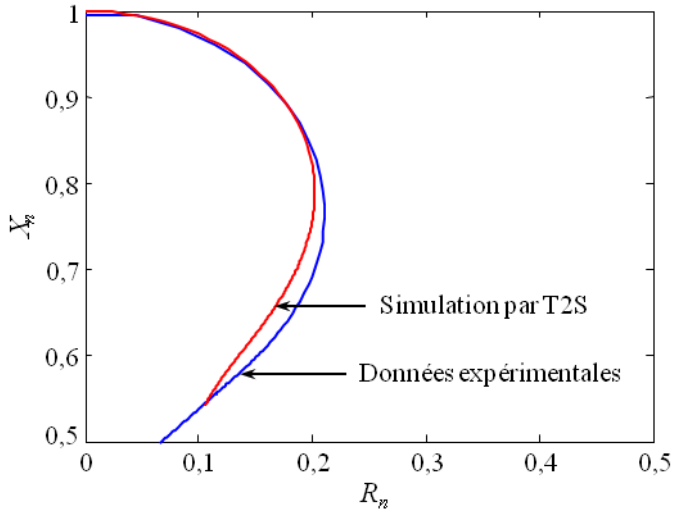

Figure 2.14 Impédances normalisées simulées à partir du modèle analytique du transformateur à deux secondaires chargés (T2S) comparées à des résultats expérimentaux dans le cas e = 500 µm.

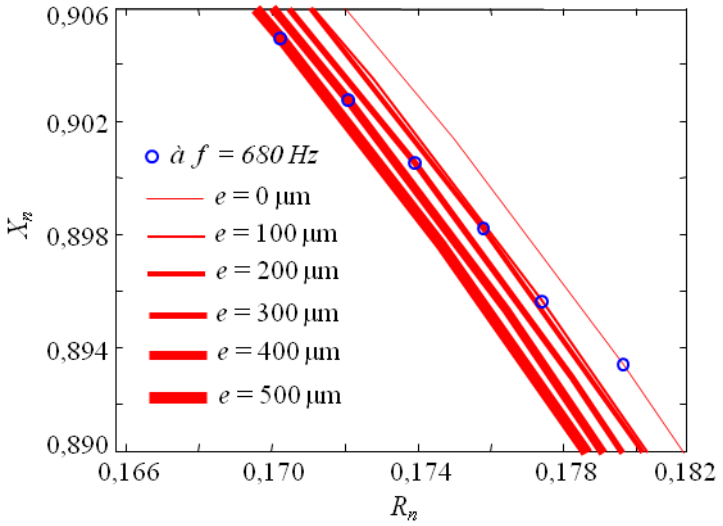

Figure 2.15 Impédances normalisées simulées à partir du modèle analytique du transformateur à deux secondaires chargés : courbes au voisinage de 680 Hz.

On constate que les caractéristiques de ces courbes d'impédance normalisée sont semblables à celles des courbes expérimentales. On retrouve en particulier le résultat remarquable observé lors de la caractérisation, à savoir l'existence d'une relation linéaire entre z et e, et ce, pour toutes les fréquences d'excitation considérées. A titre d'exemple, on peut constater Figure 2.15 que les points de simulation à $f = 680$ Hz (représentés en bleu) correspondant à différentes valeurs de e, tous autres paramètres de simulation égaux par ailleurs, sont équidistants (dans le plan complexe d'impédance normalisée). Cela correspond à une relation $z(e)$ linéaire et tend à valider les hypothèses sur lesquelles repose le modèle du transformateur à deux secondaires et celles faites concernant la variation des coefficients k_1, k_2, et k. Ces résultats sont obtenus en supposant que les coefficients k et k_2 varient linéairement avec l'épaisseur e de l'entrefer (Figure 2.16). La distribution des courbes d'impédance normalisée simulées comparée à celle des courbes expérimentales tend à valider les hypothèses sur lesquelles repose le modèle proposé.

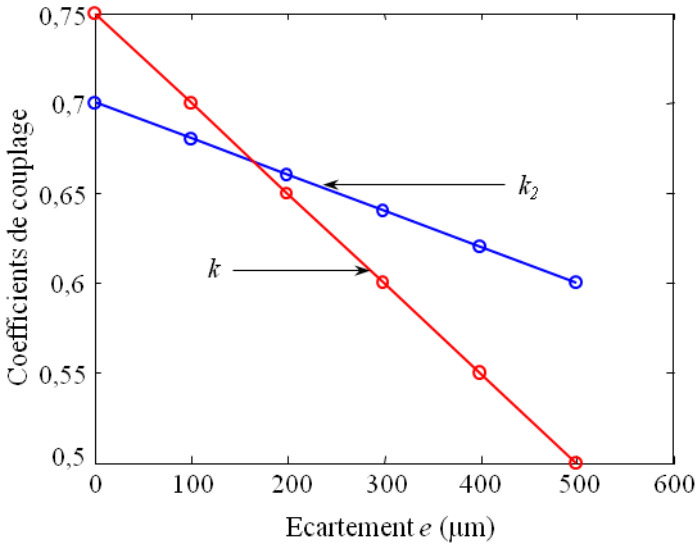

Figure 2.16 Variations des coefficients k et k_2 en fonction du jeu e.

Si le modèle du transformateur à deux secondaires chargés présente l'intérêt d'aider à mieux comprendre les interactions électromagnétiques qui se produisent entre un capteur CF et une structure métallique multicouche, il n'est cependant pas pratique d'utilisation car il

nécessite d'ajuster deux paramètres k et k_2 lorsque e varie. C'est pourquoi nous avons choisi de nous tourner vers des simulations numériques par modélisation par éléments finis.

2.4. Modélisation par éléments finis des interactions capteur / cible multicouche

Le calcul des interactions entre un capteur CF et une structure multicouche n'admettant pas de solution analytique simple, une méthode de simulation par éléments finis (EF) représente une solution satisfaisante pour déterminer la distribution des courants induits dans la cible, ainsi que les cartographies des champs générés à proximité, dont on peut déduire la force électromotrice et l'impédance aux bornes du capteur. Ces simulations EF qui vont corroborer les analyses expérimentales vont permettre d'étendre les cas de figure étudiés et contribuer à constituer une base de données sur laquelle nous appuierons l'élaboration de modèles comportementaux des interactions capteur CF/structure multicouche, et celle d'algorithmes de résolution du problème inverse.

La modélisation par EF repose sur le découpage du domaine d'étude en volumes élémentaires, appelés mailles, dans lesquelles les propriétés électromagnétiques du milieu sont prises en compte, et pour lesquelles les grandeurs électromagnétiques sont déterminées numériquement. Le découpage en mailles opère une discrétisation spatiale du domaine d'étude ; le choix des dimensions des mailles doit être adapté aux variations spatiales des grandeurs électromagnétiques du problème afin d'atteindre une précision numérique satisfaisante lors de la résolution du problème électromagnétique, mais doit rester contenu pour ne pas dépasser les ressources informatiques disponibles.

Selon les symétries que présente le problème étudié, des réductions du domaine d'étude par éléments finis peuvent ou non être opérées et, le cas échéant, permettre de réduire le temps de calcul. Les simulations seront faites au moyen d'un logiciel commercial (ANSYS).

2.4.1. Description du problème simulé

2.4.1.1. Généralités

Un système tel que celui qui nous intéresse (Figure 2.17), à savoir un capteur cylindrique posé sur un assemblage de deux plaques conductrices très larges par rapport au capteur et séparées par un mince entrefer peut être modélisé au moyen de simulations EF en deux dimensions (2D), dès lors que l'on considère une symétrie de révolution autour de l'axe z du capteur. Nos simulations se limitent donc au domaine 2D encadré sur la Figure 2.17. Pour la résolution numérique, ce domaine d'étude est discrétisé en mailles triangulaires où la résolution du problème électromagnétique repose une formulation par éléments d'arêtes ayant pour degrés de liberté la circulation du potentiel vecteur $\vec{A}$ le long de chaque arête d'une maille, ainsi que le potentiel scalaire V [ANSY].

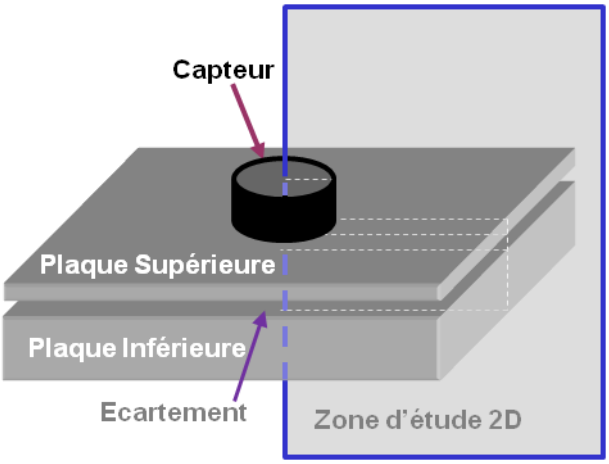

Figure 2.17 Capteur CF posé sur une structure multicouche bi-plaque et domaine d'étude 2D des simulations EF utilisé.

Nous avons effectué la simulation de multiples configurations afin, en particulier, de construire des réseaux de droites $z(e)$. Pour ces simulations, l'épaisseur e_a de la couche métallique supérieure est fixée à 1,5 mm tandis que des épaisseurs e_b valant respectivement 1,5 ; 2,0 ; 2,5 ; 3,0 et 3,5 millimètres sont affectées à la seconde couche conductrice. Pour chaque valeur de e_b, nous considérons que l'entrefer e peut varier de 0 à 500 µm par pas de 100 µm. Par ailleurs les cinq fréquences de simulation suivantes (données en Hz) sont

utilisées : {680, 1060, 1440, 1820, 2200}. Au total les simulations effectuées couvrent donc un ensemble de 150 cas de figure.

En ce qui concerne les propriétés physiques des différents milieux simulés, une conductivité $\sigma = 17$ MS/m et une perméabilité magnétique relative μ_r unitaire sont affectées aux plaques conductrices. μ_r vaut également 1 pour les volumes (représentés en 2D) d'air (entrefer et milieu entourant le système) et pour celui de la bobine du capteur. Quant au pot magnétique du capteur, sa perméabilité magnétique s'élève à $\mu_r = 1000$. Par ailleurs, l'intensité du courant d'excitation sinusoïdal est fixée à 0,2 A. Notons que plus de détails concernant la mise en œuvre des simulations sont fournis en annexe.

2.4.1.2. Réduction du bruit de calcul

Afin de pouvoir comparer les uns aux autres les résultats des 150 cas de figures simulés, nous avons veillé à ce que le bruit de calcul reste équivalent d'une simulation à l'autre. Pour ce faire nous avons fixé pour toutes les simulations :

- des dimensions du domaine de simulation (2D) identiques ;
- un maillage EF identique (même découpage du domaine simulé et mêmes tailles de mailles) ;
- des conditions aux limites identiques appliquées pour la résolution du problème électromagnétique (nullité de $\vec{A}$ aux limites du domaine de simulation 2D).

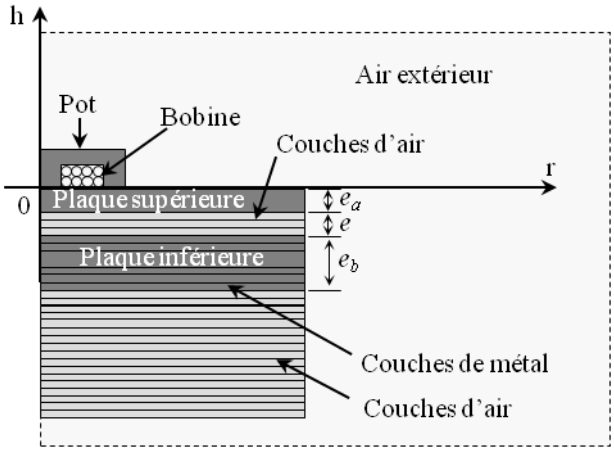

Figure 2.18 Domaine d'étude et géométrie du problème pour la simulation par EF

La structure tri-couche globale (plaque d'aluminium supérieure/jeu/plaque d'aluminium inférieure) a ainsi été subdivisée en sous-couches d'épaisseurs élémentaires (100 µm) ayant un pas de maillage identique. De cette manière, d'une simulation à l'autre seul change le type de matériau affecté aux différentes sous-couches. C'est ce qu'illustre la Figure 2.18.

2.4.1.3. Acquisition et traitement des données

La grandeur mesurée expérimentalement est l'impédance Z du capteur, et c'est également cette dernière que nous cherchons à déterminer à partir des simulations par éléments finis. Pour ce faire, nous calculons le rapport de la force électromotrice induite aux bornes de la bobine du capteur, notée FEM, au courant d'excitation imposé i_{exc}, selon :

$$Z = \frac{\mathrm{FEM}}{i_{exc}} = \frac{j2\pi f\phi}{i_{exc}} \tag{2.25}$$

où ϕ désigne le flux d'induction magnétique embrassé par l'ensemble des spires de la bobine.

Le calcul du flux se fait à partir de l'induction magnétique issue des simulations EF. Compte-tenu de la configuration considérée et illustrée Figure 2.18, c'est B_h, la composante selon h de cette induction, qui contribue au flux embrassé par les spires. Les simulations par éléments finis nous donnent nécessairement des cartographies d'induction discrétisées. La Figure 2.19 en est un exemple. Il s'agit de la distribution de B_h à l'intérieur de la bobine du capteur dans le cas de figure où $e_a = e_b = 1{,}5$ mm, où $e = 100$ µm et où la fréquence d'excitation $f = 1060$ Hz. Les cartographies simulées de B_h étant discrétisées, le calcul du flux embrassé par la bobine l'est nécessairement lui aussi. Pour l'effectuer nous avons pris le parti de discrétiser la hauteur de la bobine en autant de couches que de points de simulation extraits le long de l'axe vertical de la bobine. Chacune des n_c couches comporte n_s spires. Quant au nombre n_r de points extraits le long de l'axe radial r, il est pris égal à l'entier le plus proche de R_{ext}/d, où R_{ext} est le rayon extérieur de la bobine et d est le diamètre du fil de bobinage. d étant très petit devant R_{ext}, l'erreur d'arrondi commise en calculant n_r n'engendre qu'une erreur négligeable sur le calcul du flux. La Figure 2.20 illustre sur un exemple arbitraire cette façon de discrétiser l'extraction des résultats du calcul de B_h par simulations par éléments finis. Les composantes d'induction selon h discrétisées sont ici notées B_{ci} ($c = 1,2,\ldots, n_c$; $i = 1, 2,\ldots, n_r$), les indices c et i désignant respectivement la couche de spires et le point d'extraction le

long de l'axe r sur la couche considérée. Une bobine possédant n_s spires par couche, la distance Δr le long de l'axe r entre les points d'acquisition est choisie comme suit :

$$\Delta r = \frac{R_{ext} - R_{int}}{n_s} \tag{2.26}$$

où R_{int} est le rayon intérieur de la bobine.

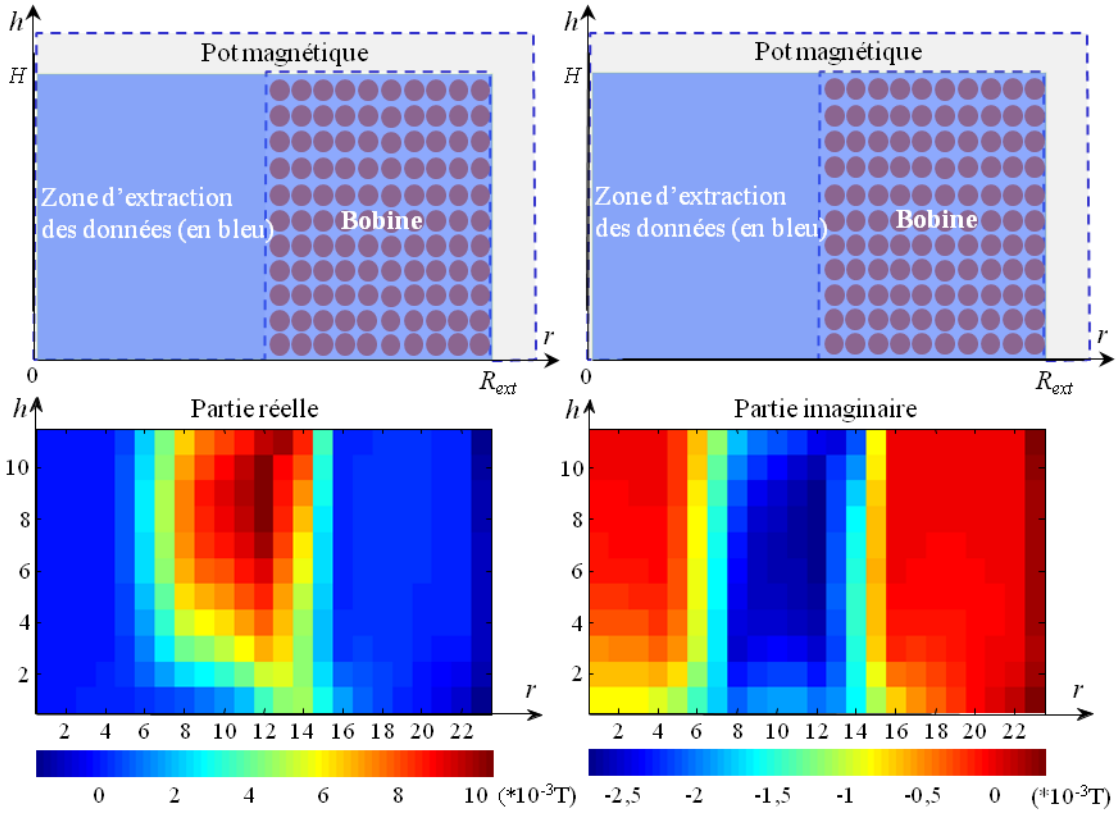

Figure 2.19 Distribution de la composante B_h de l'induction magnétique à l'intérieur de la bobine du capteur (de hauteur H et de rayon extérieur R_{ext}) dans le cas de figure $e_a = e_b = 1{,}5$ mm, $e = 100$ µm et $f = 1060$ Hz. La largeur d'un pixel est égale au diamètre du fil de la bobine.

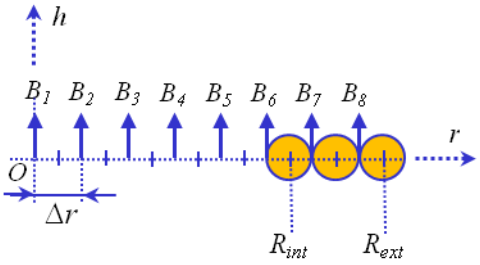

Figure 2.20 Illustration de la discrétisation de l'extraction de l'induction magnétique calculée par simulations par éléments finis.

Le flux d'induction magnétique embrassé par l'ensemble des spires de la bobine peut s'écrire comme la somme suivante :

$$\phi = \sum_{c=1}^{n_c} \sum_{s=1}^{n_s} \phi_{cs} \tag{2.27}$$

où c et s sont des entiers, ϕ_{cs} est le flux d'induction magnétique embrassé par la s-ième spire de la c-ième couche de pires de la bobine (c = 1, 2, ..., n_c ; s = 1, 2, …, n_s).

On a par ailleurs :

$$\phi_{cs} = B_{c1}\pi\left(\frac{\Delta r}{2}\right)^2 + \sum_{i=2}^{k_s} B_{ci}\pi\left[\left((i-1)\Delta r + \frac{\Delta r}{2}\right)^2 - \left((i-1)\Delta r - \frac{\Delta r}{2}\right)^2\right]$$

$$\phi_{cs} = B_{c1}\pi\left(\frac{\Delta r}{2}\right)^2 + \sum_{i=2}^{k_s} B_{ci}\pi \times 2(i-1)\,(\Delta r)^2 \tag{2.28}$$

où k_s est l'indice maximum des points inclus dans la spire d'indice s.

2.4.2. Résultats de simulations

Les résultats de simulations obtenus en appliquant la méthode décrite ci-dessus concordent avec les mesures présentées précédemment. Tout d'abord, les courbes d'impédance normalisée concordent avec les mesures, comme en témoignent les résultats présentés Figures 2.21 et 2.22 qui sont comparables aux mesures correspondant respectivement aux mêmes cas de figures que ceux représentés aux figures 2.5 et 2.6. Quant à la variation d'impédance normalisée z définie section 2.1.4, les résultats de simulation sont en

très bon accord avec les résultats expérimentaux, comme le montre l'exemple des données présentées Figure 2.23 qui correspond à une structure telle que $e_a = e_b = 1{,}5$ mm, et aux fréquences d'inspection 1,1 kHz et 2,2 kHz. Dans cet exemple on retrouve en particulier, dans le même intervalle de fréquence que celui constaté expérimentalement, la relation linéaire liant z à e.

On peut néanmoins remarquer qu'il existe de légères différences entre simulations et mesures (les droites $z(e)$ ne sont pas parfaitement superposées : elles présentent une légère différence de pente) qui peuvent s'expliquer d'une part par le fait qu'en pratique, contrairement aux simulations, la bobine du capteur n'est pas parfaitement en contact avec la couche supérieure d'aluminium, et d'autre part par le fait que la forme du pot magnétique est légèrement différente (il n'y a pas en réalité parfaite symétrie de révolution). En outre, les résultats expérimentaux sont sujets à l'influence de bruits, dû notamment aux variations des conditions expérimentales (positionnement du capteur – lift-off, tilt…).

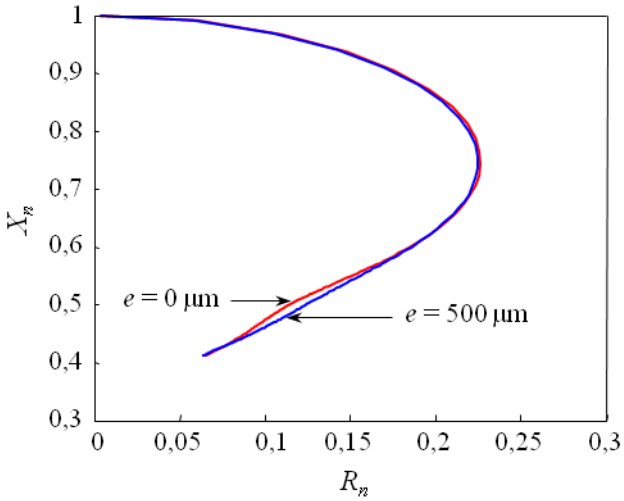

Figure 2.21 Représentation dans le plan complexe des courbes d'impédance normalisée simulées sur la bande de fréquence [5 Hz 30 kHz] pour un capteur CF posé sur une structure multicouche telle que $e_a = e_b = 1{,}5$ mm.

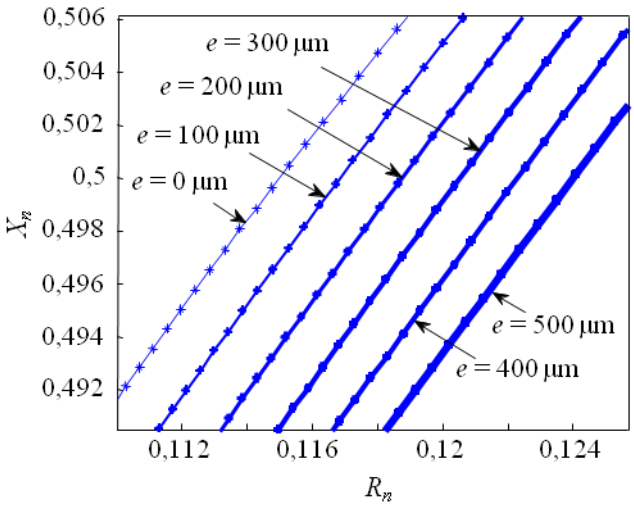

Figure 2.22 Représentation dans le plan complexe des courbes d'impédance normalisée simulées sur la bande de fréquence [1550 Hz 2300 Hz] pour un capteur CF posé sur une structure multicouche telle que $e_a = e_b$ = 1,5 mm et pour un jeu e entre deux plaques d'aluminium variant de 0 à 500 µm.

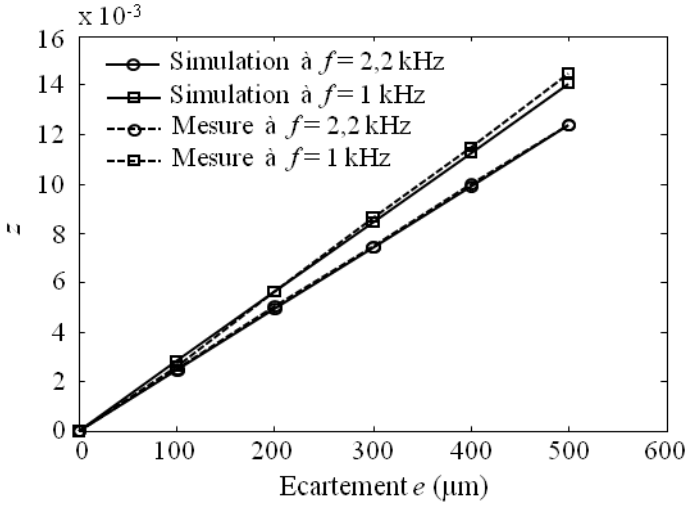

Figure 2.23 Relations linéaires z(e) dans le cas $e_a = e_b$ = 1,5 mm, issues de simulations par éléments finis et issues de mesures, pour les fréquences 1 kHz et 2,2 kHz.

En simulation, on constate que l'absence de sources de bruit autres que le bruit de maillage et de calcul permet d'observer la relation linéaire entre *z* et *e* sur une plage de fréquences d'excitation plus large qu'expérimentalement. Néanmoins, aux hautes fréquences la pente des droites *z*(*e*), c'est-à-dire la sensibilité de l'évaluation, étant faible, l'utilisation de

$z(e)$ à des fins d'évaluation devra être faite dans une gamme de fréquences restreinte, comme proposé à la section 2.2.

2.5. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons caractérisé expérimentalement l'inspection au moyen d'un capteur CF de structures multicouches conductrices présentant un jeu. Ceci est une première étape en vue de l'élaboration de méthodes d'évaluation de ce jeu. La grandeur que nous avons choisi de mesurer est l'impédance du capteur posé sur la structure multicouche. A partir de cette impédance nous pouvons en construire une seconde, l'impédance normalisée, dont la représentation graphique (paramétrée par la fréquence d'excitation) dans le plan complexe offre certaines facilités d'interprétation. L'étude de l'impédance normalisée a mis en évidence l'existence d'une relation linéaire, dans une certaine plage de fréquence, entre l'entrefer e que l'on souhaite mesurer et la variation de l'impédance normalisée, définie comme la distance dans le plan complexe entre l'impédance normalisée mesurée pour un jeu e et celle mesurée à la même fréquence en absence de jeu.

Une telle relation pourrait servir de base à l'élaboration d'un modèle direct simple des interactions capteur CF / structure multicouche, modèle sur lequel pourrait s'appuyer un algorithme de résolution du problème inverse consistant à déterminer e à partir de mesures des variations de l'impédance normalisée du capteur.

La caractérisation expérimentale a été complétée par des simulations, simulations à partir d'un modèle analytique (dit du « transformateur à 2 secondaires chargés») pour commencer et, ce dernier ne donnant pas entière satisfaction du point de vue de la facilité de mise en œuvre, simulations numériques à partir de modélisation par éléments finis ensuite. Les résultats de simulations, qui corroborent les mesures, permettent de construire une base de données sur laquelle nous allons nous appuyer aux chapitres suivants afin d'élaborer des modèles directs comportementaux des interactions capteur CF / structure multicouche et des algorithmes d'inversion.

Chapitre 3 **Estimation de paramètres de la structure cible à l'aide d'un modèle comportemental linéaire**

3.1. Introduction

L'étude présentée au chapitre 2 a montré que la mesure de la distance d'impédance normalisée z d'un capteur CF (définie par 2.10) placé sur une structure métallique multicouche pouvait être utilisée pour déterminer l'écartement entre les pièces d'une telle structure. La caractérisation, tant expérimentale que par simulations, des interactions entre un capteur CF et une telle structure a en particulier montré qu'il existait une gamme de fréquence dans laquelle la relation entre z et l'épaisseur d'air e entre couches conductrices était linéaire. L'exploitation de réseaux de caractéristiques linéaires est de nature à faciliter la résolution du problème inverse consistant à remonter à partir de mesures à la grandeur d'intérêt.

Toutefois, z dépendant à la fois de la fréquence d'excitation et de l'épaisseur e_b de la couche conductrice inférieure, si l'on souhaite déterminer e à partir de z sans connaitre e_b (ce qui est le cas en pratique dans de nombreux assemblages industriels comme par exemple celui d'un revêtement et d'une nervure, où le revêtement est d'épaisseur fixe et connue tandis que la nervure sous le revêtement est d'épaisseur variable), il est nécessaire de disposer de mesures à plusieurs fréquences.

L'objet de ce chapitre est de proposer des algorithmes d'estimation adaptés à différents cas de figures [CJV10b, CJV10, CJV11].

La détermination de z nécessite de connaitre l'impédance normalisée Z_{n0} du capteur lorsque les plaques des couches conductrices supérieure et inférieure sont en contact. Z_{n0} ne dépend que de l'épaisseur e_b de la deuxième plaque (étant donné que celle e_a de la première est fixée). Or, e_b n'étant pas supposée constante Z_{n0} ne l'est pas non plus. Puisque pour déterminer le jeu e, il nous faut connaitre Z_{n0}, et puisque Z_{n0} dépend de e_b notre problème consiste dans le cas général à déterminer à la fois e et e_b. En pratique, il est possible établir expérimentalement une base de données Z_{n0} et de l'utiliser pour calculer z. Pour ce faire, nous proposons de diviser la gamme des valeurs que peut prendre e_b en intervalles au sein desquels Z_{n0} peut être considérée comme constante et de calculer z en tenant compte de la discrétisation des valeurs Z_{n0}. En bref, le problème ici est de trouver e et e_b dans une gamme de valeurs de l'épaisseur de nervure où les Z_{n0} peuvent être considérés comme invariant lorsque e et e_b varient.

Pour nous assurer de la validité de cette approche nous avons effectué des simulations par éléments finis (EF) afin de déterminer les valeurs de Z_{n0} lorsque e_b varie dans la gamme [1,5 mm 3,5 mm] par pas de 0,5 mm. Les résultats sont présentés dans le Tableau 3.1.

Tableau 3.1 Relation entre e_b et Z_{n0} (e_a = 1,5 mm, f = 1060 Hz)

e_{bi}	1,5	2,0	2,5	3,0	3,5
Z_{n0}	1,27 + j3,95	1,21 + j3,90	1,16 + j3,88	1,12 + j3,87	1,09 + j3,88
ε_1(%)	0	1,93	3,28	4,21	4,84
Z_{n0moy}	1,17 + j3,90				
ε_2(%)	2,84	0,98	0,48	1,37	2,02

Dans ce tableau, $\varepsilon_1 = \frac{|Z_{n0} - Z_{n0ref}|}{|Z_{n0}|}.100$ désigne l'erreur relative entre l'impédance normalisée Z_{n0} d'une structure donnée et la structure prise comme référence pour laquelle e_b = 1,5 mm ; $\varepsilon_2 = \frac{|Z_{n0} - Z_{n0moy}|}{|Z_{n0}|}.100$ est l'erreur relative entre la valeur moyenne de l'impédance normalisée de toutes les 5 structures testées et l'impédance normalisée Z_{n0} de chaque structure. Etant donné que lorsque e_b varie de 1,5 mm à 3,5 mm, le module de Z_{n0} varie au maximum de 4,8%. Si on utilise la valeur moyenne des Z_{n0}, l'erreur commise reste inférieure à 3% (pour cette gamme de e_b). Ainsi, si l'on souhaite construire un système

d'END de manière simple, il est possible de prendre une référence unique Z_{n0} dans la gamme de structures considérée, tout en maintenant une erreur d'évaluation réduite. Il est également possible d'étalonner la mesure en Z_{n0} pour des gammes de variations de e_b faibles, afin de rendre l'évaluation plus précise. Cela nécessite toutefois d'avoir une connaissance a priori sur les dimensions des pièces constituant l'assemblage inspecté (hypothèse raisonnable en contexte industriel), et de mettre en œuvre une procédure d'étalonnage plus exhaustive.

3.2. Méthode d'estimation du jeu entre deux pièces conductrices d'épaisseurs connues a priori

Dans le cas où les épaisseurs e_a et e_b des couches métalliques supérieure et inférieure sont connues, l'estimation de l'épaisseur d'air e les séparant peut être effectuée à partir d'une unique relation linéaire $z(e)$ préalablement caractérisée à une fréquence donnée f, choisie de façon appropriée, c'est-à-dire dans la gamme où les variations de $z(e)$ sont linéaires et les mesures suffisamment sensibles (cf §2.2.1). La caractérisation préalable pouvant être faite expérimentalement sur des structures multicouches de référence, ou par simulations.

Pour e_a et e_b données, la caractéristique considérée à une certaine fréquence f sera de la forme :

$$z(f) = \alpha(f).e \tag{3.1}$$

Pour estimer e à partir d'une mesure $z(f)$, il suffit donc d'inverser cette relation :

$$e = \alpha^{-1}(f)z(f) \tag{3.2}$$

La Figure 3.1 illustre graphiquement, dans un cas où e_a et e_b sont supposées connues (et en l'occurrence égales respectivement à 1,5 mm et 25 mm), l'estimation de e à partir de la mesure de z et de la connaissance de la caractéristique (3.1) correspondante (issue soit d'une caractérisation expérimentale d'une structure étalon, soit de simulations) dont découle le modèle comportemental inverse (3.2) correspondant. Une mesure faite à une seule fréquence suffisant à déterminer e, c'est naturellement la fréquence optimale f_{opt} définie en §2.2.1

(équation (2. 12)) qui permettra d'obtenir les résultats les plus justes et les plus fidèles, et c'est elle par conséquent qu'il est recommandé d'utiliser.

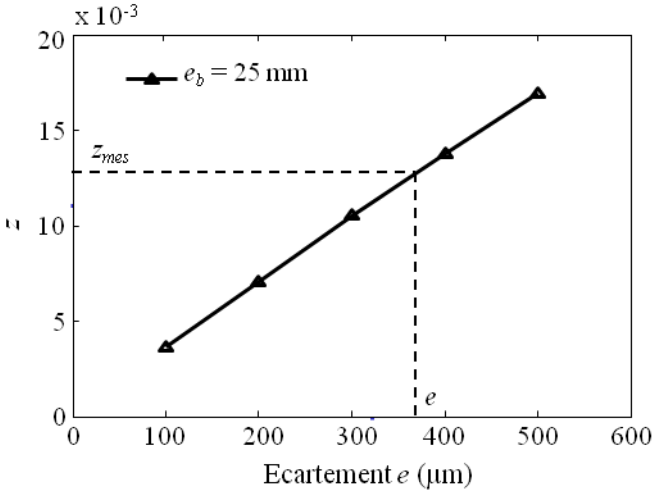

Figure 3.1 Estimation de l'épaisseur d'air e séparant deux couches conductrices (d'aluminium de conductivité σ = 17 MS/m) d'épaisseurs e_a = 1,5 mm et e_b = 25 mm connues a priori.

3.3. Méthode d'estimation de l'entrefer entre deux couches conductrices sachant l'épaisseur de la première, la seconde appartenant à un ensemble discret connu a priori

Considérons le cas de figure où l'épaisseur e_a de la couche supérieure de l'assemblage est connue mais où celle de la couche inférieure est une inconnue appartenant à un ensemble discret de N valeurs possibles connues a priori. Pour estimer l'épaisseur e de l'entrefer une mesure mono-fréquence de z dans ce cas ne suffit pas. Une approche multifréquence est nécessaire.

En effet, supposons à titre d'exemple que e_b puisse prendre deux valeurs e_{b1} et e_{b2}. A une fréquence d'excitation f_1 sont alors associées deux caractéristiques linéaires $z(e)$ différentes, de coefficients directeurs respectifs α_{11} et α_{12}, le premier correspondant à $e_b = e_{b1}$ et le second à $e_b = e_{b2}$. Ainsi, à partir d'une mesure z_1 de la distance d'impédance normalisée faite à f_1 deux épaisseurs d'air potentielles $e_{11} = \alpha_{11}^{-1} z_1$ et $e_{12} = \alpha_{12}^{-1} z_1$ peuvent être inférées. Pour

lever l'indétermination sur e il est nécessaire d'enrichir les données mesurées en mesurant z à au moins une autre fréquence.

Comme illustré Figure 3.2, la mesure faite à une seconde fréquence, f_2, nous donne une seconde valeur z_2 dont deux épaisseurs d'air potentielles $e_{21} = \alpha_{21}^{-1} z_2$ et $e_{22} = \alpha_{22}^{-1} z_2$ peuvent être inférées. Il suffit alors, pour déterminer e et e_b d'identifier l'unique valeur e commune aux deux ensembles de solutions potentielles $\{e_{11}, e_{12}\}$ et $\{e_{21}, e_{22}\}$.

En ce qui concerne l'exemple donné Figure 3.2, la solution estimée est la suivante : $\hat{e} = \alpha_{12}^{-1} z_1 = \alpha_{22}^{-1} z_2$, soit $\hat{e}$ = 300 µm et $\hat{e}_b = e_{b2} = 25\ mm$.

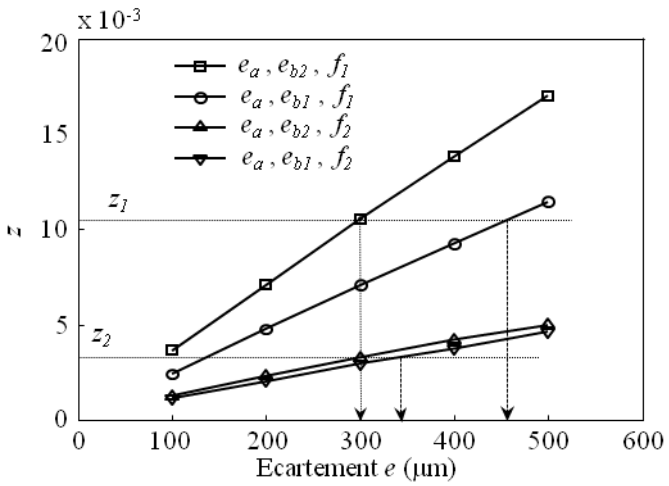

Figure 3.2 Evaluation bi-fréquence du jeu e (e_a = 1,5 mm ; e_{b1} = 1,5 mm ; e_{b2} = 25 mm ; f_1 = 680 Hz ; f_2 = 6,6 kHz).

Revenons au cas plus général où il existe N valeurs e_{bj} ($j \in \{1,2,...,N\}$) possibles. Nous pouvons, à une fréquence f_i donnée, construire (soit expérimentalement à partir de maquettes étalon, soit par simulations éléments finis, cf. chapitre 2) un abaque comportant N caractéristiques linéaires $z(e)$ distinctes et, considérant N fréquences f_i, $i \in \{1,2,...,N\}$, construire un abaque de N^2 droites.

Ainsi, à partir de N mesures z_i faites aux fréquences f_i sur une structure multicouche où e et e_b sont inconnues, nous obtenons, en inversant les N^2 relations linéaires préétablies, N^2 valeurs potentielles de e réparties en N ensembles (un ensemble ξ_i étant associé à la fréquence f_i) de N valeurs : $\xi_i = \{\hat{e}_{i1}, \hat{e}_{i2},..., \hat{e}_{ij},..., \hat{e}_{iN}\}$. Les $\hat{e}_{ij}$ étant estimées comme suit :

$$\hat{e}_{ij} = \alpha_{ij}^{-1} z_i \tag{3.3}$$

Théoriquement, les droites $z(e)$ étant distinctes, chaque ensemble ξ_i contient parmi ses N valeurs l'unique solution e du problème. Celle-ci peut donc être estimée comme l'unique valeur $\hat{e}$ vérifiant l'égalité suivante, où j_{eff} est l'indice correspondant à l'épaisseur e_b effective de la structure inspectée :

$$\hat{e} = \alpha_{1j_{eff}}^{-1} z_1 = \alpha_{2j_{eff}}^{-1} z_2 = \cdots = \alpha_{Nj_{eff}}^{-1} z_N \tag{3.4}$$

Par conséquent, pour estimer e nous formons le vecteur de test **t**, tel que :

$$\mathbf{t} = \frac{1}{N}\mathbf{A}^T\mathbf{z} - \mathbf{e} \tag{3.5}$$

où **A** est la matrice carrée des coefficients α_{ij}^{-1} suivante :

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \alpha_{11}^{-1} & \alpha_{12}^{-1} & \dots & \alpha_{1N}^{-1} \\ \alpha_{21}^{-1} & \alpha_{22}^{-1} & \dots & \alpha_{2N}^{-1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \alpha_{N1}^{-1} & \alpha_{N2}^{-1} & \dots & \alpha_{NN}^{-1} \end{bmatrix} \tag{3.6}$$

dont les N lignes correspondent aux N fréquences d'excitation, et les N colonnes aux N valeurs possibles de e_b ; **z** désigne quant à lui le vecteur des distances d'impédances normalisées suivant :

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \dots \\ z_N \end{bmatrix} \tag{3.7}$$

Enfin, **e** est le vecteur des jeux potentiels, qui peut être formé à partir de n'importe quel élément z_i du vecteur **z** et de la ligne correspondante de la matrice **A**. En prenant par exemple z_1 on a :

$$\mathbf{e} = z_1 \begin{bmatrix} \alpha_{11}^{-1} \\ \alpha_{12}^{-1} \\ \dots \\ \alpha_{1N}^{-1} \end{bmatrix} \tag{3.8}$$

L'estimation de e peut se décomposer en deux étapes. Tout d'abord l'identification de l'indice j_{eff} correspondant à l'épaisseur effective e_b de la structure inspectée, à l'aide du critère de minimisation suivant :

$$\hat{j}_{eff} = \underset{1 \leq j \leq N}{\operatorname{argmin}}\left(|t_j|\right) \tag{3.9}$$

dans lequel la minimisation conduit à estimer l'indice pour lequel l'élément t_j du vecteur **t** présente un module minimal. Une fois j_{eff} estimé, e_b et e peuvent être estimées comme suit :

$$\begin{aligned} \hat{e}_b &= e_{b\hat{j}_{eff}} \\ \hat{e} &= \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} e_{i\hat{j}_{eff}} \end{aligned} \tag{3.10}$$

où les $e_{i\hat{j}_{eff}}$ découlent des mesures z_i et des coefficients $\alpha_{i\hat{j}_{eff}}^{-1}$ correspondants, selon : $e_{i\hat{j}_{eff}} = z_i . \alpha_{i\hat{j}_{eff}}^{-1}$.

La mise en œuvre, l'analyse et l'évaluation de l'algorithme ci-dessus, destiné à estimer à la fois les épaisseurs e et e_b lorsque ces dernières appartiennent à un ensemble discret connu a priori, seront présentées à la section 3.5.

3.4. Méthode d'estimation de l'entrefer entre deux couches conductrices sachant l'épaisseur de la première et ignorant celle de la seconde

L'algorithme présenté à la section précédente peut être étendu au cas de figure où l'épaisseur e_b est une inconnue pouvant prendre n'importe quelle valeur dans un certain intervalle [e_{bmin} e_{bmax}]. A l'image de la matrice **A** construite à la section précédente, nous pouvons construire un modèle comportemental inverse à partir de coefficients α^{-1} inverses des coefficients directeurs de caractéristiques $z(e)$. Considérons pour cela N fréquences d'excitation f_i ($i \in \{1, 2,..., N\}$) et $M \geq N$ valeurs e_{bj} ($j \in \{1, 2,..., M\}$) obtenues en discrétisant l'intervalle [e_{bmin} e_{bmax}] en M segments égaux. Une caractérisation expérimentale de structures multicouches étalons ou bien des simulations peuvent être utilisées pour déterminer les $N \times M$ coefficients $\alpha_i^{-1}(e_{bj})$.

Pour chaque fréquence d'excitation f_i, nous pouvons extrapoler une fonction continue de la variable $\alpha_i^{-1}(e_b)$ à partir des M coefficients $\alpha_i^{-1}(e_{bj})$ déterminés par caractérisation ou simulations. Nous avons choisi d'extrapoler $\alpha_i^{-1}(e_b)$ par une fonction polynomiale d'ordre k :

$$\alpha_i^{-1}(e_b) = c_k e_b^k + c_{k-1} e_b^{k-1} + \cdots + c_2 e_b^2 + c_1 e_b + c_0 \qquad (3.11)$$

où les coefficients $\{c_0, c_1,..., c_k\}$ procèdent de l'extrapolation des $\alpha_i^{-1}(e_{bj})$.

Bien que les polynômes $\alpha_i^{-1}(e_b)$ soient construits en discrétisant [e_{bmin} e_{bmax}] en M intervalles, rien n'empêche de mettre en œuvre les algorithmes d'estimation de e en discrétisant [e_{bmin} e_{bmax}] en un nombre d'intervalles $L \neq M$. Supposons que nous disposions d'un modèle comportemental constitué de N polynômes $\alpha_i^{-1}(e_b)$ construits comme il vient d'être expliqué, et que nous disposions des N mesures z_i faites sur une certaine structure multicouche. Supposons par ailleurs que nous cherchions à estimer les paramètres e et e_b de cette structure en recherchant e_b dans un ensemble constitué non pas de M mais de L valeurs $\{e_{b1}, e_{b2}, ..., e_{bl}, ..., e_{bL}\}$ régulièrement espacées prises dans l'intervalle [e_{bmin} e_{bmax}].

A partir des N mesures z_i faites aux fréquences f_i nous obtenons, grâce aux $N \times L$ relations linéaires $e = \alpha_i^{-1}(e_{bl}).z_i$, $N \times L$ valeurs potentielles de e. Classons les selon les L

ensembles de N éléments suivants : $\gamma_l = \{\hat{e}_{1l}, \hat{e}_{2l},..., \hat{e}_{il},..., \hat{e}_{Nl}\}$. Les $\hat{e}_{il}$ étant estimées comme suit :

$$\hat{e}_{il} = \alpha_i^{-1}(e_{bl}).z_i \tag{3.12}$$

A la différence du cas précédent où les épaisseurs discrètes de e_b possibles étaient connues, nous avons ici affaire à une discrétisation de l'intervalle continu $[e_{bmin}\ e_{bmax}]$ des valeurs possibles de e_b. L'estimation de e comportera donc nécessairement une incertitude qui dépendra de la finesse du pas de discrétisation.

Pour estimer e nous procédons à nouveau en deux étapes. Nous estimons dans un premier temps l'épaisseur e_b la plus plausible comme celle dont l'ensemble γ_l associé possède l'écart type σ_l le plus petit :

$$l_{eff} = \underset{1 \leq l \leq L}{\operatorname{argmin}}\{\sigma_l\} \tag{3.13}$$

où l_{eff} est l'indice de l'épaisseur e_b effective estimée. Dans un second temps nous estimons e comme la moyenne de $\gamma_{l_{eff}}$:

$$\hat{e} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} \hat{e}_{il_{eff}} \tag{3.14}$$

3.5. Mise en œuvre et évaluation des algorithmes d'estimation

3.5.1. Construction du modèle comportemental inverse

Afin de pouvoir mettre en œuvre les algorithmes d'estimation proposés ci-dessus, nous allons constituer par simulations une base de données à partir de laquelle nous allons construire le modèle comportemental inverse, à savoir les coefficients inverses α^{-1} des coefficients directeurs des caractéristiques linéaires $z(e)$, sur lequel s'appuieront les algorithmes d'évaluation.

Soit à évaluer l'écartement $e \in [0\ \ 500\ \mu m]$ entre deux couches conductrices en aluminium de conductivité $\sigma = 17$Ms/m et d'épaisseurs $e_a = 1{,}5$ mm et $e_b \in [1{,}5$ mm $3{,}5$ mm]. Nous constituons notre base de données à l'aide de modélisations par éléments finis réalisées conformément à la description faite au chapitre 2, section 2.4. Les fréquences d'excitation f_i que nous considérons sont au nombre de $N = 5$ et les épaisseurs e_b au nombre de $M = 5$. Leurs valeurs et celles des différents paramètres utilisés pour construire le modèle comportemental sont données au Tableau 3.2.

Tableau 3.2 Paramètres des simulations ayant servi à construire le modèle comportemental utilisé dans les algorithmes d'estimation

Fréquences d'excitation	i	1	2	3	4	$N = 5$	
	f_i (Hz)	680	1060	1440	1820	2200	
Epaisseur de la couche supérieure	e_a (mm)	1,5					
Epaisseurs de la couche inférieure	j	1	2	3	4	$M = 5$	
	e_{bj} (mm)	1,5	2	2,5	3	3,5	
Entrefers	e (µm)	0	100	200	300	400	500
Conductivité	σ (MS/m)	17					
Degré du polynôme d'extrapolation de $\alpha_i^{-1}(b)$	k	5					

Le modèle comportemental extrapolé à partir de ces simulations repose sur les polynômes donnés par la relation (3.11) pour lesquels nous avons considéré un degré $k = 5$. Les coefficients de ces polynômes, dont l'évolution est tracée Figure 3.3, sont consignés dans le Tableau 3.3.

Le modèle comportemental (polynomial) dont la construction vient d'être décrite est celui devant servir à la mise en œuvre de l'algorithme d'estimation de e dans le cas où e_b est inconnue. Quant aux modèles comportementaux nécessaires à la mise en œuvre des algorithmes d'estimation de e dans les cas où e_b est soit connu soit inconnu mais ne pouvant prendre que certaines valeurs discrètes connues a priori, leur construction consiste à prélever

certains points (ceux correspondant justement à l'ensemble discret des épaisseurs e_{bj} considérées) des courbes du modèle polynomial $\alpha_i^{-1}(e_b)$.

Tableau 3.3 Coefficients des polynômes d'interpolation des courbes $\alpha_i^{-1}(e_b)$ pour les 5 fréquences utilisées.

$\alpha_i^{-1}(e_b) = c_5 e_b^5 + c_4 e_b^4 + \cdots + c_1 e_b + c_0$						
f_i (Hz)	$c_5(\times 10^{-4})$	$c_4(\times 10^{-3})$	$c_3(\times 10^{-2})$	$c_2(\times 10^{-2})$	c_1	$c_0(\times 10^{-2})$
680	3,69	4,15	1,68	2,63	0	5,76
1060	2,60	2,98	1,25	2,02	0	5,22
1440	2,32	2,77	1,19	1,99	0	5,35
1820	4,30	4,71	1,86	2,83	0	6,00
2200	2,76	3,32	1,44	2,38	0	6,01

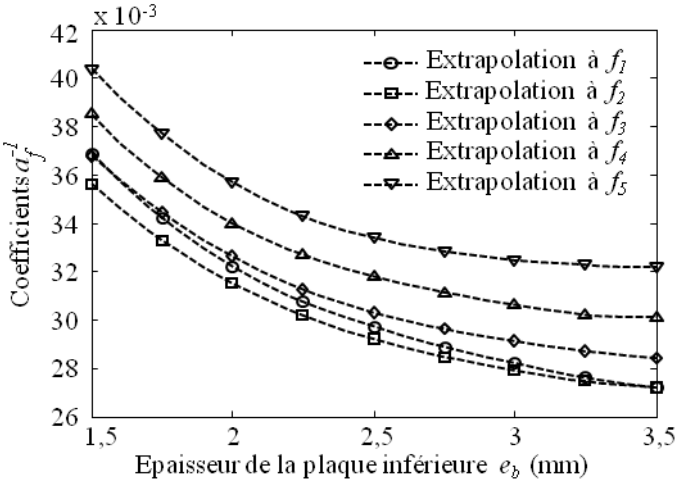

Figure 3.3 Interpolation, à partir d'un réseau de droites z(e) relatives à des valeurs discrètes d'épaisseurs de nervure, de l'évolution des coefficients α_i^{-1} en fonction de e_b, pour les fréquences f_1 = 680 Hz, f_2 = 1060 Hz, f_3 = 1440 Hz, f_4 = 1820 Hz, f_5 = 2200 Hz.

3.5.2. Données de test simulées

Nous avons retenu les simulations effectuées pour les épaisseurs e_b = 1,5 mm et e_b = 3,5 mm pour construire un jeu de données destinées à tester les algorithmes d'évaluation proposés. Quant aux épaisseurs d'air *e* considérées pour ces données de test, ce sont celles

ayant servi à construire le modèle comportemental ainsi que des valeurs supplémentaires. L'ensemble des épaisseurs e considérées (données en µm) étant le suivant : $\{10, 50, 100, 150, 200, 250, 300, 350, 400, 450, 500\}$. Les distances d'impédance normalisée z correspondant aux épaisseurs e ne faisant pas partie des données utilisées pour construire le modèle comportemental sont extrapolées à partir de ce modèle.

Par ailleurs, afin de simuler une variabilité des données de test z, telle que pourrait par exemple en produire une incertitude sur le positionnement du capteur, nous y superposons un bruit blanc gaussien [JLB04]. Ainsi, pour chaque écartement e, 1000 réalisations de bruit sont utilisées pour construire le jeu de données bruitées.

3.5.3. Test des algorithmes d'estimation avec les données simulées

Pour les 3 cas de figures considérés, à savoir celui pour lequel e_b est connue (cas A), celui pour lequel e_b peut prendre N valeurs discrètes (cas B), et celui pour lequel e_b est inconnue (cas C), nous mettons en œuvre les algorithmes définis respectivement aux sections 3.2, 3.3 et 3.4.

Les résultats d'estimation obtenus à partir des données de test correspondant à e_b = 1,5 mm et présentant un rapport signal sur bruit (RSB) de 60 dB sont représentés Figure 3.4. On remarque que dans les 3 cas de figures considérés, (A, B et C) e est estimée avec justesse, la représentation $\hat{e} = f(e)$ étant une droite de pente 1. La précision de l'estimation peut être quantifiée par l'erreur relative de justesse (ERJ), par l'erreur relative de fidélité (ERF**)** ainsi que par la racine d'erreur quadratique moyenne (REQM) définies comme suit :

+ **Biais ou erreur relative de justesse (ERJ) :**

A une mesure d'un paramètre e effectuée en point donné (i. e. dans une configuration donnée) correspond une erreur absolue (EA) :

$$EA = \hat{e} - e \tag{3.17}$$

où $\hat{e}$ est l'estimée et e. Lorsque la mesure en un point est répétée N fois, N valeurs EA sont obtenues qui présentent une erreur relative moyenne en pourcentage (ERM) :

$$ERM = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} \frac{EA_i}{e}.100 \tag{3.18}$$

La justesse des mesures peut être quantifiée par l'erreur relative de justesse moyenne (ERJ) communément appelée **biais**, calculée pour *M* points de mesure comme la moyenne des ERM en ces points :

$$ERJ = \frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M} ERM_j \tag{3.19}$$

On peut également écrire :

$$ERJ = \frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M}\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{\hat{e}_{ji} - e_j}{e_j}.100 \tag{3.20}$$

où e_j est la vraie valeur du *j-ième* point de mesure et $\hat{e}_{ji}$ est l'*i-ième* estimée de e_j. Le calcul du biais (ERJ) est un moyen de quantifier la justesse de l'estimation, c'est-à-dire de quantifier à quel point celle-ci est en moyenne proche de la vraie valeur du mesurande.

+ **Ecart-type ou erreur relative de fidélité (ERF) :**

La fidélité d'une estimation est une notion relative à la dispersion des estimées. Il est de coutume de la quantifier par un calcul d'écart-type.

Considérant un point de mesure donné, et *N* répétitions de la mesure en ce point, l'écart-type ET des estimées en ce point peut être calculé comme suit :

$$ET = \sqrt{\frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N}\left(\hat{e}_i - \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\hat{e}_i\right)^2} \tag{3.21}$$

où les $\hat{e}_i$ sont les estimées de *e*. Nous définissons également (3.22) l'écart-type relatif (ETR) - en pourcentage- des estimations en un point de mesure :

$$ETR = \frac{ET}{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\hat{e}_i}.100 \tag{3.22}$$

Considérant M points de mesure et N mesures par point, nous définissons pour quantifier la dispersion des estimations une grandeur égale à la moyenne des ETR, que nous dénommons erreur relative de fidélité (ERF) :

$$ERF = \frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M} ETR_j \tag{3.23}$$

soit, de manière explicite :

$$ERF = \frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M} \frac{\sqrt{\frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N}\left(\hat{e}_{ji} - \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\hat{e}_{ji}\right)^2}}{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\hat{e}_{ji}} . 100 \tag{3.24}$$

où $\hat{e}_{ji}$ désigne l'*i-ième* valeur estimée du *j-ième* point de mesure.

+ Erreur quadratique moyenne (REQM) :

L'erreur quadratique moyenne (EQM) en un point où l'estimation est répétée N fois s'exprime comme suit :

$$EQM = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\hat{e}_i - e)^2 \tag{3.25}$$

où les $\hat{e}_i$ sont les estimées de e. Considérant un ensemble de M points de mesure, nous définissons une racine d'erreur quadratique moyenne (REQM) qui nous servira à quantifier la précision, c'est à dire à la fois la justesse (quantifiable par un biais) et la fidélité (quantifiable par un écart-type) des différents algorithmes d'estimation proposés dans nos travaux.

$$REQM = \sqrt{\frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M}\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\hat{e}_{ji} - e_j\right)^2} \tag{3.26}$$

où $\hat{e}_{ji}$ est l'*i-ième* estimée de e_j.

Le Tableau 3.4 consigne, en termes de biais (calculé comme une ERJ d'après (3.20)) et d'écart-type (calculé comme une ERF d'après (3.24)), les performances d'estimation de

paramètres de structures multicouches obtenues en appliquant un modèle comportemental inverse dans les cas de figures A, B et C. Les REQM des estimations sont quant à elles consignées dans le Tableau 3.5.

Tableau 3.4 Biais et écart-type des estimations de paramètres de structures multicouches obtenues en appliquant un modèle comportemental inverse.

Epaisseurs effectives des plaques e_a = 1,5 mm; e_b = 1,5 mm			
Données	Cas A *écart-type % - biais %*	Cas B *écart-type % - biais %*	Cas C *écart-type % - biais %*
Simulées *RSB* = 60 dB	0,04 – 0,04	0,04 – 0,04	0,83 – 0,36
Simulées *RSB* = 33 dB	0,99 – 0,04	9,04 – -6,38	9,45 – -10,38
Expérimentales *RSB* ≈ 33 dB	1,79 – 1,97	7,45 – -5,39	6,60 – -10,03
Epaisseurs effectives des plaques e_a = 1,5 mm; e_b = 3,5 mm			
Données	Cas A *écart-type % - biais %*	Cas B *écart-type % - biais %*	Cas C *écart-type % - biais %*
Simulées *RSB* = 60 dB	0,04 – -0,04	0,04 – -0,04	0,06 – -0,04
Simulées *RSB* = 33 dB	0,93 – -0,04	5,32 – 2,41	2,65 – 1,01

Tableau 3.5 REQM des estimations de paramètres de structures multicouches obtenues en appliquant un modèle comportemental inverse.

Epaisseurs effectives des plaques e_a = 1,5 mm; e_b = 1,5 mm			
Données	Cas A *REQM(µm)*	Cas B *REQM(µm)*	Cas C *REQM(µm)*
Simulées *RSB* = 60 dB	0,16	0,16	2,68
Simulées *RSB* = 33 dB	2,93	31,32	41,64
Expérimentales *RSB* ≈ 33 dB	7,25	26,59	26,85
Epaisseurs effectives des plaques e_a = 1,5 mm; e_b = 3,5 mm			
Données	Cas A *REQM(µm)*	Cas B *REQM(µm)*	Cas C *REQM(µm)*
Simulées *RSB* = 60 dB	0,16	0,16	0,19
Simulées *RSB* = 33 dB	2,81	18,35	8,28

Pour un SNR de 60 dB, l'estimation réalisée au moyen d'un modèle comportemental inverse est à la fois juste et fidèle puisque le biais et l'écart–type n'excèdent pas respectivement 0,36 % et 0,83 %.

Les résultats des estimations faites à l'aide des données de test synthétiques présentant un RSB de 33 dB sont donnés dans la Figure 3.5. Dans le cas A, la justesse et la fidélité de l'estimation sont grandes puisque biais et l'écart–type restent respectivement inférieurs 0,04 % et 0,99 % (Tableau 3.4). Toutefois, en ce qui concerne les cas B et C, l'estimation s'avère moins juste et moins fidèle. En effet, si la caractéristique $\hat{e}(e)$ est toujours linéaire, sa pente n'est plus égale à 1, mais dans l'ordre de 0,9, ce qui signifie moins de justesse de la méthode. En ce qui concerne la fidélité de l'estimation, toujours comparée aux résultats de la méthode utilisée pour traiter le cas A, elle diminue également. Néanmoins, justesse et fidélité restent contenues dans des bornes tout à fait acceptables avec un biais et un écart-type respectivement inférieurs 10,38 % et 9,45 %.

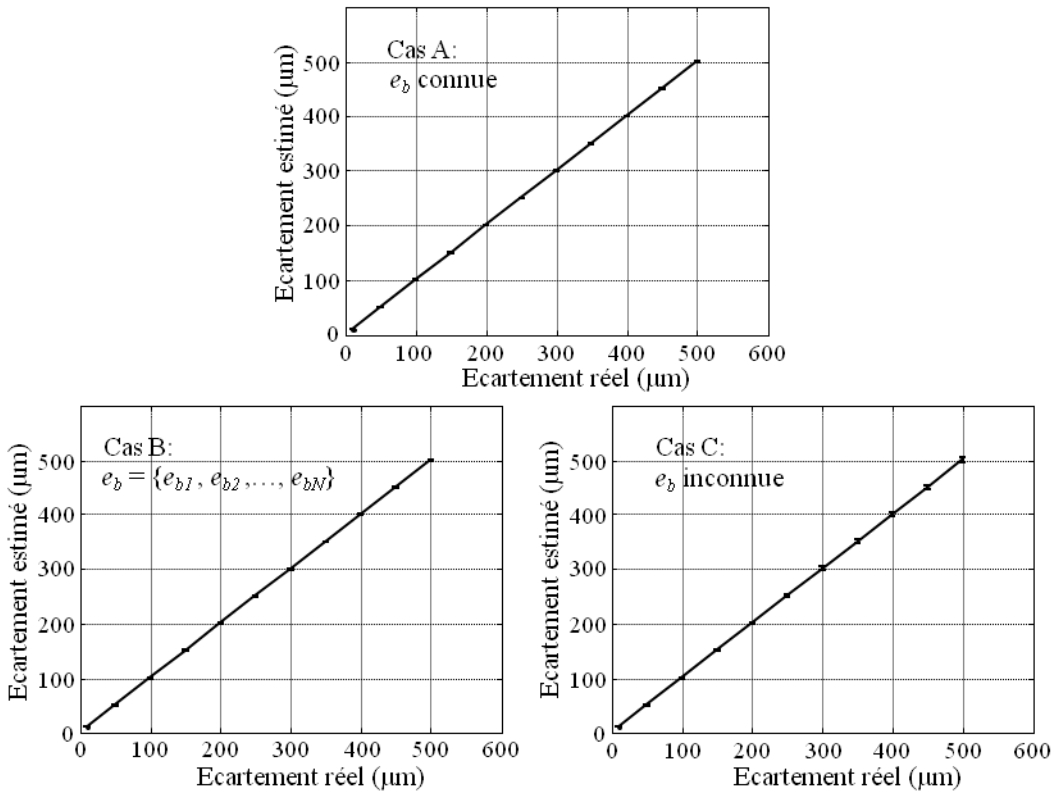

Figure 3.4 Résultats d'estimation de l'écartement e de pièces, obtenus pour une structure multicouche d'épaisseurs e_a = 1,5 mm et e_b = 1,5 mm, en utilisant des données simulées présentant un RSB de 60 dB.

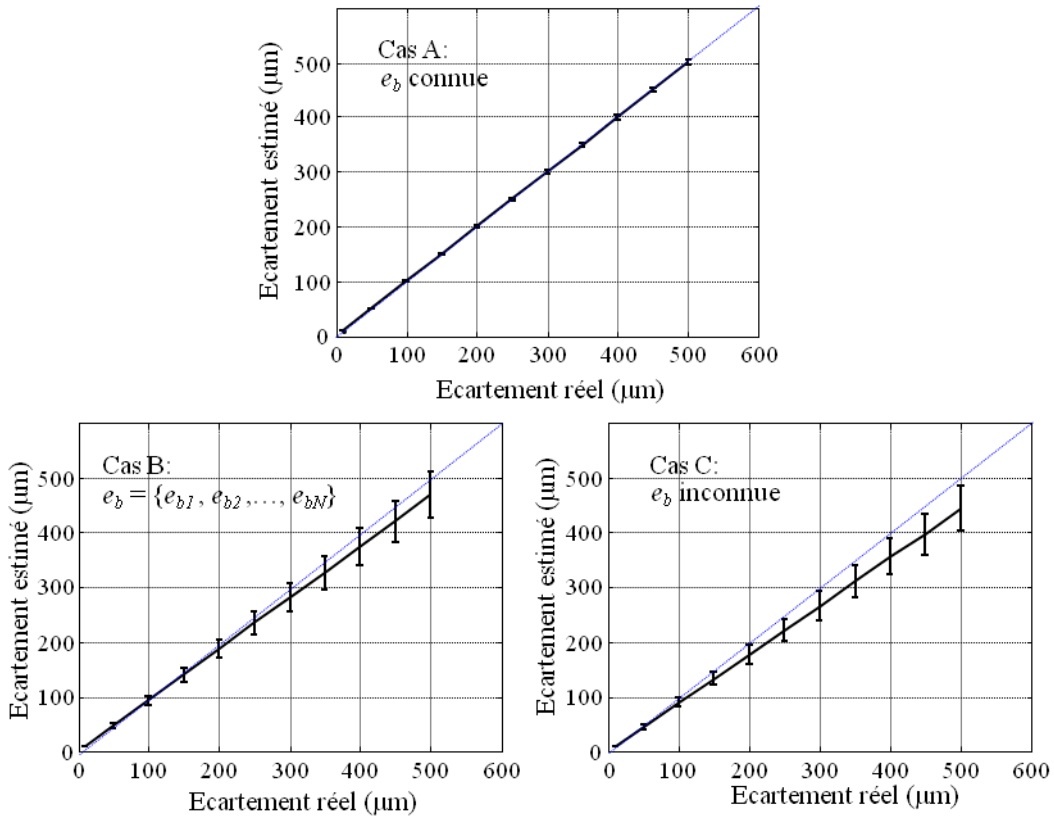

Figure 3.5 Résultats d'estimation de l'écartement e de pièces, obtenus pour une structure multicouche d'épaisseurs e_a = 1,5 mm et e_b = 1,5 mm, en utilisant des données simulées présentant un RSB de 33 dB.

Par ailleurs, on peut noter (Tableau 3.4) que plus e_b est grande, meilleures sont les performances d'estimation. En effet, lorsque l'épaisseur de nervure passe de 1,5 mm à 3,5 mm, le biais et la variance diminuent, passant respectivement de 10% à 1,0% et de 9,5% à 2,7%. Notons que cette propriété rend la méthode prometteuse dans le cadre d'une application aéronautique telle que celle de l'estimation du jeu séparant un revêtement d'aile et le longeron où la nervure sur lequel il repose, dans la mesure où les épaisseurs de nervures ou de longerons sont généralement supérieures à 1,5 mm.

Enfin, en ce qui concerne la REQM on constate que dans le pire des cas, s'agissant toujours des données synthétiques, elle s'élève à 41,64 µm. Cette valeur constitue une précision de mesure acceptable si l'on considère la gamme [0 500 µm] des jeux à estimer (et le fait que les simulations ont été effectuées pour des jeux variant avec un pas de 50 µm).

3.5.4. Test des algorithmes d'estimation avec des données expérimentales

Nous avons également testé les algorithmes d'estimation proposés avec des données expérimentales. Pour ce faire, nous avons exploité une structure métallique dont l'épaisseur e_a = 1,5 mm et d'épaisseur e_b = 1,5 mm. Les écartements e entre pièces considérés, réalisés au moyen de calles isolantes, sont de 100, 200, 300, 400 et 500 µm. Pour chaque configuration examinée avec les 5 fréquences définies à la section 2.3.2, la mesure en chaque point (i.e. configuration) a été répétée 12 fois avec repositionnement du capteur à chaque mesure. Grace à la répétition des points de mesure il est possible d'estimer le rapport signal sur bruit des données expérimentales à l'aide de la relation (3.27).

$$RSB = 10log\left(\frac{\left(\frac{1}{12}\sum_{i=1}^{12} z_i\right)^2}{\frac{1}{12}\sum_{i=1}^{12}\left(z_i - \frac{1}{12}\sum_{i=1}^{12} z_i\right)^2}\right) \tag{3.27}$$

Le RSB obtenu (3.27) s'élève à 33 dB pour l'ensemble des fréquences considérées. Les résultats d'estimation obtenus dans les cas A, B et C, sont présentés Figure 3.6 et leurs biais, écart-types et REQM donnés aux Tableaux 3.4 et 3.5. On constate que les résultats sont très proches de ceux obtenus à partir de données synthétiques pour les mêmes configurations et pour un RSB de 33 dB.

La REQM obtenue dans le pire des cas, à partir des données expérimentales, s'élève à 26,85 µm. Cette précision de mesure est acceptable au regard de la gamme [0 500 µm] des jeux à estimer (et le fait que les mesures ont été faites pour des jeux variant avec un pas de 100 µm).

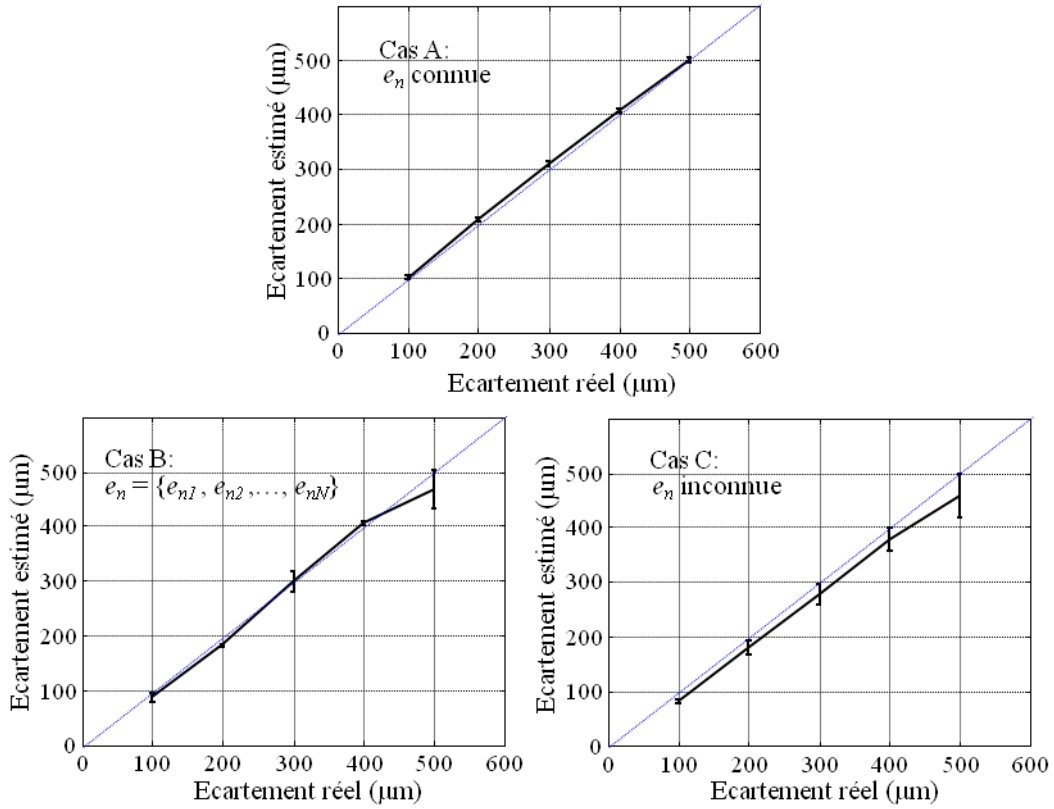

Figure 3.6 Résultats d'estimation de l'écartement e de pièces, obtenus pour une structure multicouche d'épaisseurs e_a = 1,5 mm et e_b = 1,5 mm, en utilisant des données expérimentales présentant un RSB de 33 dB.

3.5.5. Comparaison des algorithmes proposés

Des trois cas de figures que nous avons considérés, celui consistant à estimer l'épaisseur d'air *e* séparant deux couches conductrices d'épaisseurs e_a et e_b connues a priori (cas A) est celui qui du point de vue expérimental est le plus simple à traiter, puisque reposant sur une mesure mono-fréquence. Il est aussi celui pour lequel l'algorithme d'estimation proposé donne les résultats les plus précis, même lorsque les signaux d'entrée présentent un relativement faible rapport signal sur bruit (33 dB).

Les méthodes d'estimation proposées pour traiter les cas B et C, pour lesquels l'épaisseur e_b est soit une inconnue parmi des valeurs discrètes connues a priori, soit une inconnue comprise dans un certain intervalle, sont des méthodes multifréquences. Leurs résultats sont équivalents en termes de biais (i.e. d'écart de valeur moyenne des résultats estimés par rapport à la valeur vraie) et d'écart-type (i.e. de dispersion des résultats autour de

la valeur moyenne). Notons cependant que s'agissant de l'algorithme proposé pour traiter le cas C, la précision de la solution du problème inverse s'améliore lorsque l'on augmente le nombre M d'épaisseurs e_b utilisées pour construire le modèle comportemental sur lequel repose l'algorithme d'estimation. Notons par ailleurs que les méthodes multifréquences proposées pour traiter les cas B et C peuvent également être appliquées au cas A.

3.6. Conclusion

Les tests des algorithmes d'estimation proposés, qu'ils soient faits avec des données simulées ou des données expérimentales donnent des résultats satisfaisants puisque le biais (ERJ) de l'estimation de l'entrefer ($e \in$[0 µm 500 µm]), dans le cas de figure considéré le plus défavorable ($e_a = e_b$ = 1,5 mm, RSB = 33 dB), n'excède pas 10%. Les tests ont également montré la fidélité des estimations obtenues avec les algorithmes proposés, l'écart-type (ERF) demeurant inférieur à 9%, même en présence de signaux bruités.

Par ailleurs, les résultats d'estimation se révèlent plus précis lorsque l'épaisseur de la couche conductrice inférieure est épaisse. Cette propriété est intéressante dans la perspective de l'application des méthodes proposées à des structures multicouches aéronautiques telles que l'assemblage d'un revêtement d'aile et d'un longeron ou d'une nervure. En effet, sur ces structures l'épaisseur e_b de la couche inférieure (longeron ou nervure) est généralement supérieure aux épaisseurs considérées dans ce mémoire.

Les deux prochains chapitres portent sur des méthodes d'END de structures multicouches alternatives à celles proposées dans le présent chapitre. Y seront également proposées des méthodes destinées à l'estimation de la profondeur de fissures à la surface de pièces électriquement conductrices massives, par traitement d'image obtenues par balayage (C-scan) de la surface inspectée au moyen de capteurs CF.

Chapitre 4 **Estimation de paramètres de cibles par inversion de modèles polynomiaux**

4.1. Introduction

Aux chapitres précédents nous nous sommes intéressés au problème de l'END à CF des épaisseurs de structures multicouches conductrices comportant un entrefer (d'épaisseur e). L'étude des interactions entre de telles structures et un capteur CF a montré, aussi bien en simulation qu'expérimentalement, qu'il était possible pour résoudre le problème, d'exploiter le fait que la distance d'impédance normalisée z du capteur (grandeur découlant de la mesure d'impédances) variait linéairement (à condition que l'END se fasse dans une certaine gamme de fréquence) en fonction de l'épaisseur d'entrefer (tous les autres paramètres de la structure, notamment les épaisseurs de couches métalliques, étant fixés).

Dans ce chapitre, considérant ce même problème d'END de structures conductrices multicouches, nous nous attachons à développer des méthodes d'estimation à CF basées cette fois sur l'utilisation d'un modèle comportemental direct non plus linéaire, mais polynomial [CJV11a]. Afin qu'il n'y ait pas d'ambiguïté sur le fait de passer d'un modèle linéaire à un modèle polynomial de z, précisons que la relation linéaire en question relie z à la variable e, les épaisseurs des autres couches de la structure étant fixées. Les modèles polynômiaux de z dont il est question dans ce chapitre sont quant à eux fonction de deux variables : e d'une part, et e_b (épaisseur de la couche métallique inférieure) d'autre part. Ces méthodes, dont nous allons détailler les étapes au long de ce chapitre, seront comparées à celles précédemment proposées.

La première étape consiste à établir un modèle direct polynomial de z. Il s'agit, soit à partir de données expérimentales, soit à partir de données simulées, de donner sous forme

d'un polynôme l'expression de z en fonction e et e_b. Dans une seconde étape, il s'agit, partant de mesures de z, d'inverser le modèle direct dont on s'est doté afin d'estimer e et e_b.

Sachant par ailleurs qu'en multipliant les mesures, par exemple en multipliant les fréquences d'opération d'un capteur CF, il est possible d'enrichir la connaissance que l'on a d'une structure, nous allons étudier, avec comme perspective d'améliorer l'estimation des paramètres, la possibilité de se doter de modèles directs multi-grandeurs ou multi-fréquences. Partant de multiples grandeurs mesurées, l'inversion du modèle direct multi-grandeurs ou multi-fréquences peut donner lieu à diverses estimées des paramètres recherchés. De là le recours, lors de l'inversion, à des méthodes telles que les moindres carrés ou les moindres carrés pondérés. Les solutions fournies par ces dernières méthodes pouvant donner lieu à des aberrations, par exemple des estimées négatives de paramètres nécessairement positifs en pratique, il peut également être utile de soumettre l'estimation à des contraintes. C'est ainsi que nous proposerons de recourir à une estimation par moindres carrés avec contrainte de non négativité.

Outre le problème de l'END à CF de structures multicouches métalliques, le présent chapitre traite celui de l'END à CF de structures conductrices présentant de fines fissures débouchantes. Cette nouvelle application est destinée à montrer que la méthode proposée dans le cas de l'estimation de jeux est exploitable dans d'autres contextes d'END.

Pour l'un et l'autre des deux problèmes considérés, différentes méthodes d'estimation des paramètres (épaisseurs de couches dans un cas, profondeurs de fissures dans l'autre) seront proposées, mises en œuvre et comparées, en particulier en termes de précision et de robustesse au bruit.

4.2. Estimation d'un jeu entre pièces au moyen d'une approche basée sur un modèle comportemental polynomial

4.2.1. Modèle direct polynomial

Considérons un problème dont on chercherait à déterminer certains paramètres à partir de la mesure d'une grandeur y. Soient $x_i, i \in \{1,2,\cdots,m\}$, ces paramètres. Dans un problème d'END à CF, y pourrait par exemple consister en une impédance, et les paramètres x_i en la conductivité électrique de la structure inspectée, sa perméabilité magnétique, ses dimensions

géométriques, ainsi qu'en différentes caractéristiques du système d'évaluation CF utilisé (capteur, multicapteur etc.).

Dans le cas le plus général, un modèle polynomial direct (au sens où celui-ci consiste en une expression de y en fonction des paramètres x_i, par opposition à un modèle inverse qui exprimerait x_i en fonction de y) de degré n peut s'écrire comme suit :

$$y = c_1 x_1^n + c_2 x_2^n + \cdots + c_m x_m^n + c_{12} x_1^{n-1} x_2 + \cdots + c_{m1} x_1 x_m^{n-1} + c_0 \qquad (4.1)$$

Le problème qui se pose à nous est de déterminer les paramètres x_i à partir de mesures de y. C'est donc, en supposant que l'on dispose d'un modèle direct, un problème inverse.

Le problème d'END de structures métalliques multicouches qui nous concerne est un problème à deux variables ($m = 2$), à savoir l'épaisseur d'entrefer e et l'épaisseur e_b de la couche métallique inférieure que nous souhaitons estimer simultanément (voir Figure 2.13). Dans ce problème, la grandeur modélisée désignée par y dans la relation générale (4.1) consiste en la distance d'impédance normalisée z. Aussi un modèle polynomial d'ordre n (mono-fréquence) de cette grandeur peut-il s'écrire :

$$z(e, e_b) = c_1 + c_2 e + c_3 e_b + c_4 e e_b + c_5 e^2 + c_6 e_b^2 + \cdots + c_{3n} e_b^n \qquad (4.2)$$

Nous avons observé que la relation $z = f(e)$ est linéaire dès lors que e_b est fixée, si cette hypothèse de linéarité est vérifiée, alors les coefficients de (4.2) associés aux des termes comportant une puissance de e supérieure à 1 sont tous nuls. L'expression (4.2) peut alors s'écrire comme :

$$z(e, e_b) = e(c_0 + c_1 e_b + c_2 e_b^2 + \ldots + c_n e_b^n) \qquad (4.3)$$

L'estimation des paramètres e et e_b nécessite de construire un modèle polynomial destiné à être inversé. S'il est important que le modèle choisi soit juste, il faut également veiller à ce que son inversion soit précise. Or, a priori, plus le degré des polynômes sera élevé, plus le modèle sera juste, mais plus son inversion sera difficile et imprécise [DD68]. Aussi le choix du degré des polynômes est-t-il conditionné non seulement à la justesse du modèle mais encore à la précision de l'inversion. Il est donc intéressant de construire des modèles

polynomiaux de degrés divers, de les inverser (plusieurs méthodes pouvant d'ailleurs être proposées pour cela) et, au vu des performances de l'inversion, de choisir le modèle polynomial de degré le plus approprié.

Partant du principe que disposer de mesures multiples est un moyen d'enrichir la connaissance de la structure dont on souhaite évaluer les paramètres, et par conséquent d'en améliorer l'évaluation, nous allons élaborer des modèles polynomiaux de la grandeur considérée obtenue dans différentes conditions. En l'espèce, s'agissant de traiter des problèmes d'END à CF, il s'agira de modèles multi-fréquences (la grandeur modélisée pouvant être obtenue à différentes fréquences).

Un modèle direct multi-fréquences comportera donc autant de polynômes (chacun étant défini par ses propres coefficients c_k) que de fréquences considérées. Construire le modèle consiste à déterminer les coefficients c_k.

Cette construction peut se faire à partir de mesures faites sur des éprouvettes dont on connait les paramètres, à savoir e et e_b dans le cas de l'évaluation de structures multicouches (x_i dans le cas général), ou bien à partir de simulations. Disposant à la fois de z, e et e_b (respectivement y et x_i dans le cas général), les coefficients c_k des polynômes peuvent être déterminés, par exemple au moyen d'une estimation par moindres carrés [LH74].

Considérant une structure multi-couches, supposons que l'on connaisse, soit par mesure soit par simulations, et pour chacune des fréquences d'excitation f_i considérées, les $h \times k$ valeurs prises par z correspondant à h valeurs du paramètre e et à k valeurs de e_b. Nous pouvons alors, conformément à (4.3), représenter sous forme matricielle le modèle polynomial correspondant à une fréquence f_i :

$$\begin{bmatrix} e_1 & e_1 e_{b1} & \dots & e_1 e_{b1}^n \\ e_2 & e_2 e_{b1} & \dots & e_2 e_{b1}^n \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ e_h & e_h e_{bk} & \dots & e_h e_{bk}^n \end{bmatrix}_{f_i} \begin{bmatrix} c_0 \\ c_1 \\ \dots \\ c_n \end{bmatrix}_{f_i} = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \dots \\ z_{k \times h} \end{bmatrix}_{f_i}$$

soit, en posant :

$$\mathbf{E}_{f_i} = \begin{bmatrix} e_1 & e_1 e_{b1} & \dots & e_1 e_{b1}^n \\ e_2 & e_2 e_{b1} & \dots & e_2 e_{b1}^n \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ e_h & e_h e_{bk} & \dots & e_h e_{bk}^n \end{bmatrix}_{f_i}, \mathbf{c}_{f_i} = \begin{bmatrix} c_0 \\ c_1 \\ \dots \\ c_n \end{bmatrix}_{f_i} \text{ et } \quad \mathbf{z}_{f_i} = \begin{bmatrix} \mathrm{z}_1 \\ \mathrm{z}_2 \\ \dots \\ \mathrm{z}_{k\times h} \end{bmatrix}_{f_i}$$

$$\mathbf{E}_{f_i}\mathbf{c}_{f_i} = \mathbf{z}_{f_i} \tag{4.4}$$

Les coefficients du modèle polynomial associé à une fréquence f_i peuvent être estimés au moyen d'une pseudo inverse, c'est-à-dire d'un estimateur des moindres carrés (MC) :

$$\mathbf{c}_{f_i} = \left[\mathbf{E}_{f_i}^T \mathbf{E}_{f_i}\right]^{-1} \mathbf{E}_{f_i}^T \mathbf{z}_{f_i} \tag{4.5}$$

Dans le cas d'un modèle polynomial multifréquence à p fréquences, celui-ci sera constitué des p ensembles de coefficients c_k correspondant aux différentes fréquences considérées, lesquels pourront être obtenus au moyen de la méthode qui vient d'être décrite.

4.2.2. Procédures d'inversion

4.2.2.1. Inversion par moindres carrés et moindres carrés pondérés

Une fois que l'on dispose d'un modèle direct polynomial reliant les paramètres que l'on souhaite évaluer à une grandeur que l'on est capable de mesurer (ou du moins de déduire d'une mesure, telle z), on peut chercher à l'inverser afin, à partir de mesures, d'évaluer les paramètres d'intérêt.

Pour notre problème d'inspection de structures multicouches, on peut exprimer sous forme matricielle la relation entre les grandeurs mesurées et le modèle polynomial considéré, lequel est multi-fréquences :

$$\begin{bmatrix} z_{f_1} \\ z_{f_2} \\ \dots \\ z_{f_k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{0,f_1} & c_{1,f_1} & \dots & c_{n,f_1} \\ c_{0,f_2} & c_{1,f_2} & \dots & c_{n,f_2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_{0,f_k} & c_{1,f_k} & \dots & c_{n,f_k} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e \\ ee_b \\ \dots \\ ee_b^n \end{bmatrix} \tag{4.6}$$

où les z_{f_i} sont les distances d'impédance normalisées mesurées aux fréquences f_i considérées, avec $i \in \{1, 2, ..., k\}$, où les c_{j,f_i}, avec $j \in \{1, 2, ..., n\}$, sont les coefficients du modèle polynomial (de degré n), et où e et e_b sont les paramètres à évaluer. En posant

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} z_{f_1} \\ z_{f_2} \\ \dots \\ z_{f_k} \end{bmatrix}, \ \mathbf{C} = \begin{bmatrix} c_{0,f_1} & c_{1,f_1} & \dots & c_{n,f_1} \\ c_{0,f_2} & c_{1,f_2} & \dots & c_{n,f_2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_{0,f_k} & c_{1,f_k} & \dots & c_{n,f_k} \end{bmatrix}, \mathbf{e} = \begin{bmatrix} e \\ ee_b \\ \dots \\ ee_b^n \end{bmatrix}$$

la relation (4.6) peut s'écrire

$$\mathbf{z} = \mathbf{Ce}$$

z et **C** étant connus, l'estimée de **e**, notée **ê**, peut être obtenue au moyen d'une pseudo inverse, c'est à dire d'un estimateur des moindres carrés (MC) :

$$\hat{\mathbf{e}} = [\mathbf{C}^T\mathbf{C}]^{-1}\mathbf{C}^T\mathbf{z} = \begin{bmatrix} \hat{e} \\ \widehat{ee_b} \\ \dots \\ \widehat{ee_b^n} \end{bmatrix} \tag{4.7}$$

Cette opération permet d'estimer simultanément les paramètres recherchés e et e_b, et ce, soit en extrayant simplement les valeurs $\hat{e}$ et $\widehat{ee_b}/\hat{e}$ issues du vecteur **ê,**

$$\hat{\hat{e}} = \hat{e} \qquad \text{et} \qquad \hat{\hat{e}}_b = \widehat{ee_b}/\hat{e} \tag{4.8}$$

soit en tenant compte de l'ensemble des éléments de **ê** en faisant par exemple une estimation au sens des moindres carrés (MC) ou des moindre carrés pondérés (MCP) [Cou09].

Les estimées $\hat{\hat{e}}$ et $\hat{\hat{e}}_b$, procèdent du calcul itératif de distance suivant :

$$\begin{bmatrix} \hat{\hat{e}} \\ \hat{\hat{e}}_b \end{bmatrix} = arg\min_{\binom{e}{e_b}} \left[(\hat{e} - e)\ (\widehat{ee_b} - ee_b) \dots \left(\widehat{ee_b^n} - ee_b^n\right)\right] \mathbf{Q} \begin{bmatrix} \hat{e} - e \\ \widehat{ee_b} - ee_b \\ \dots \\ \widehat{ee_b^n} - ee_b^n \end{bmatrix} \tag{4.9}$$

où **Q** est une matrice diagonale de pondération. A chaque itération on fait varier les valeurs du couple $\begin{pmatrix} e \\ e_b \end{pmatrix}$ (en partant par exemple du couple $\begin{pmatrix} \hat{e} \\ \widehat{ee_b}/\hat{e} \end{pmatrix}$), l'estimation consistant à choisir le couple ayant minimisé la distance calculée. Dans le cas d'une estimation au sens des MC la matrice de pondération est unitaire (**Q** = **I**). Dans celui d'une estimation au sens des MCP, **Q** est la matrice diagonale suivante :

$$\mathbf{Q} = diag\left(\frac{1}{\hat{e}^2} \quad \frac{1}{(\widehat{ee_b})^2} \quad \dots \quad \frac{1}{\left(\widehat{ee_b^n}\right)^2}\right) \tag{4.10}$$

laquelle affecte aux différents termes de la distance calculée un poids inversement proportionnel à l'élément du vecteur **ê** auquel correspond ce terme. Lorsque les termes à estimer présentent une grande dynamique, une estimation au sens des MCP est préférable à une estimation au sens des MC car elle permet de minimiser l'erreur. Aussi est-ce cette méthode que nous utiliserons par la suite.

4.2.2.2. Inversion par moindres carrés avec contrainte de non négativité

Dans le cas des épaisseurs e et e_b des structures multicouches auxquelles nous nous intéressons, les grandeurs à évaluer sont nécessairement positives.

Or, après inversion d'un modèle direct par pseudo-inverse, c'est-à-dire au moyen d'un estimateur MC, il peut arriver, en particulier si les mesures présentent un faible RSB, que les estimées prennent des valeurs négatives physiquement irréalistes. Pour pallier ce problème, il existe des méthodes d'estimation MC comportant une contrainte de non négativité (NN) des solutions [LH74, KSD07, CP07, BD09, MPC10], la première ayant été proposée par Lawson et Hanson [LH74], c'est d'ailleurs cette méthode qui est appliquée dans la fonction *lsqnonneg* (least square non negative) du logiciel Matlab.

Les résultats que donne la méthode MCNN présentent d'une manière générale théoriquement une variance plus grande que ceux de la méthode MC [MDoc]. Mais lorsque le RSB des signaux mesurés est faible et lorsque les paramètres à estimer sont petits la méthode MC peut donner des résultats d'estimation imprécis et potentiellement négatifs pour des paramètres en réalité positifs. Dans ce cas, la méthode MCNN s'avère souvent plus satisfaisante. Dans ce qui suit nous allons mettre en œuvre l'estimation d'épaisseurs de

couches à partir de modèles directs polynomiaux. La première étape de l'inversion sera effectuée d'une part au moyen d'un estimateur MC (pseudo-inverse) et d'autre part d'un estimateur MCNN, la seconde étape reposera quant à elle sur l'utilisation d'un estimateur MCP. Les performances des différentes méthodes (MC-MCP et MCNN-MCP) seront comparées.

4.2.3. Mise en œuvre de l'approche

4.2.3.1. Construction du modèle direct polynomial

A partir de données issues de simulations par éléments finis, nous avons construit un modèle direct polynomial multi-fréquences de l'impédance normalisée correspondant aux interactions d'un capteur inductif et d'une structure multicouche (Figure 2.17). Les paramètres géométriques (Figure 2.18) des configurations de structure simulées sont les suivants : e_a = 1,5 mm, $e_b \in$ {1,5 ; 2 ; 2.5 ; 3 ; 3,5} mm et $e \in$ {0 ; 50 µm ; 100 µm ; ... ; 500 µm}. Ce qui représente 55 configurations différentes. Par ailleurs ces simulations ont été effectuées pour les 5 fréquences de CF suivantes {680 Hz ; 1060 Hz ; 1440 Hz ; 1820 Hz ; 2200 Hz}.

Les modèles polynomiaux établis à partir de ces données simulées sont de la forme décrite en §4.2.1 et ont également été obtenus avec la méthode décrite en § 4.2.1, c'est-à-dire par pseudo-inverse.

Des polynômes de degrés compris entre 2 et 5 ont été construits de la sorte. Or, d'après les calculs d'erreur quadratique moyenne, il s'avère que les polynômes de degré 2 sont aussi proches des données simulées que les polynômes de degré supérieur. Les polynômes quadratiques (4.11), dont les coefficients sont donnés dans le Tableau 4.1, semblent donc a priori plus indiqués que ceux de degré supérieur dans la perspective d'une estimation de paramètres par inversion. Néanmoins, dans ce qui suit, les résultats d'inversion obtenus en se servant de modèles directs polynomiaux de degrés 2 ≤ n ≤5 seront comparés.

$$z(e, e_b) = e(c_0 + c_1 e_b + c_2 e_b^2) \qquad (4.11)$$

Tableau 4.1 Coefficients du modèle direct polynomial multi-fréquences de z obtenus par pseudo-inverse.

$z(e, e_b) = e(c_0 + c_1 e_b + c_2 e_b^2)$			
Fréquence	c_0	$c_1(\times 10^3)$	$c_2(\times 10^5)$
f_1 = 680 Hz	10,67	13,69	-17,90
f_2 = 1060 Hz	12,60	12,98	-17,34
f_3 = 1440 Hz	11,74	13,07	-18,26
f_4 = 1820 Hz	10,64	13,14	-19,18
f_5 = 2200 Hz	9,79	13,03	-19,90

4.2.3.2. Mise en œuvre de l'inversion

Nous allons ici mettre en œuvre, à partir de données (simulées ou expérimentales) multi-fréquences et de modèles directs polynomiaux, les techniques d'inversion proposées à la section 4.2.2. Cette inversion se décompose rappelons-le en deux étapes, la première pouvant reposer soit sur une estimation par pseudo-inverse, i.e. par MC, soit sur un estimateur MCNN ; la seconde reposant sur un estimateur MCP. Aussi allons-nous examiner les alternatives suivantes, MC-MCP et MCNN-MCP, où la première et la seconde abréviation désignent respectivement la première et la seconde étape d'inversion.

Nous allons appliquer les différentes méthodes d'inversion d'une part aux données simulées qui ont servi à construire le modèle polynomial, et d'autre part à des données expérimentales. En ce qui concerne les données simulées, du bruit leur sera ajouté et différents RSB, à savoir {10, 20, 30, 33, 45, 60 et 120} dB seront considérés, ceci afin d'étudier la robustesse au bruit des méthodes d'inversion. Notons que les résultats d'inversion obtenus dans ce chapitre avec les RSB de 33 et 60 dB pourront être comparés à ceux obtenus avec les méthodes proposées aux chapitres 3 et 5. Quant aux données expérimentales leur RSB est de 33 dB.

Inversion de données synthétiques non bruitées

Pour commencer nous pouvons constater (Figure 4.1) que l'inversion au moyen de la méthode MC-MCP des données non bruitées ayant servi à construire le modèle direct polynomial donne des résultats d'estimation des épaisseurs e et e_b exacts pour l'ensemble des

55 cas de figures considérés. Le biais de l'estimation de e (en moyenne sur 11 valeurs de 10 µm à 500 µm) est concrètement de 0,4% ; 1,01% ; 0,69% ; 0,23% et 0,14% pour l'épaisseur de la cible inférieure e_b de 1,5 mm ; 2,0 mm ; 2,5 mm; 3,0 mm et 3,5 mm respectivement. Ce résultat encourage à inverser des données bruitées.

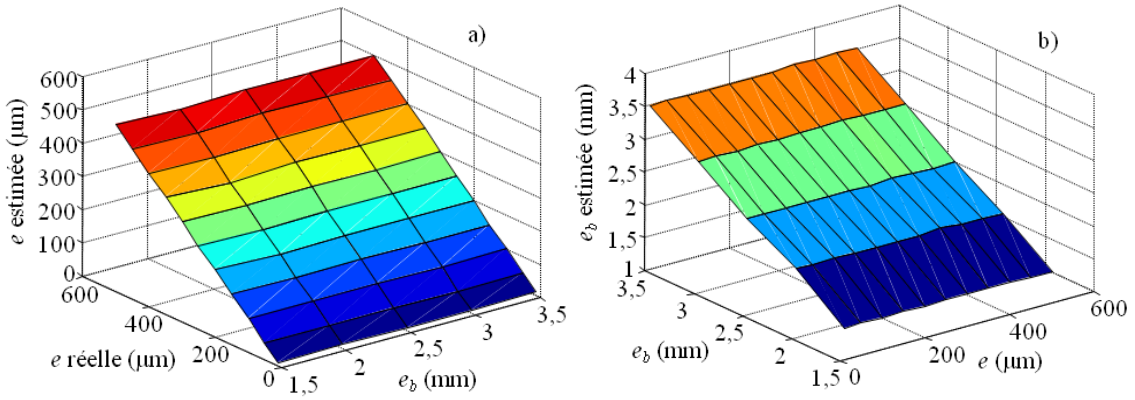

Figure 4.1 Estimation, au moyen de la technique MC-MCP, de e (a) et de e_b (b), pour les différentes données (z) non bruitées ayant servi à construire le modèle direct polynomial.

Inversion de données expérimentales et de données synthétiques présentant le même RSB

Considérons maintenant les résultats d'estimation de e obtenus à partir de données bruitées, données expérimentales d'une part et données synthétiques comparables en termes de RSB (33 dB) d'autre part. Ces données sont relatives à une structure d'épaisseurs $e_a = e_b = 1{,}5$ mm (voir Figure 2.13) et de conductivité $\sigma = 17$ MS/m. Les résultats d'inversion par la méthode MC-MCP sont représentés graphiquement Figure 4.2. Notons qu'une estimation non biaisée donnerait des résultats situés sur la diagonale du graphique $\hat{e}(e)$. On voit que c'est quasiment le cas en ce qui concerne les données synthétiques (Figure 4.2 (a)) dont le biais est faible. Par contre ceci est moins vrai en ce qui concerne les données expérimentales (Figure 4.2 (b)) pour lesquelles on constate par ailleurs que des estimées négatives sont obtenues pour le jeu e de plus faible valeur (100 µm), ce qui n'est pas physiquement réaliste. Sur les graphiques (Figure 4.2) figure également l'intervalle de confiance qui représente deux écarts-type des estimées.

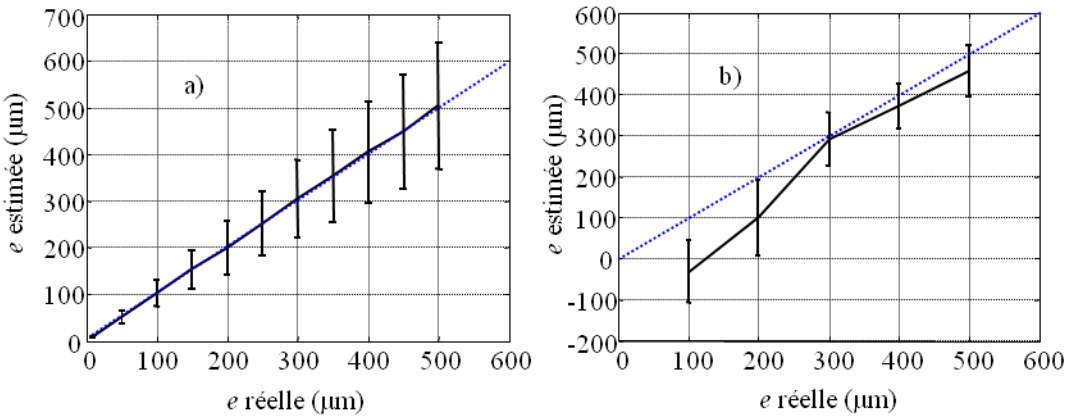

Figure 4.2 Estimation de e au moyen de la technique MC-MCP à partir de données simulées (RSB = 33 dB) (a) et données expérimentales (RSB = 33 dB) (b). La structure considérée présente les caractéristiques suivantes : $e_a = e_b = 1{,}5$ mm, $\sigma = 17$ MS/m.

La Figure 4.3 donne quant à elle les résultats d'estimation de e toujours relatifs à une structure d'épaisseurs de $e_a = e_b = 1{,}5$ mm et obtenus en appliquant la méthode MCNN-MCP. On observe qu'avec sur les données expérimentales (Figure 4.3 (a)), la contrainte de non négativité conduit à des résultats sensiblement meilleurs (comparés à ceux données par la méthode MC-MCP) que ce soit en termes de biais ou de variance. Sur les données synthétiques on perd quelque peu en justesse (le biais est plus élevé) mais on gagne significativement en fidélité (la variance est plus faible) (Figure 4.3 (a)).

L'erreur « globale » commise, quantifiée en termes d'erreur quadratique moyenne (il s'agit plus exactement d'une REQM, voir (3.26)), laquelle quantifie à la fois l'effet du biais et de la variance, est plus réduite avec la méthode MCNN-MCP qu'avec la méthode MC-MCP (Tableau 4.2).

On observe également une forte différence de la qualité de l'estimation, dans le cas des données simulées et des données expérimentales, pour une même valeur de RSB (33 dB), pour les deux techniques d'inversion MC-MCP et MCNN-MCP (voir les figure 4.2 a et b ; figure 4.3 a et b). Cette différence est due à un manque de données expérimentales utilisables. En effet, à chaque point de mesure, nous ne disposons que 12 valeurs mesurées différentes. La distribution de ces valeurs n'est pas vraiment gaussienne et en conséquence, le biais de résultats d'estimation est grand. Tandis que, pour les données simulées, à chaque valeur de données simulées sans bruit, on ajoute 1000 réalisations de bruit blanc. Avec ce nombre de

données bruitées, la distribution des valeurs est vraiment gaussienne autour la valeur exacte. Donc, le biais de résultats d'estimation est faible. Autrement dit, la qualité de l'estimation dans ce cas est meilleure que celle obtenue en testant des données mesurées de même le RSB. Le manque de données mesurées pour tester l'algorithme d'inversion est aussi observé en regardant l'écart type de résultats d'estimation (Figure 4.2b et Figure 4.3b).

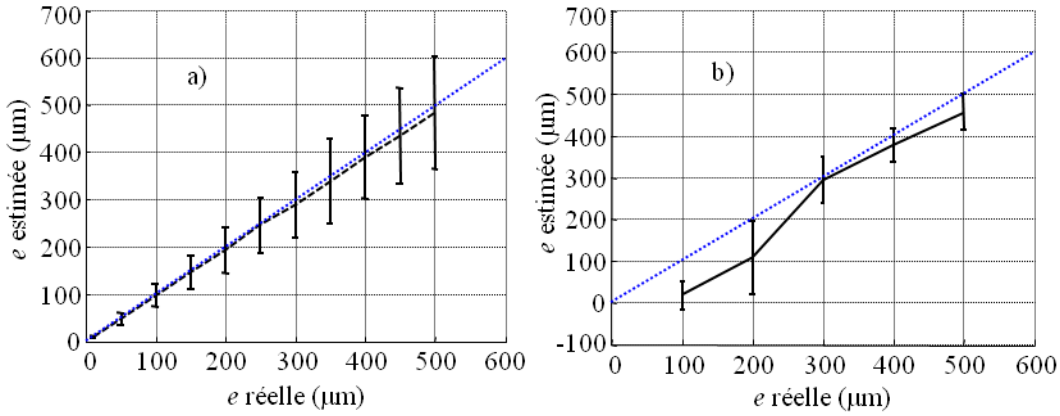

Figure 4.3 Estimation de e au moyen de la technique MCNN-MCP à partir de données simulées (RSB = 33 dB) (a) et données expérimentales (RSB = 33 dB) (b). La structure considérée présente les caractéristiques suivantes : $e_a = e_b = 1{,}5$ mm, $\sigma = 17$ MS/m.

Inversion de données bruitées présentant divers RSB

Après avoir considéré l'inversion de données non bruitées, puis celles de données expérimentales ou synthétiques de même RSB que ces dernières, nous nous proposons dans la présente section d'étudier plus généralement la robustesse des méthodes d'inversion MC-MCP et MCNN-MCP vis-à-vis du bruit.

L'examen des résultats donnés au Tableau 4.2 permet de distinguer le cas où le RSB est relativement faible (10 dB, 20 dB et 33 dB) de celui ou il est relativement élevé (45 dB, 60 dB). On constate en effet que conformément à la théorie [MDoc], à relativement faible RSB, la seconde présente une erreur quadratique moyenne plus faible que la première tandis qu'elle donne des résultats comparables lorsque le RSB est élevé. Pour de faibles RSB (10 dB et 20 dB), une analyse plus détaillée de l'erreur permet de constater que si le biais (ou erreur de

justesse ERJ, voir (3.19)) est modéré, l'écart-type (ou erreur de fidélité ERF, voir (3.24)) est quant à lui élevé (Tableau 4.2).

Tableau 4.2 Comparaison de 2 techniques d'inversion.

Conditions de test : modèle direct polynomial de degré 2 utilisant 5 fréquences d'excitation, structure d'épaisseurs $e_a = e_b = 1{,}5$ mm. L'écart-type est défini comme l'erreur de fidélité ERF (3.24) et le biais comme l'erreur de justesse ERJ (3.19).

MC - MCP			
Données	**Ecart type (%)**	**Biais (%)**	**REQM (µm)**
Simulées (RSB = 10 dB)	414,5	1,0	1200
Simulées (RSB = 20 dB)	132,3	-4,9	369,0
Simulées (RSB = 33 dB)	26,3	0,9	78,2
Simulées (RSB = 45 dB)	6,7	0,6	20,1
Simulées (RSB = 60 dB)	1,2	0,1	3,6
Exp. (RSB = 33 dB)	16,3	-39,5	99,4
MCNN - MCP			
Données	**Ecart type (%)**	**Biais (%)**	**REQM (µm)**
Simulées (RSB = 10 dB)	131,6	29,2	510,6
Simulées (RSB = 20 dB)	90,9	-9,0	244,0
Simulées (RSB = 33 dB)	24,1	-2,5	69,7
Simulées (RSB = 45 dB)	6,7	0,6	20,1
Simulées (RSB = 60 dB)	1,2	0,1	3,6
Exp. (RSB = 33 dB)	63,5	-29,0	79,7

Quant à l'erreur « globale » commise, quantifiée en termes d'erreur quadratique moyenne, elle est représentée graphiquement Figure 4.4 (là encore il s'agit plus exactement d'une REQM, voir (3.26)). A l'instar du tableau 4.2 cette figure montre qu'à relativement faible

RSB la contrainte de non négativité améliore les résultats d'inversion mais que pour un RSB ≥ 45 dB les résultats des techniques MC-MCP et MCNN-MCP sont comparables.

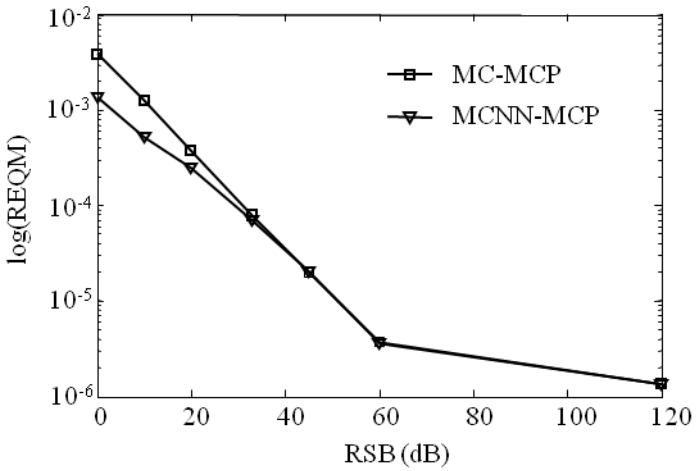

Figure 4.4 Comparaison des techniques d'estimation

Influence du degré du modèle direct polynomial sur les résultats de l'inversion

Les résultats d'inversion qui précèdent ont été obtenus en se basant sur un modèle direct polynomial quadratique (de type (4.13)). L'étude de la REQM des inversions réalisées (au moyen de la méthode MC-MCP) en se basant sur des modèles directs polynomiaux de degré supérieur à 2 (Tableau 4.3) aboutit à des résultats tout à fait similaires quel que soit le degré du polynôme. Aussi pouvons-nous nous contenter dans le cas présent d'un modèle quadratique.

Tableau 4.3 Influence sur l'inversion du degré du modèle direct polynomial.

REQM de l'inversion par la méthode MC-MCP de données correspondant à une structure multi-couches en aluminium (σ = 17MS/m) d'épaisseurs $e_a = e_b$ = 1,5 mm (Figure 2.13). Les modèles directs polynomiaux comparés sont de degré 2 à 5.

REQM (µm)				
Données	**Poly. degré 2**	**Poly. degré 3**	**Poly. degré 4**	**Poly. degré 5**
Simulées (RSB = 20 dB)	369,0	374,0	375,0	374,6
Simulées (RSB = 33 dB)	78,2	78,9	78,5	78,5
Simulées (RSB = 45 dB)	20,1	20,2	20,2	20,2
Simulées (RSB = 60 dB)	3,6	3,8	3,7	3,7
Exp. (RSB = 33 dB)	99,4	99,6	99,4	99,4

Influence du nombre de fréquences utilisées sur les résultats de l'inversion

De même que l'on peut, comme il vient d'être fait, étudier l'influence du degré du modèle direct polynomial sur les résultats d'inversion, on peut étudier celle du nombre de fréquences utilisées. C'est ce que permettent les résultats présentés Tableau 4.4, qui consistent en l'erreur quadratique moyenne (REQM) obtenue lorsque l'inversion est faite à partir de données à 2, 3, 4 et 5 fréquences. La méthode d'inversion considérée est la méthode MCNN-MCP. On constate que plus le nombre de fréquences est élevé, plus l'erreur (REQM) est faible, et ce, quel que soit le RSB des données, ce qui est logique, la multiplication du nombre de fréquences permettant d'enrichir les données. Par conséquent pour une estimation optimale il y a tout intérêt, dans la mesure du possible, à utiliser le plus grand nombre de fréquences. On constate également qu'en utilisant plus les fréquences basses parmi les fréquences

« appropriées », on obtient les meilleurs résultats d'estimation. Toutefois il n'est pas réalisable, ni utile (l'information contenue dans des signaux de fréquences très proches étant redondante) de multiplier à l'envi les fréquences. Pour notre problème d'END CF de structures multicouches, il a par ailleurs été établi (§ 2.2) que seule une gamme de fréquence limitée était intéressante et un jeu de 5 fréquences réparties dans cette gamme nous a paru un choix raisonnable.

Tableau 4.4 Influence du nombre de fréquences utilisées sur les résultats d'inversion.

REQM de l'inversion par la méthode MCNN-MCP de données correspondant à une structure multi-couches en aluminium (σ = 17MS/m) d'épaisseurs $e_a = e_b$ = 1,5 mm (Figure 2.18). Le modèle direct polynomial utilisé est de degré 2, les fréquences utilisées sont f_1 = 680 Hz, f_2 = 1060 Hz, f_3 = 1440 Hz, f_4 = 1820 Hz, f_5 = 2200 Hz.

REQM (µm)				
Données simulées	Utilisant 2 f_i (i = 2, 4)	Utilisant 3 f_i (i = 2, 3, 4)	Utilisant 4 f_i (i = 2, 3, 4, 5)	Utilisant 5 f_i (i = 1, 2, 3, 4, 5)
RSB = 33 dB	295,8	221,5	202,1	69,7
RSB = 45 dB	295,8	185,6	134,7	20,1
RSB = 60 dB	295,8	85,8	36,6	3,6
Données simulées	Utilisant 2 f_i (i = 1, 2)	Utilisant 3 f_i (i = 1, 2, 3)	Utilisant 4 f_i (i = 1, 2, 3, 4)	Utilisant 5 f_i (i = 1, 2, 3, 4, 5)
RSB = 33 dB	295,8	100,9	88,9	69,7
RSB = 45 dB	295,8	26,5	22,2	20,1
RSB = 60 dB	295,8	4,9	4,1	3,6

4.2.3.3. Conclusion sur l'intérêt de la méthode d'estimation basée sur l'inversion d'un modèle direct polynomial

La méthode d'estimation proposée à la section 4.2 est simple, facile à mettre en œuvre et offre une précision acceptable. Par exemple, sur l'intervalle d'épaisseurs d'entrefer *e* s'étendant de 0 à 500 µm, la technique d'inversion MCNN-MCP testée au moyen de données

synthétiques ayant un RSB 33 dB, présente une REQM d'environ 70 µm (Tableau 4.2), et cette précision s'améliore lorsque le RSB augmente.

Des deux méthodes proposées (MC-MCP et MCNN-MCP) c'est la seconde qui s'avère la plus précise, en particulier à faible RSB. Cependant, il apparait que ces deux techniques sont moins précises que celle proposée au chapitre 3. En effet, si l'on considère les résultats donnés par les méthodes proposées au chapitre 3, on constate que dans le cas le plus défavorable (cas C correspondant à l'évaluation de e lorsque e_b est inconnue), la REQM la plus élevée constatée est de 27 µm lorsque l'estimation est faite à partir de données expérimentales, et de 41 µm lorsqu'il s'agit de données synthétiques, les une et les autres ayant un RSB de 33 dB (Tableau 3.5). En revanche, la technique MCNN-MCP proposée dans ce chapitre présente une REQM de 80 µm lorsqu'elle est testée sur des données expérimentales et de 70 µm lorsqu'il s'agit de données synthétiques de RSB 33 dB (Tableau 4.2).

4.3. Estimation de la profondeur de fissures au moyen d'une approche basée sur un modèle comportemental polynomial

4.3.1. Problème considéré

Toujours dans le cadre de l'END de structures électriquement conductrices, nous considérons ici une structure non plus multicouche dont il s'agirait d'estimer la valeur du jeu, mais une structure massive présentant une fissure débouchante dont il s'agit d'estimer la profondeur. Le problème considéré est cette fois un problème d'imagerie : nous disposons des cartographies d'impédance mesurées au moyen de capteurs CF placés au voisinage des cibles à caractériser, et c'est à partir de ces images que nous nous proposons d'estimer la profondeur des fissures.

Parmi les études publiées sur des problèmes proches de celui-ci on peut citer des travaux ayant eu pour objet la détermination de l'emplacement de fissures (i.e. de la distance à la surface d'une pièce d'une fissure enfouie) au moyen de courants de Foucault pulsés. Dans ce cas, ce sont certaines caractéristiques de la réponse temporelle des capteurs exploités en mode impulsionnel, notamment la valeur maximale du signal mesuré, de même que celle de l'instant auquel se manifestent de brusques changements d'amplitude des signaux qui sont

exploités pour caractériser les fissures [STTR03, TS05, ESDT+06]. Ces études n'ont cependant pas permis de déterminer quantitativement la profondeur des fissures, mais seulement de les localiser dans la pièce à inspecter. Toutefois, les caractéristiques des signaux qu'exploitent ces méthodes nous fournissent une indication quant aux grandeurs qu'il pourra être intéressant d'exploiter dans notre problème.

D'autres travaux dus à W. Cheng et al [CKKS06] concernent la détermination de la profondeur de fissures à partir d'un modèle direct polynomial et également d'un réseau de neurones. Les signaux exploités consistent en l'occurrence en un A-scan, ce qui signifie que le capteur effectue des mesures le long d'une ligne placée à la verticale du défaut. Contrairement à nous, les auteurs en question ne disposaient pas d'un C-scan, c'est-à-dire d'une image en 2 dimensions effectuée à la surface de la pièce inspectée. La caractéristique des signaux à partir de laquelle l'estimation de profondeur de défauts est faite est en l'occurrence leur amplitude. Notons que ces travaux concernent l'END de structures présentant des entailles électro érodées de relativement grandes dimensions (quelques millimètres).

Citons enfin une thèse effectuée dans notre laboratoire (SATIE) par C. Ravat qui s'est également penché sur l'estimation par CF des dimensions de défauts électroérodées [Rav09]. L'auteur propose un algorithme qui donne d'assez bons résultats sur des entailles submillimétriques, mais le cas de fissures réelles n'a pas été étudié. Il s'agit d'une approche mono-fréquence dans laquelle 9 paramètres relatifs à la forme d'une signature CF dans le plan complexe et 2 paramètres hybrides, obtenus par combinaison ces paramètres, sont utilisés pour construire un modèle direct. Ce modèle consiste en un système de 2 équations non linéaires à 2 variables : la longueur et la profondeur de fissure. Ces deux variables sont estimées en résolvant le système d'équations.

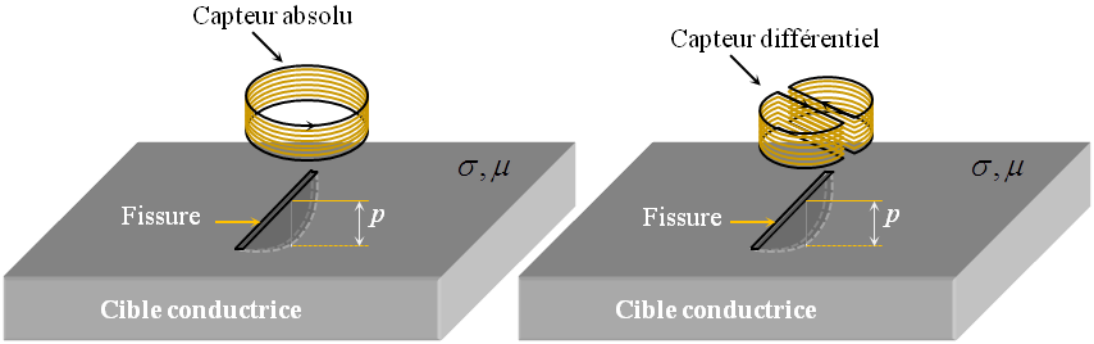

Figure 4.5 Illustration du problème d'estimation de la profondeur de fissures à la surface d'une cible électriquement conductrice par méthode CF.

Pour traiter le problème d'estimation de profondeur de fissures dans des pièces massives, les données expérimentales sur lesquelles nous nous basons nous ont été fournies par un partenaire industriel. Elles consistent en des C-scan à CF de la surface d'éprouvettes massives présentant des fissures de fatigues réelles débouchantes. Chaque point d'une image, ou pixel, correspond à une position du capteur pour laquelle nous disposons de sa valeur d'impédance complexe.

Pour collecter les données, deux capteurs à courants de Foucault fonctionnant selon deux modes différents ont été utilisés. Il s'agit d'une part d'un capteur absolu opérant à 500 kHz, et d'autre part d'un capteur différentiel fonctionnant à 400 kHz (Figure 4.5).

Les données proviennent de 8 maquettes consistant en des pièces électriquement conductrices qui ont été travaillées en fatigue mécanique (Figure 4.6) et qui forment deux groupes de 4 maquettes chacun. Ce qui différencie ces derniers étant la manière dont ont été amorcées les fissures (la forme du poinçon utilisé (Figure 4.6)). Il s'ensuit pour les maquettes de chaque groupe, des formes et un développement de fissure différents.

Les maquettes du premier groupe sont désignées sous les noms M11, M12, M13 et M14, celles du second groupe sous ceux de M21, M22, M23, et M24 (Figure 4.7).

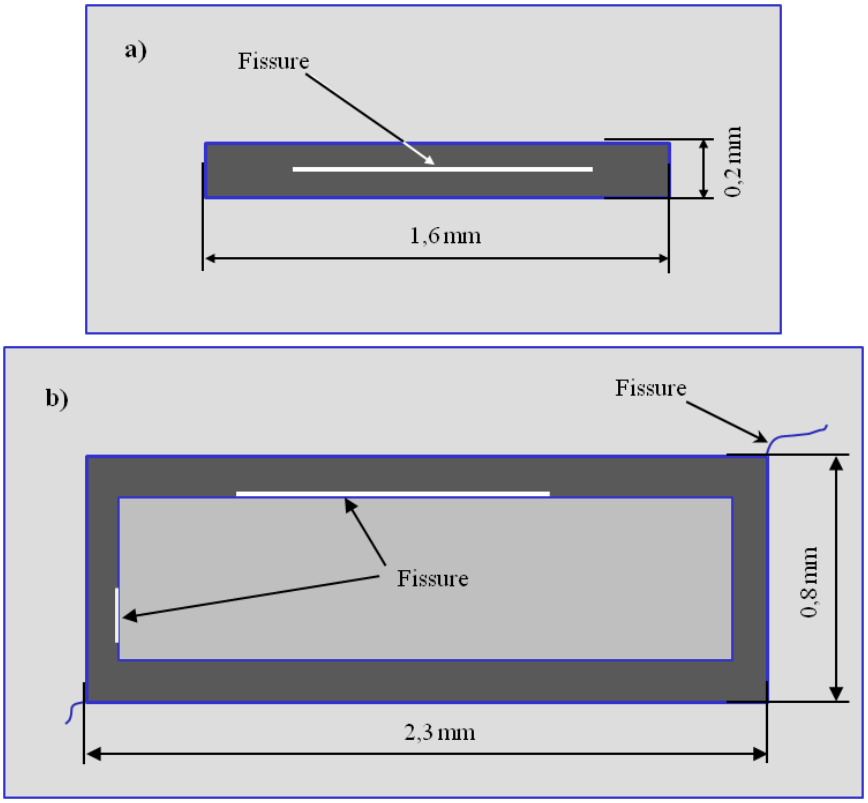

Figure 4.6 Vue photographique du dessus d'une pièce de chacun des deux groupes de 4 pièces se différentiant par le type d'amorçage des fissures, et en particulier par la forme du poinçon utilisé. (a)1er type d'amorçage : celui des maquettes M11, M12, M13, M14 ; (b) 2nd type d'amorçage : celui des maquettes M21, M22, M23, M24.

Trois mesures CF (C-scan) ont été effectuées par maquette à l'issue du dernier des trois cycles de travail en fatigue qu'elles ont subis. La profondeur de fissure augmente de l'issue d'un cycle à l'autre. Elle est typiquement de 200, 400 et 800 µm à l'issue des trois cycles successifs. Ces profondeurs sont des valeurs typiques, ce qui signifie que d'une maquette à l'autre, elles peuvent présenter une certaine variabilité. Les profondeurs de fissures nous sont connues car à l'issue du troisième cycle de fatigue les maquettes ont été découpées. La photographie de leur coupe permet de connaitre ces trois profondeurs.

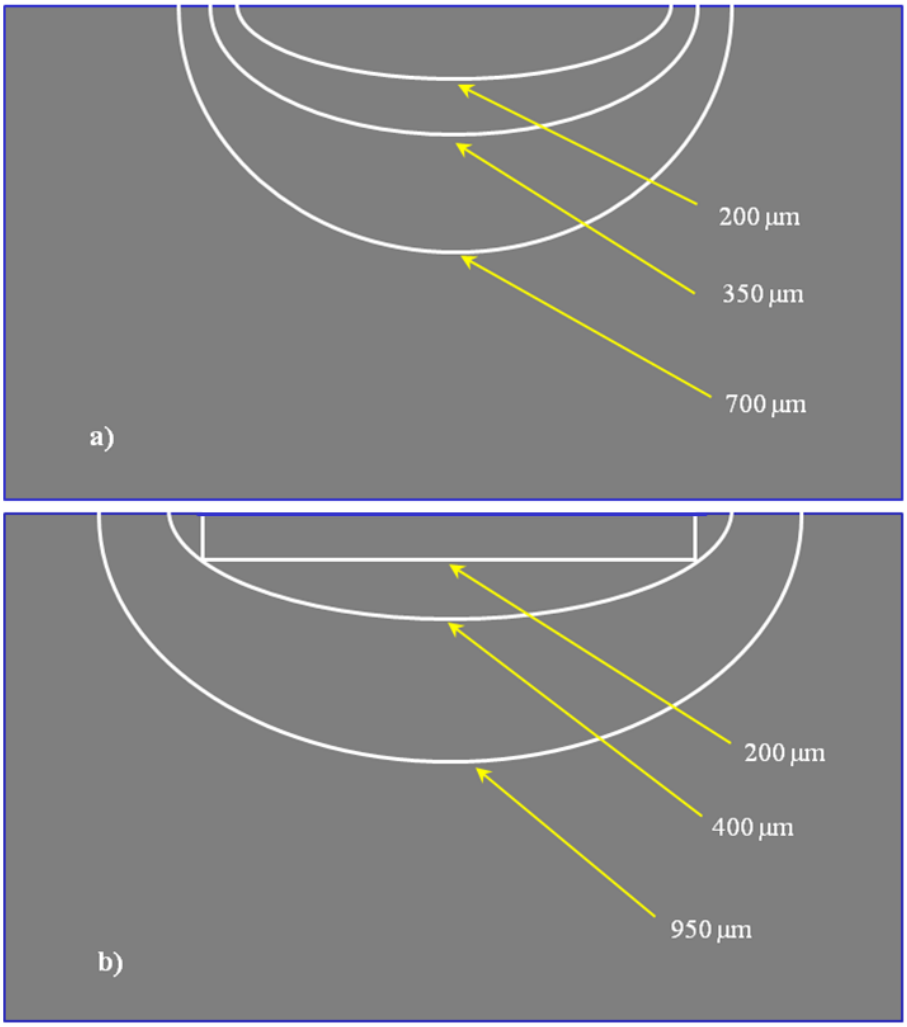

Figure 4.7 Vues photographiques en coupe faites à l'issue du troisième cycle de fatigue sur une pièce de chacun des deux groupes de 4 pièces se différentiant par le type d'amorçage des fissures. (a) Maquette M13 ayant subi le 1er type d'amorçage ; (b) maquette M24 ayant subi le 2nd type d'amorçage.

Le travail d'élaboration d'une méthode d'estimation de profondeur de fissure *p* que nous allons présenter dans ce qui suit peut être schématisé comme illustré Figure 4.8. Il porte tout d'abord sur le traitement à faire subir aux images qui nous ont été fournies afin de faciliter leur utilisation. Il porte ensuite sur l'analyse des images et sur la détermination des paramètres propres à permettre une estimation de la profondeur maximum des fissures. Puis, une fois ces paramètres identifiés, il porte sur l'élaboration d'un modèle comportemental direct polynomial. Enfin, en nous appuyant sur ce modèle il consiste à proposer des méthodes d'estimation du paramètre *p* recherché.

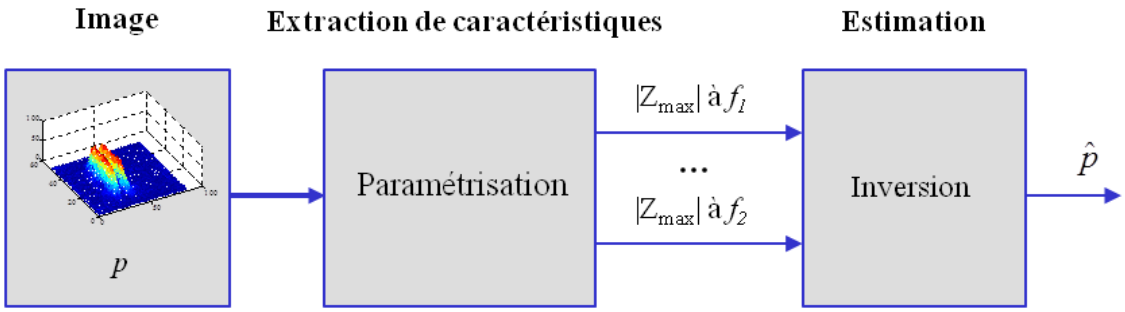

Figure 4.8 Processus d'élaboration d'une méthode d'estimation de profondeur de fissure p.

4.3.2. Prétraitement des images de l'impédance du capteur

4.3.2.1. Réduction de l'influence du bruit existant aux bords des images

Les images obtenues par C-scan d'un capteur CF (absolu ou différentiel) de la surface des cibles testées sont celles de l'impédance du capteur. La Figure 4.9 illustre à titre d'exemple les parties réelle et imaginaire de l'impédance d'un capteur absolu mesurées sur la maquette M22 à l'issue du troisième cycle de fatigue.

On constate sur la Figure 4.9, comme sur l'ensemble des mesures, que les bords des l'image comportent un bruit significatif. Aussi le premier traitement que nous ferons systématiquement subir à nos différentes images afin d'en faciliter l'exploitation consistera-t-il tout simplement à supprimer les quelques lignes bruitées situées en bordure d'image.

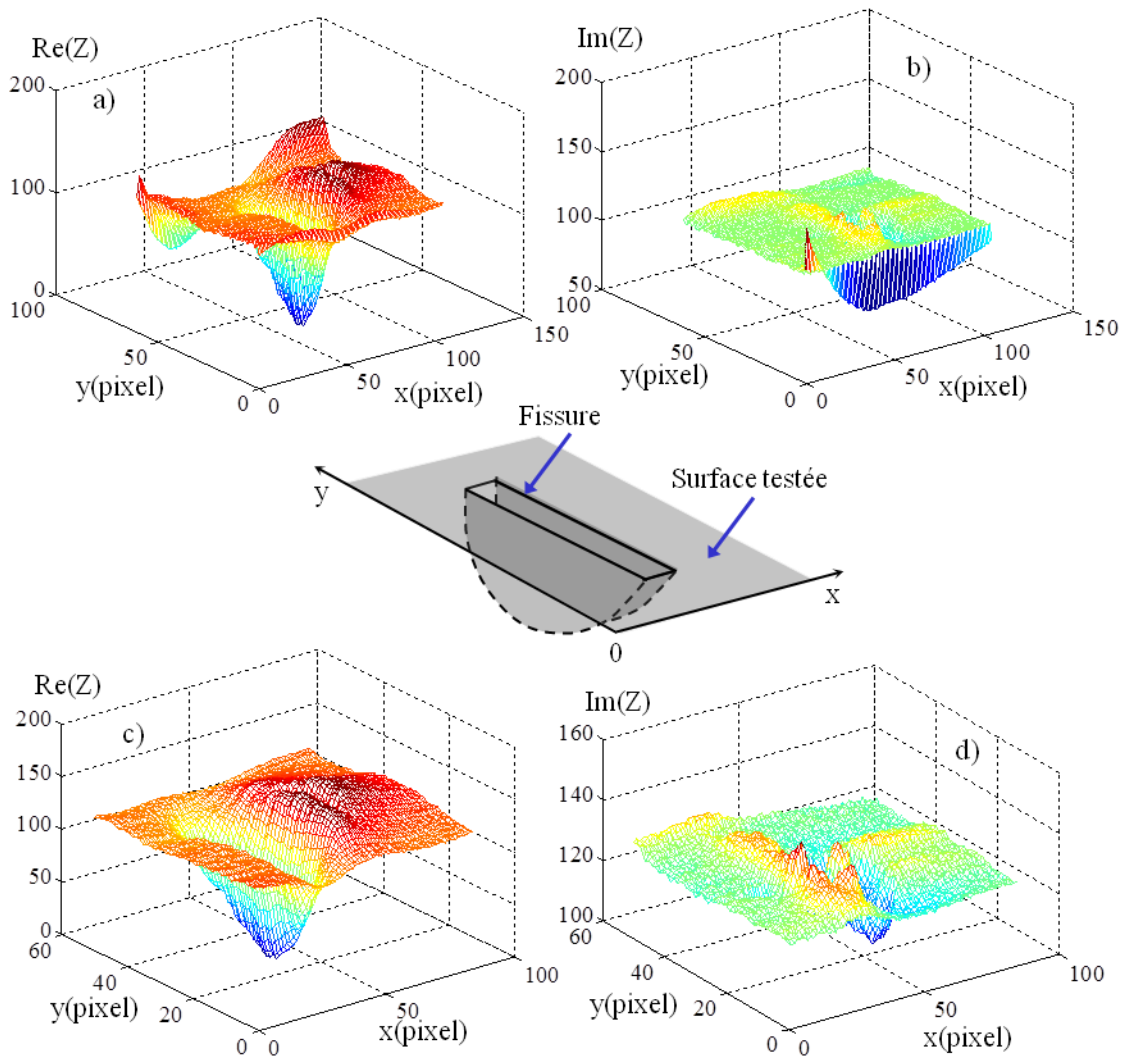

Figure 4.9 Image des parties réelle (a) et imaginaire (b) de l'impédance du capteur absolu placé au voisinage de la maquette M22 après le troisième cycle de fatigue, et celle après avoir réduite l'influence du bruit aux bords : (c) et (d) respectivement.

4.3.2.2. Soustraction du fond de l'image complexe

Outre que l'on observe en bordure d'image un bruit relativement important, on observe également que les parties de l'image éloignées de la fissure comportent un signal, plus faible celui là, mais lui aussi assimilable à une bruit que l'on qualifiera de bruit de fond. Sachant que seul nous intéresse le signal représentatif de la fissure, nous allons constituer une image du bruit de fond qui sera soustraite à l'image brute (préalablement privée de ses bordures).

Pour ce faire, le fond de l'image, ou l'image du bruit de fond, est calculé à partir des lignes situées sur les côtés des images brutes privées de leurs bordures initiales. Les lignes de fond sont calculées à partir de la valeur moyenne de plusieurs lignes de données adjacentes, puis le fond des images est crée par interpolation des lignes de fond. L'image de bruit de fond ainsi obtenue peut être considérée comme correspondant approximativement à celle que donnerait un C-scan en l'absence de fissures sur la même cible.

La Figure 4.10 illustre le module des images obtenues avec un capteur absolu et avec un capteur différentiel après soustraction du bruit de fond.

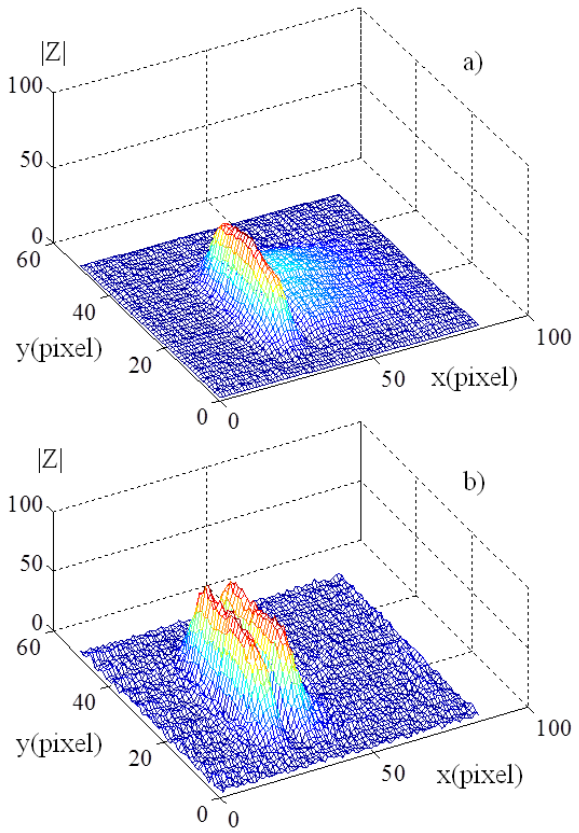

Figure 4.10 Image du module de l'impédance d'un capteur après soustraction du bruit de fond, effectuée à partir de la maquette M13 après le troisième cycle de fatigue. (a) Capteur absolu, (b) capteur différentiel.

4.3.3. Analyse et identification des grandeurs d'intérêt des images CF

Une première analyse des images (traitées comme il vient d'être proposé en § 4.3.2.1 et 4.3.2.2) nous a permis de constater un lien évident entre la valeur maximum $|Z_{max}|$ du module de l'impédance mesurée et la profondeur maximale p de la fissure. Ceci nous a incités à étudier précisément l'évolution de cette grandeur en fonction de p, étude que nous étendons à la phase $\mathrm{Arg}(Z_{max})$ de cette grandeur.

4.3.3.1. Estimation de $|Z_{max}|$ et de $\mathrm{Arg}(Z_{max})$

Après avoir identifié les coordonnées du point d'une image où le module de l'impédance du capteur est maximal, sachant qu'il entre du bruit dans cette valeur d'impédance, afin d'en réduire l'influence, $|Z_{max}|$ est estimé comme la valeur moyenne des modules d'impédance sur les 9 pixels adjacents. Quant à la phase de l'impédance maximum $\mathrm{Arg}(Z_{max})$, elle est, elle aussi, estimée comme la valeur moyenne des arguments des impédances sur les 9 pixels adjacents.

Avec le capteur absolu, $|Z_{max}|$ et $\mathrm{Arg}(Z_{max})$ sont uniques. Par contre, avec le capteur différentiel, l'image présente deux valeurs crête. En principe, ces deux valeurs sont égales, mais en pratique, elles sont légèrement différentes en raison du bruit. Pour ce type de capteur, nous prenons donc le parti d'identifier $|Z_{max}|$ à celle des deux valeurs de crête qui est la plus grande. Comme l'illustre la Figure 4.11, il se peut qu'en raison du bruit, à l'issue de 2 cycles différents les points $\{|Z_{max}|, \mathrm{Arg}(Z_{max})\}$ (points marqués en rouge et noir sur la Figure 4.11) au lieu d'être situés dans le même quadrant du plan complexe soient situés dans des quadrants diamétralement opposés. Nous corrigeons cet aléas en ajoutant $\pm\pi$ à $\mathrm{Arg}(Z_{max})$ de manière à ce que les points $\{|Z_{max}|, \mathrm{Arg}(Z_{max})\}$ obtenus à l'issue de des différents cycles ne se trouvent pas dans des quadrants diamétralement opposés et de sorte que l'ensemble des données soient situées dans les quadrants I et IV.

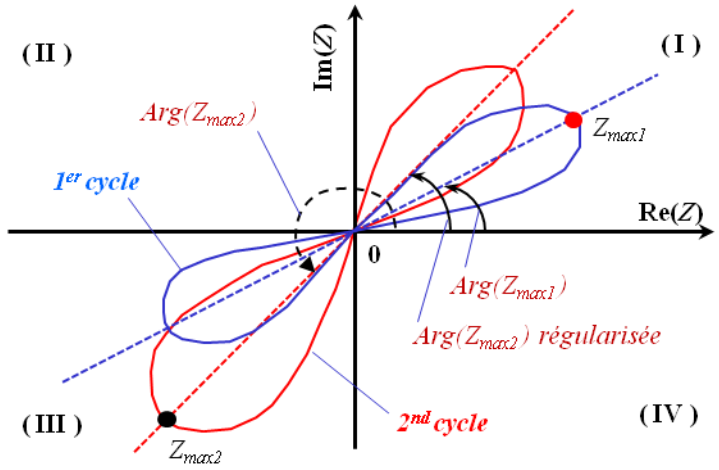

Figure 4.11 Illustration de correction de Arg(Z_{max}) lorsque les données sont issues d'un capteur différentiel.

4.3.3.2. Etude comportementale : évolution de $|Z_{max}|$ et de Arg(Z_{max}) en fonction de *p*

L'évolution des grandeurs $|Z_{max}|$ et Arg(Z_{max}) en fonction de *p* correspondant à l'ensemble des données CF obtenues avec un capteur absolu dont nous disposons sont représentées graphiquement Figures 4.12 et 4.13 respectivement. Les Figures 4.14 et 4.15 représentent quant à elles les données issues du capteur différentiel.

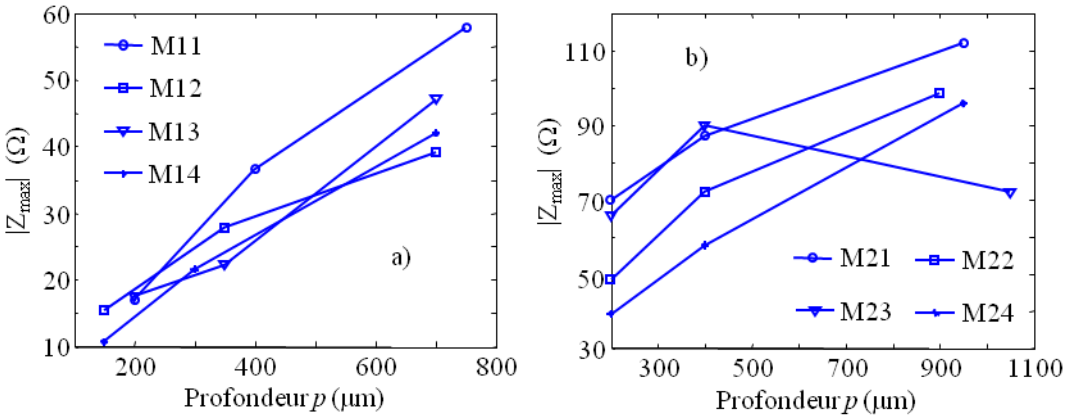

Figure 4.12 Relation entre $|Z_{max}|$ et p. Données issues d'un capteur absolu correspondant aux maquettes du premier groupe (a) et du second groupe (b)

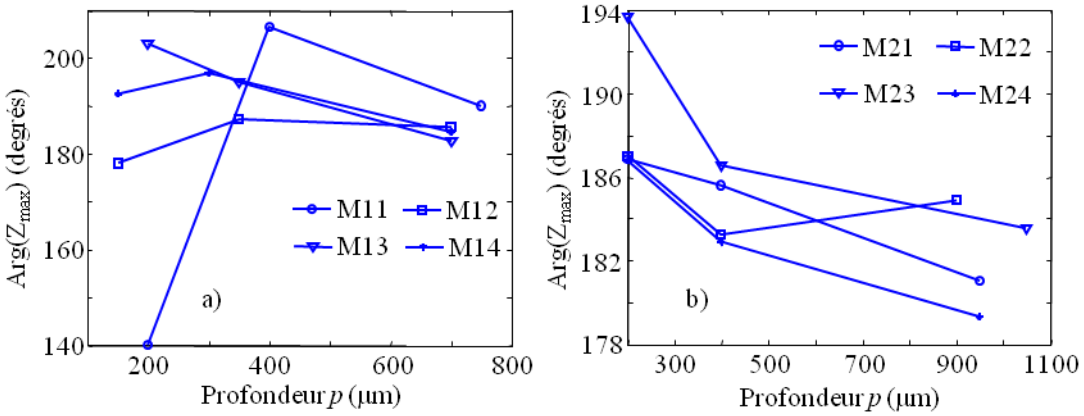

Figure 4.13 Relation entre Arg(Z_{max}) et p. Données issues d'un capteur absolu et correspondant aux maquettes du premier groupe (a) et du second groupe (b)

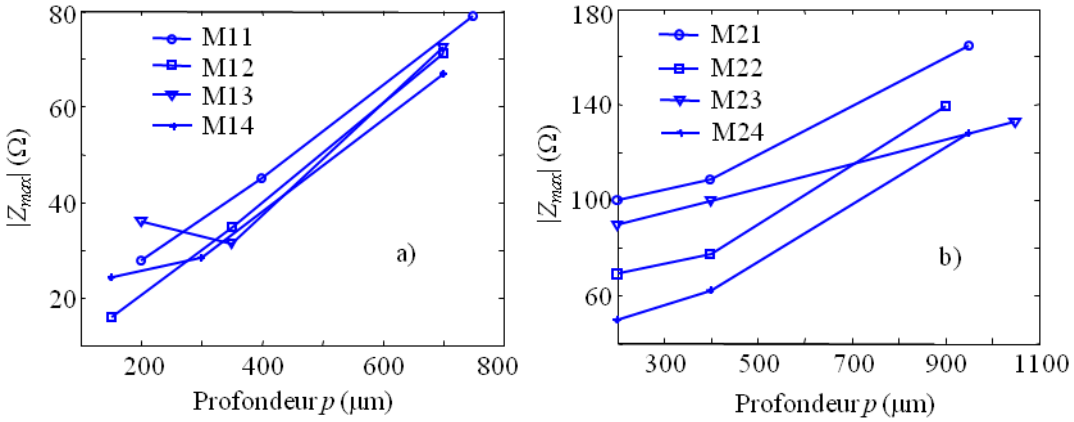

Figure 4.14 Relation entre |Z_{max}| et p. Données issues d'un capteur différentiel et correspondant aux maquettes du premier groupe (a) et du second groupe (b)

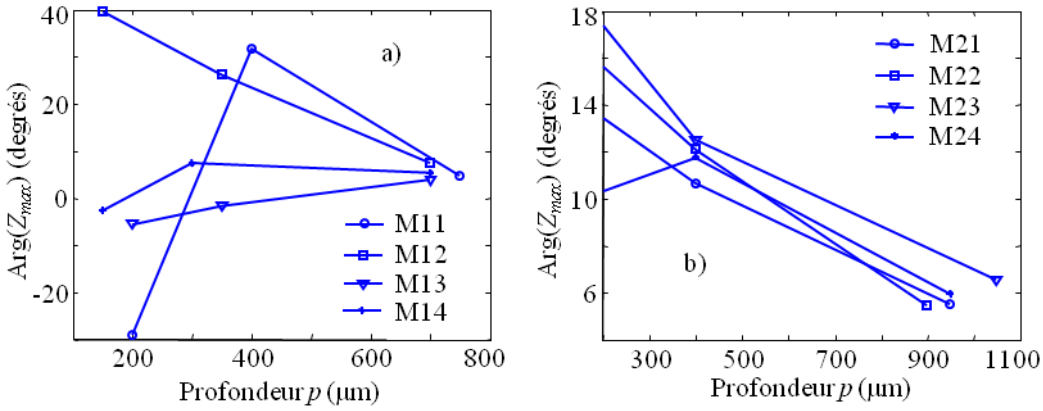

Figure 4.15 Relation entre Arg(Z_{max}) et p. Données issues d'un capteur différentiel et correspondant aux maquettes du premier groupe (a) et du second groupe (b)

S'agissant des données issues d'un capteur absolu, on constate en ce qui concerne les maquettes appartenant au même groupe, que d'une maquette à l'autre elles présentent une certaine dispersion mais que leur évolution suit une même tendance. $|Z_{max}|$ évolue ainsi de façon monotone (à l'exception du cas M23), croissante et non linéaire. En outre les données $|Z_{max}|$ des deux groupes ne se situent pas dans la même gamme de valeurs. Ceci nous incite à établir pour chacun de ces groupes des modèles comportementaux différents.

Quant à $\mathrm{Arg}(Z_{max})(p)$, au sein d'un même groupe de maquettes ses valeurs présentent une certaine dispersion et son évolution n'apparait pas monotone.

4.3.4. Modèle direct polynomial

A l'instar de ce qui a été fait dans ce chapitre (§ 4.2) concernant le problème d'END de structures multicouches, nous nous proposons, concernant l'END de pièces massives présentant des fissures, de construire un modèle comportemental direct polynomial. Les grandeurs qu'il s'agit de modéliser sont $|Z_{max}|$ et $\mathrm{Arg}(Z_{max})$, et l'unique paramètre à estimer constituant la variable du modèle polynomial est la profondeur des fissures p. Soit y une grandeur à modéliser (en l'occurrence il peut s'agir de $|Z_{max}|$ et $\mathrm{Arg}(Z_{max})$ à une certaine fréquence (500 kHz pour le capteur absolu, 400 kHz pour le capteur différentiel). Un modèle polynomial de degré n d'une certaine grandeur y en fonction de p peut s'écrire :

$$y = c_0 + c_1 p + c_2 p^2 + \ldots + c_n p^n \qquad (4.12)$$

Supposons que l'on dispose des mesures de grandeurs $\{y_1, y_2, \ldots, y_h\}$ à différentes fréquences f_i pour des valeurs de p connues. Ces mesures et la formulation (4.12) du modèle direct permettent d'écrire la relation matricielle suivante :

$$\begin{bmatrix} 1 & p_1 & p_1^2 & \ldots & p_1^n \\ 1 & p_2 & p_2^2 & \ldots & p_2^n \\ \ldots & \ldots & \ldots & \ldots & \ldots \\ 1 & p_h & p_h^2 & \ldots & p_h^n \end{bmatrix}_{f_i} \begin{bmatrix} c_0 \\ c_1 \\ \ldots \\ c_n \end{bmatrix}_{f_i} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \ldots \\ y_h \end{bmatrix}_{f_i}$$

en posant :

$$\mathbf{X}_{f_i} = \begin{bmatrix} 1 & p_1 & p_1^2 & \dots & p_1^n \\ 1 & p_2 & p_2^2 & \dots & p_2^n \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & p_h & p_h^2 & \dots & p_h^n \end{bmatrix}_{f_i}, \ \mathbf{c}_{f_i} = \begin{bmatrix} c_0 \\ c_1 \\ \dots \\ c_n \end{bmatrix}_{f_i} \text{ et } \mathbf{y}_{f_i} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_h \end{bmatrix}_{f_i}$$

il vient :

$$\mathbf{X}_{f_i}\mathbf{c}_{f_i} = \mathbf{y}_{f_i} \tag{4.13}$$

Les coefficients du modèle polynomial associé à une fréquence f_i peuvent être estimés au moyen d'une pseudo inverse, c'est-à-dire d'un estimateur des moindres carrés (MC) :

$$\mathbf{c}_{f_i} = \left[\mathbf{X}_{f_i}^T\mathbf{X}_{f_i}\right]^{-1}\mathbf{X}_{f_i}^T\mathbf{y}_{f_i} \tag{4.14}$$

4.3.5. Procédure d'inversion par moindres carrés et moindres carrés pondérés

Une fois que l'on dispose d'un modèle direct polynomial reliant le paramètre p à évaluer aux grandeurs y que l'on est capable de mesurer, on peut chercher à l'inverser afin, à partir de mesures, d'évaluer les paramètres d'intérêt.

Pour notre problème d'END de pièces électriquement conductrices massives fissurées, on peut exprimer sous forme matricielle la relation entre les grandeurs mesurées et le modèle polynomial considéré, lequel est multifréquences :

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{01} & c_{11} & \dots & c_{n1} \\ c_{02} & c_{12} & \dots & c_{n2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_{0l} & c_{1l} & \dots & c_{nl} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ p \\ \dots \\ p^n \end{bmatrix} \tag{4.15}$$

où les y_q, $q \in \{1, 2, \dots, l\}$, sont des grandeurs $|Z_{max}|$ et $\mathrm{Arg}(Z_{max})$ au nombre de h, mesurées à différentes fréquences f_i, $i \in \{1, 2, \dots, k\}$, de sorte que $l = k \times h$. Les c_{jq}, avec $j \in \{1, 2, \dots, n\}$, sont les coefficients du modèle polynomial (de degré n), et p est le paramètre à évaluer. (4.15) peut aussi s'écrire :

$$\begin{bmatrix} y_1 - c_{01} \\ y_2 - c_{02} \\ \dots \\ y_l - c_{0l} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{21} & \dots & c_{n1} \\ c_{12} & c_{22} & \dots & c_{n2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_{1l} & c_{2l} & \dots & c_{nl} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ p^2 \\ \dots \\ p^n \end{bmatrix} \tag{4.16}$$

En posant

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 - c_{01} \\ y_2 - c_{02} \\ \dots \\ y_l - c_{0l} \end{bmatrix}, \ \mathbf{C} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{21} & \dots & c_{n1} \\ c_{12} & c_{22} & \dots & c_{n2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_{1l} & c_{2l} & \dots & c_{nl} \end{bmatrix}, \ \mathbf{p} = \begin{bmatrix} p \\ p^2 \\ \dots \\ p^n \end{bmatrix}$$

la relation (4.16) peut s'écrire

$$\mathbf{y} = \mathbf{Cp}$$

y et **C** étant connus, l'estimée $\widehat{\mathbf{p}}$ du vecteur **p** peut être obtenue au moyen d'une pseudo inverse, c'est à dire d'un estimateur des moindres carrés (MC) :

$$\widehat{\mathbf{p}} = [\mathbf{C}^T\mathbf{C}]^{-1}\mathbf{C}^T\mathbf{y} = \begin{bmatrix} \hat{p} \\ \widehat{p^2} \\ \dots \\ \widehat{p^n} \end{bmatrix} \tag{4.17}$$

Cette opération permet d'estimer p en extrayant simplement la valeur $\hat{p}$ du vecteur $\widehat{\mathbf{p}}$**,** soit en tenant compte de l'ensemble des éléments de $\widehat{\mathbf{p}}$**,** en faisant par exemple une estimation au sens des moindres carrés (MC) ou des moindre carrés pondérés (MCP) [Cou09].

L'estimées $\hat{\hat{p}}$ procède du calcul itératif de distance suivant :

$$[\hat{\hat{p}}] = arg\min_{(p)}\left[(\hat{p} - p)\left(\widehat{p^2} - p^2\right) \dots \left(\widehat{p^n} - p^n\right)\right]\mathbf{Q}\begin{bmatrix} \hat{p} - p \\ \widehat{p^2} - p^2 \\ \dots \\ \widehat{p^n} - p^n \end{bmatrix} \tag{4.18}$$

où **Q** est une matrice diagonale de pondération. A chaque itération on fait varier *p*, (en partant par exemple de $\hat{p}$), l'estimation consistant à choisir la valeur $\hat{\hat{p}}$ ayant minimisé la distance calculée.

Dans le cas d'une estimation au sens des MC, la matrice de pondération est unitaire (**Q** = **I**). Dans celui d'une estimation au sens des MCP, **Q** est la matrice diagonale suivante (cf § 4.2.2.1) :

$$\mathbf{Q} = diag\left(\frac{1}{(\hat{p})^2} \quad \frac{1}{(\widehat{p^2})^2} \quad \dots \quad \frac{1}{(\widehat{p^n})^2}\right) \tag{4.19}$$

4.3.6. Mise en œuvre de l'approche

4.3.6.1. Construction du modèle direct polynomial

Partant de mesures de $|Z_{max}|$ et $\mathrm{Arg}(Z_{max})$ à deux fréquences (f_1 = 500 kHz, f_2 = 400 kHz) nous avons construit des modèles directs polynomiaux de ces grandeurs en fonction de *p*, conformément à la méthode décrite en § 4.3.4. Ces modèles concernent les maquettes du premier groupe. Les coefficients des polynômes dont le degré a été choisi égal à 2 sont donnés au Tableau 4.5. D'après la littérature [DD68] les polynômes de degré supérieur à 2 sont rarement utilisés pour des questions d'efficacité d'inversion. De plus, en ce qui concerne notre problème, nous ne disposons par maquette que de 3 points de mesure correspondant aux 3 cycles d'impact. Aussi le choix de polynômes de degré supérieur à 2 risquerait fortement de conduire à un sur-ajustement du modèle direct aux données, et d'être préjudiciable à l'estimation de *p*.

Tableau 4.5 Coefficients des modèles directs polynômiaux quadratiques de $|Z_{max}|(p)$ et $Arg(Z_{max})(p)$ aux fréquences d'excitation f_1 = 500 kHz, f_2 = 400 kHz

$$y = c_0 + c_1 p + c_2 p^2$$

Fréquence f_i	Polynôme	c_0	$c_1(\times 10^3)$	$c_2(\times 10^6)$
500 kHz	$\|Z_{max}\|(p)$	3,16	70,55	-12,46
500 kHz	$Arg(Z_{max})(p)$	156,47	168,95	-177,75
400 kHz	$\|Z_{max}\|(p)$	17,70	27,78	68,82
400 kHz	$Arg(Z_{max})(p)$	-13,16	116,95	-125,90

4.3.6.2. Mise en œuvre de l'inversion

Nous avons testé l'inversion des différentes combinaisons, soit mono-fréquence, soit bi-fréquence, des quatre modèles directs polynomiaux (des $|Z_{max}|$ et $Arg(Z_{max})$ aux fréquences f_1 et f_2) présentés en § 4.3.4.

A l'instar de ce qui a été fait en § 4.3.5, l'inversion a été réalisée en deux étapes au moyen des méthodes MC-MCP et MCNN-MCP.

La comparaison des différentes combinaisons de caractéristiques (Tableau 4.6) montre que celle donnant les résultats d'estimation les plus précis, i.e. présentant l'erreur quadratique moyenne la plus faible, et ce de manière significative (de 13,5 % contre 43.4 % ou 24.4 % contre 44 %, selon la méthode employée (voir la 3ème colonne du Tableau 4.6)), est la combinaison des grandeurs $|Z_{max}|$ aux deux fréquences d'excitation f_1 et f_2 et ce, que l'inversion soit de type MC-MCP ou MCNN-MCP. De ces deux méthodes d'inversion la seconde s'avère légèrement plus précise que la première avec des écarts de REQM de 4 % à 16 % selon la combinaison de paramètres considérés. L'écart de 4 % correspondant à la combinaison la plus intéressante, c'est-à-dire à celle des grandeurs $|Z_{max}|$ aux deux fréquences d'excitation. Le fait que l'ajout d'une contrainte de non négativité améliore la précision de l'estimation, quoique dans une proportion relativement faible, tend à indiquer que les données utilisées sont relativement bruitées (malgré les traitements d'images effectués), la méthode MCNN étant réputée donner de meilleurs résultats que la méthode MC lorsque les données sont bruitées.

S'agissant de l'inversion de modèles polynomiaux bi-fréquences de $|Z_{max}|$, sachant que les profondeurs de fissures à estimer sont comprises entre 200 µm et 800 µm, on peut considérer qu'avec une erreur quadratique moyenne de l'ordre de 50 µm, la méthode d'estimation proposée est satisfaisante. Cette bonne précision des estimations peut être vérifiée graphiquement sur la Figure 4.16 relative aux résultats d'estimation obtenus pour les maquettes M11 et M12 avec la méthode MCNN-MCP.

Par ailleurs, comme le montre le Tableau 4.7 donnant le biais des estimations (ERJ), on constate d'une manière générale, que plus la profondeur des fissures est grande, plus l'estimation tend à être juste. Les quelques écarts que l'on peut constater par rapport à cette tendance (maquette M14 par exemple, ou le biais (ERJ) important constaté avec la maquette M13 concernant l'estimation de profondeur de fissure à l'issue du premier cycle de fatigue) peuvent être attribués au fait que la base de données utilisée pour construire le modèle direct étant limitée, lorsqu'une profondeur de fissure est éloignée de la tendance générale donnée par un groupe de maquettes, l'estimation est mise en défaut.

A titre de comparaison avec le modèle polynomial le plus favorable (modèle bi-fréquences de $|Z_{max}|$) le Tableau 4.7 donne également le biais des estimations (ERJ) correspondant à un modèle direct polynomial mono-fréquence (à 500 kHz) des caractéristiques $|Z_{max}|$ et $\mathrm{Arg}(Z_{max})$, et à la technique d'inversion MCNN-MCP.

Avec le modèle polynomial le plus favorable, les résultats d'estimation s'avèrent satisfaisants lorsqu'il s'agit de la profondeur de fissure à l'issue du troisième cycle (celle-ci étant relativement grande : comprise entre 0,7 mm et 0,75 mm). En effet, dans ce cas le biais maximal est de -4,8 % (Tableau 4.7). Mais le biais des estimations est plus élevé pour les faibles profondeurs, au point que la justesse s'avère dans quelques cas insuffisante (ERJ = 58,63 % pour la maquette M13 après le premier cycle, ERJ = -26,53 % pour la maquette M14 après le deuxième cycle).

Tableau 4.6 Comparaison des méthodes d'inversion MC-MCP et MCNN-MCP appliquées à différents modèles directs polynomiaux pour estimer la profondeur de fissures.

f_1 = 500 kHz, f_2 = 400 kHz

Inversion MC-MCP		
Caractéristiques utilisées	***REQM* (µm)**	**1-*REQM*/*REQM*$_{min}$**
$\|Z_{max}\|$ aux fréquences f_1 et f_2	51,52 ($REQM_{min}$)	
$\|Z_{max}\|$ et Arg(Z_{max}) aux fréquences f_1 et f_2	68,13	24,4 %
$\|Z_{max}\|$ et Arg(Z_{max}) à la fréquence f_1	91,95	44,0 %
Inversion MCNN-MCP		
Caractéristiques utilisées	***REQM* (µm)**	**1-*REQM*/*REQM*$_{min}$**
$\|Z_{max}\|$ aux fréquences f_1 et f_2	49,38 ($REQM_{min}$)	
$\|Z_{max}\|$ et Arg(Z_{max}) aux fréquences f_1 et f_2	57,11	13,5 %
$\|Z_{max}\|$ et Arg(Z_{max}) à la fréquence f_1	87,22	43,4 %

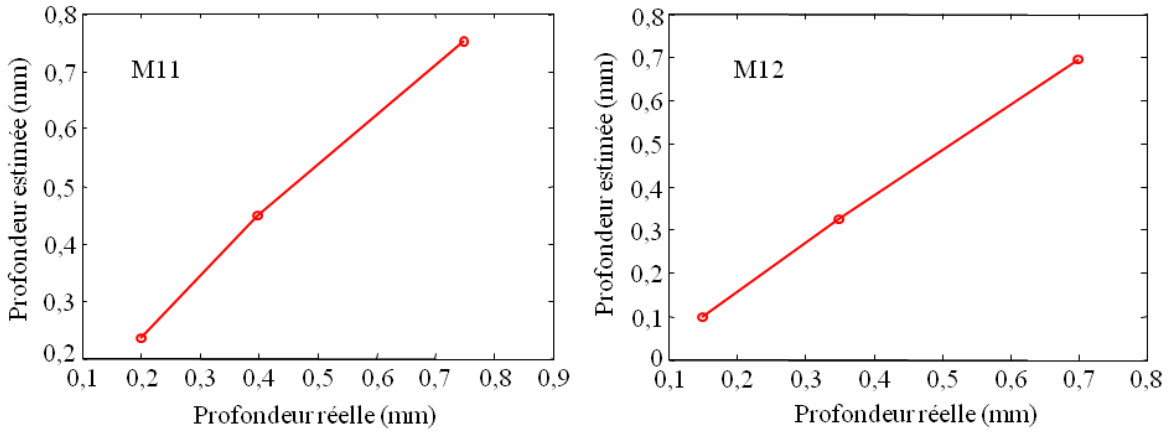

Figure 4.16 Résultats d'estimation de profondeur de fissures par inversion de modèles directs polynomiaux bi-fréquences (400 kHz et 500 kHz) de $|Z_{max}|$, obtenus sur les maquettes M11 et M12.

Tableau 4.7 Estimation de profondeur de fissures par méthodes bi-fréquences et mono-fréquence, basées sur l'inversion de modèles directs polynomiaux par méthode MCNN-MCP.

ERJ (%) (modèles polynomiaux bi-fréquences (400 kHz et 500 kHz) de $\lvert Z_{max}\rvert$)				
Maquette	**M11**	**M12**	**M13**	**M14**
Premier cycle	17,45	-34,53	58,63	3,88
Deuxième cycle	12,20	-7,32	-16,84	-26,53
Troisième cycle	0,27	-1,01	1,69	-4,80
ERJ% (modèles polynomiaux mono-fréquence (500 kHz) de $\lvert Z_{max}\rvert$ et Arg(Z_{max}))				
Maquette	**M11**	**M12**	**M13**	**M14**
Premier cycle	-2,70	15,42	2,36	-29,46
Deuxième cycle	18,42	-0,60	-23,14	-13,62
Troisième cycle	3,18	-27,36	-11,18	-21,47

4.3.6.3. Conclusion sur l'intérêt de la méthode d'estimation basée sur l'inversion d'un modèle direct polynomial

Parmi les alternatives proposées, la méthode d'estimation reposant sur un modèle direct polynomial quadratique bi-fréquences de $\lvert Z_{max}\rvert$ est celle qui donne les meilleurs résultats. Ceux-ci présentent une précision acceptable, la REQM est de l'ordre de 50 µm pour des profondeurs de fissures recherchées comprises entre 200 µm et 800 µm. Si ces résultats sont prometteurs, il apparait cependant qu'une base de données plus large serait utile pour construire des modèles directs plus justes et améliorer de ce fait l'estimation dans le sens d'une réduction de son biais et de sa variance, et de caractériser de manière statistique les performances obtenues.

4.4. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons considéré deux problèmes d'END par CF. D'une part celui de l'évaluation d'épaisseurs de structures multicouches, pour lequel des approches avaient été proposées aux chapitres précédents, et d'autre part celui de l'évaluation de profondeur de fissures dans des pièces massives. Pour l'un et l'autre de ces problèmes, l'objet de ce chapitre

était de proposer des méthodes d'estimation basées sur l'inversion de modèles comportementaux directs polynomiaux et d'en étudier la pertinence.

Pour l'un comme pour l'autre des deux problèmes considérés, nous avons proposé de construire le modèle comportemental direct des grandeurs considérées (à savoir : soit des écarts relatifs d'impédance, soit des modules ou arguments d'impédances, selon le problème) au moyen d'une approche par moindres carrés.

Quant aux méthodes d'inversion proposées, elles se décomposent en deux étapes, la première consistant, soit en une estimation par moindres carrés, soit en une estimation par moindres carrés avec contrainte de non négativité de la solution. La seconde étape consiste en une estimation par moindres carrés pondérés. Par ailleurs, sachant que le fait de disposer de données CF à plusieurs fréquences permet d'enrichir la connaissance que l'on a de la structure inspectée, et par conséquent de favoriser l'estimation de ses paramètres, des approches d'estimation multi-fréquences ont été proposées pour les deux problèmes. Notons que pour l'évaluation d'épaisseurs de structures multicouches une étude des performances de l'estimation en fonction du degré des polynômes du modèle direct utilisé a conclu à la pertinence d'un modèle quadratique, une étude similaire relative au nombre de fréquences utilisées a conclu que l'usage de 5 fréquences était le plus pertinent (l'utilisation de 1 à 5 fréquences ayant été considérée).

Concernant l'évaluation d'épaisseurs de structures multicouches, la méthode la plus précise proposée dans ce chapitre (la racine carrée de son erreur quadratique moyenne est de l'ordre de 70 µm pour des épaisseurs à mesurer comprises entre 0 et 1 mm et pour une structure en alliage d'aluminium 2017) s'avère moins performante que celle proposée au chapitre 3 (dont la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne était ≤ 27 µm).

En ce qui concerne l'évaluation de profondeur de fissures dans des pièces massives, l'analyse comportementale des données à notre disposition (images obtenues par C-scan de l'impédance d'un capteur CF placé au voisinage de la surface de la cible) nous a porté à choisir d'exploiter l'impédance maximum (($|Z_{max}|$) et accessoirement l'argument de l'impédance maximum des images $\mathrm{Arg}(Z_{max})$) afin de déterminer la profondeur des fissures. Plusieurs alternatives de modèles comportementaux polynomiaux directs ont été étudiées qui consistaient en différentes combinaisons de $|Z_{max}|$ et $\mathrm{Arg}(Z_{max})$ à une ou deux fréquences. La meilleure combinaison s'est avérée être un modèle bi-fréquence de $|Z_{max}|$. La précision des

résultats obtenue dans ce cas atteint environ 50 µm pour des profondeurs de fissures recherchées comprises entre 200 µm et 800 µm. Néanmoins, il apparait qu'une base de données plus large pourrait être profitable à l'élaboration des modèles directs et améliorer l'estimation dans le sens d'une réduction de son biais et de sa variance.

Dans le chapitre qui suit les deux problèmes d'évaluation traités ici par inversion de modèles directs polynomiaux vont être traités en se basant sur des réseaux de neurones.

Chapitre 5 Estimation de paramètres de structures conductrices par une approche à réseaux de neurones artificiels

5.1. Introduction

Deux problèmes d'END à CF, celui de l'estimation du jeu entre pièces dans un assemblage métallique, et celui de la mesure de la profondeur d'une fissure présente dans un élément métallique massif, ont été traités au chapitre 4 par inversion d'un model direct comportemental polynomial. Dans le présent chapitre nous nous proposons de traiter ces mêmes problèmes au moyen de réseaux de neurones artificiels (RNA). En effet, ces réseaux constituent des approximateurs universels et sont donc de bons candidats pour mettre en œuvre l'approche d'estimation comportementale que nous poursuivons dans ce travail de thèse. Les résultats de cette méthode et leur précision seront naturellement comparés à ceux de celles précédemment proposées afin de déterminer quelle est la plus intéressante.

5.2. Réseaux de neurones

5.2.1. Cerveau et neurones biologiques

Les réseaux de neurones artificiels s'inspirent des réseaux de neurones naturels. Aussi, avant d'introduire les premiers allons-nous présenter les seconds. Le cerveau humain est constitué d'un gigantesque et complexe réseau de cellules nerveuses ou *neurones*. On en

compte environ 10 milliards. Chacun d'eux est connecté à d'autres neurones par en moyenne 10000 synapses [Hay99]. Le réseau de neurones du cerveau constitue un système de traitement massivement parallèle de l'information, a contrario des ordinateurs classiques dans lesquels un seul processeur exécute les instructions en série (une ou plusieurs séries pouvant néanmoins être exécutées en même temps). Si les neurones ne fonctionnent qu'à une fréquence maximale d'environ 100 Hz, ils fonctionnent simultanément (en parallèle), tandis qu'un processeur conventionnel est capable de réaliser une série de plusieurs centaines de millions d'opérations par seconde.

Outre celle d'effectuer des calculs massivement parallèles avec une efficacité extrême, les réseaux de neurones cérébraux ont la particularité de se réorganiser en tenant compte de l'expérience. De plus, les neurones en bonne santé ont la faculté d'apprendre à prendre en charge les fonctions précédemment exercées par des parties endommagées du cerveau. Autre singularité qui différentie le cerveau d'un ordinateur : son réseau de neurones est le siège de la conscience de soi, capacité qui reste jusqu'à présent inexpliquée.

Quant à la structure des neurones biologiques, elle comporte (Figure 5.1) :

+ les **dendrites** – qui en constituent les entrées,

+ le **soma** – qui en constitue le corps,

+ l'**axone** – qui en constitue la sortie, laquelle est connectée à un autre neurone du réseau.

Le corps du neurone (soma) (Figure. 5.1) est grossièrement sphérique. Les signaux qui y sont générés sont transmis à d'autres neurones grâce à une extension du corps de cellule appelée *axone*, ou fibre nerveuse. Autour du corps cellulaire, se trouvent d'autres extensions, les *dendrites*, qui sont chargées de recevoir les signaux entrants générés par d'autres neurones.

La longueur d'un axone varie dans le corps humain d'une fraction de millimètre à un mètre, et se prolonge à partir d'un point du soma appelé *butte d'axone*. L'autre extrémité de l'axone se divise en plusieurs branches au bout desquelles se trouvent les *boutons terminaux*. Ces derniers sont placés au sein de structures particulières appelées *synapses*, jonctions permettant de transmettre les signaux d'un neurone à l'autre. Chaque neurone contrôle généralement de 10^3 à 10^4 jonctions synaptiques. Par ses dendrites, un neurone est connecté à un millier de neurones voisins. Ainsi, chaque neurone possède des milliers d'entrées.

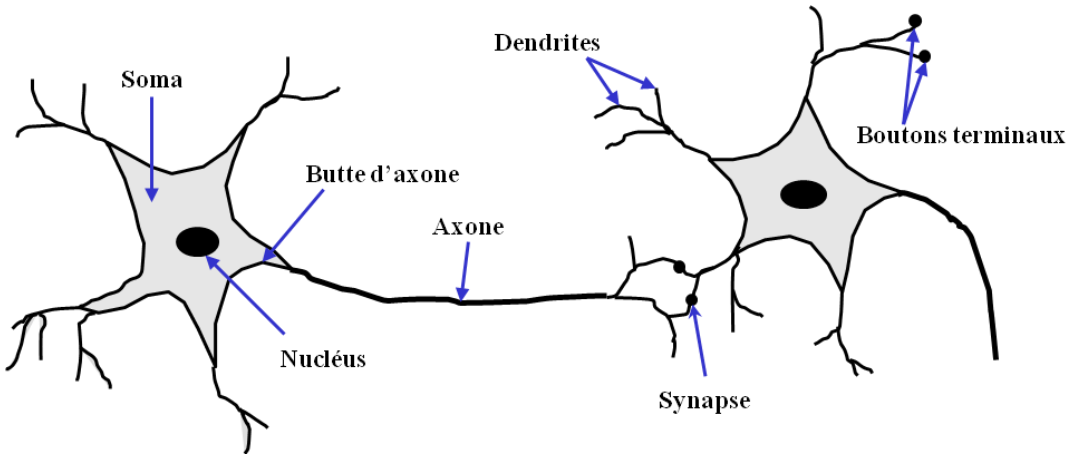

Figure 5.1 Neurone biologique

Un neurone fonctionne de la manière suivante : lorsque l'un des neurones voisins exerce une tension, une charge positive ou négative est reçue par l'une des dendrites du neurone considéré. Les valeurs de toutes les charges reçues à tous les dendrites du neurone sont additionnées et le total est ensuite transmis au soma. Ni celui-ci, ni le nucléus (noyau) ne jouent un rôle significatif dans le traitement des données entrantes et sortantes. Leur fonction principale est d'effectuer les maintenances nécessaires pour maintenir les fonctions du neurone. La partie du soma qui participe à l'élaboration des signaux entrants est la *butte d'axone* : lorsque la somme des signaux d'entrée dépasse le seuil de la butte d'axone, le neurone se met à exercer une tension (il devient actif, alors qu'en deçà du seuil il reste inactif) et un signal de sortie est transmis long de l'axone. En d'autres termes, une fois que l'entrée dépasse le seuil, le neurone envoie une décharge électrique - impulsion qui part du corps, traverse l'axone, et est transmise à d'autres neurones (ou d'autres récepteurs).

D'après ce que nous savons sur les structures neurales, nous pouvons affirmer que le cerveau apprend en modifiant les forces de connexions entre neurones et en ajoutant ou supprimant des connexions entre eux. Autrement dit, l'apprentissage se fait en *changeant l'efficacité des synapses*, ce qui change l'influence d'un neurone sur les autres.

De nombreuses tentatives ont été faites pour imiter le comportement du cerveau au moyen de ce que l'on appelle les réseaux de neurones artificiels (RNA). Nous allons en présenter brièvement quelques modèles à la section suivante. Dans ce qui suit, le terme *réseau de neurones* sous entendra réseau de neurones artificiel.

5.2.2. Modèles de réseaux de neurones artificiels

5.2.2.1. Neurones artificiels et réseaux de neurones artificiels

- **Les neurones artificiels**

La transmission d'un signal d'un neurone naturel à l'autre par des synapses est un processus chimique complexe qui a pour effet d'augmenter ou de diminuer le potentiel électrique dans le soma (corps) de la cellule réceptrice. Au-delà d'un certain seuil, le neurone s'active. McCulloch et Pitts [MP43] ont proposé un modèle des neurones artificiels cherchant à reproduire cette seule caractéristique de leur homologues naturels (Figure 5.2).

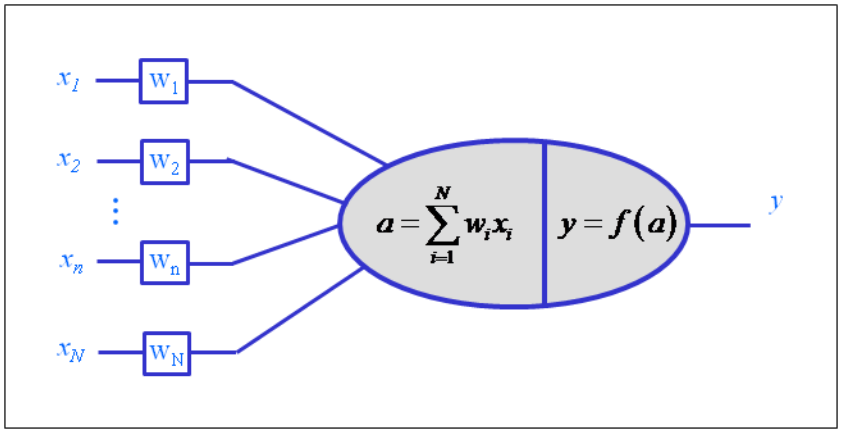

Figure 5.2 Modèle des neurones artificiels proposé par McCulloch et Pitts.

Un neurone artificiel (NA) reçoit les signaux entrants provenant d'autres neurones, ou, dans certains cas, d'une source externe. Il comporte N entrées (x_1, x_2,..., x_N) auxquelles sont associés des *poids synaptiques* (w_1, w_2,..., w_N), lesquels correspondent aux connexions synaptiques des neurones biologiques et peuvent être modifiés afin de modéliser l'apprentissage synaptique. La somme pondérée de ces entrées, appelée activation, est donnée par :

$$a = \sum_{i=1}^{N} w_i \, x_i \qquad (5.1)$$

Soit, sous forme matricielle :

$$a = \mathbf{w}^T.\mathbf{x}$$

Les entrées et les poids ont des valeurs réelles. Un poids négatif correspond à une connexion inhibitrice, tandis qu'un poids positif indique une connexion excitatrice. La valeur de sortie du neurone est donnée par une *fonction d'activation* dont argument est l'activation *a* :

$$y = f(a) \tag{5.2}$$

La fonction d'activation proposée par McCulloch et Pitts est une fonction à seuil (Figure 5.3) donnée :

$$f(x) = \begin{cases} 0 & si\ \ x \leq 0 \\ 1 & si\ \ x > 0 \end{cases} \tag{5.3}$$

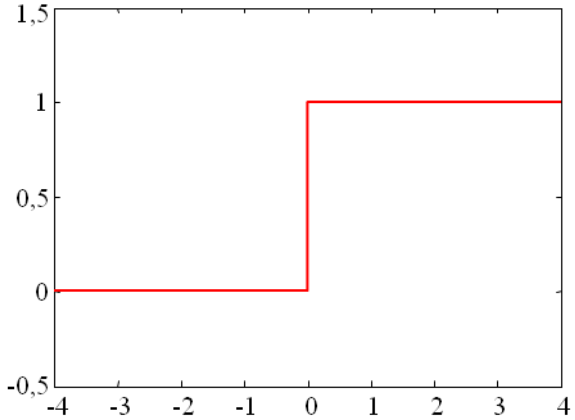

Figure 5.3 Fonction d'activation proposée par McCulloch et Pitts.

D'autres auteurs ont proposé des fonctions d'activation différentes de la fonction à seuil de McCulloch et Pitts, il s'agit de fonctions continûment différentiables dont quatre exemples sont donnés ci-après :

+ Fonction linéaire $\quad f(x) = kx \quad$ (5.4)

+ Fonction sigmoïde $\quad f(x) = \frac{b}{1 + e^{-ax}} \quad$ (5.5)

+ Fonction tangente hyperbolique $f(x) = \frac{e^{x} - e^{-x}}{e^{x} + e^{-x}}$ (5.6)

+ Fonction radiale $f(x) = e^{-ax^2}$ (5.7)

- **Les réseaux de neurones artificiels**

En connectant des neurones artificiels on constitue un réseau. Les réseaux de neurones peuvent effectuer les mêmes calculs qu'un ordinateur conventionnel et résoudre des problèmes techniques qu'il est très difficile à résoudre par des méthodes conventionnelles lorsque l'on ne dispose pas de modèle mathématique de ceux-ci [HSW89, Hay99].

Les réseaux de neurones se différentient par le nombre de neurones utilisés, par la manière de les connecter et par leurs poids synaptiques. Le processus consistant à choisir ces paramètres est appelé processus de formation ou processus d'apprentissage du réseau. On distingue l'apprentissage structurel qui porte sur l'ajustement et de la structure et des poids synaptiques, de l'apprentissage paramétré, qui ne porte que sur l'ajustement des poids synaptiques. Ces notions sont développées dans la section suivante.

5.2.2.2. Architectures de réseaux de neurones artificiels

- **Réseaux de neurones sans bouclage**

Pour ce type de réseau, les neurones sont regroupés au sein de couches. Tous les neurones d'une couche tiennent leur entrées de la couche précédente et connectent leurs sorties à la couche suivante (Figure 5.4), ce qui signifie que les connexions des sorties des neurones d'une couche avec des neurones appartenant à la couche précédente ne sont pas autorisées. La couche de rang le plus élevé est appelée *couche sortante*, et les couches intermédiaires entre la *couche entrante* et la couche sortante sont appelées *couches cachées*.

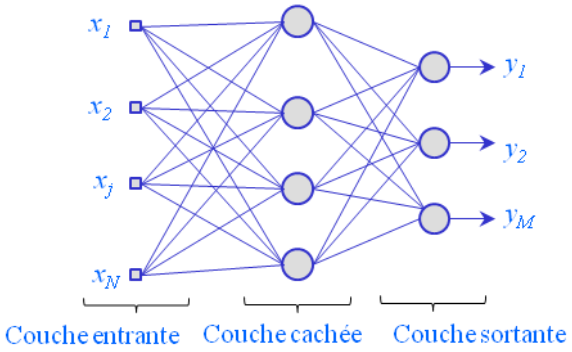

Figure 5.4 Couches des réseaux de neurones.

Les neurones de la couche entrante servent simplement à transmettre l'entrée externe aux neurones de la première couche cachée. S'il n'y a pas de couche cachée, le réseau est considéré comme un *réseau à une seule couche*. S'il existe au moins une couche cachée, ces réseaux sont appelés *réseaux de neurones multicouches sans bouclage* (RNMC). Etant donné que l'organisation d'un RNMC ne contient pas de cycles, la fonction de transfert (entrée/sortie) du réseau sera *statique*, ce qui signifie que les valeurs données par la sortie du réseau à tout instant *t* dépendront uniquement des valeurs présentées à l'entrée à $(t\text{-}\,\Delta t)$, où Δt est le retard de propagation du réseau.

- **Réseaux de neurones récurrents**

Les structures dans lesquelles les connexions aux neurones appartenant à la même couche ou aux couches précédentes sont possibles, sont appelés *réseaux de neurones récurrents* (RNR) (Figure 5.5). Ceci n'interdit pas que les *neurones* puissent être organisés en couches : certains neurones sont des *neurones entrants* et quelques autres sont des *neurones sortants*. Les neurones restants pouvant être appelés *neurones cachés*.

Le fonctionnement d'un RNR peut être décrit en termes de système dynamique, en raison de la présence de boucles fermées. Ceci signifie qu'étant donnée une entrée à l'instant *t*, la sortie du réseau dépend non seulement de cette entrée, mais aussi de l'histoire passée du réseau, c'est-à-dire de l'état précédent. *L'état du réseau* est un vecteur dans lequel chaque élément correspond à la sortie d'un neurone du réseau. Les valeurs initiales des éléments de ce vecteur forment *l'état initial* du réseau. Les sorties des neurones varient dans le temps et si le réseau converge sur un état final qui ne change plus le réseau est considéré comme stable

asymptotiquement. Les états inchangés sont appelés *états équilibrés*. Ce sont les poids de connexion et les valeurs de seuil qui déterminent les états équilibrés du système.

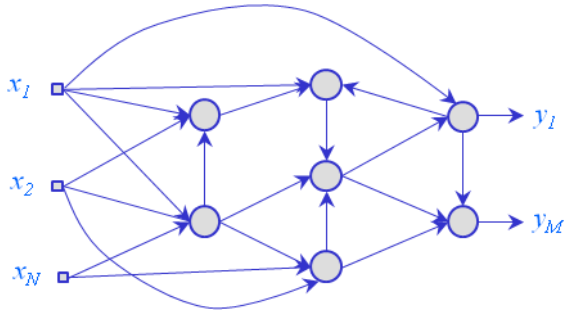

Figure 5.5 Réseau de neurones récurrent.

5.2.2.3. Apprentissage des réseaux de neurones artificiels

- **Apprentissage supervisé et non-supervisé**

En général, les réseaux de neurones sont utiles pour les applications pour lesquelles la nature exacte de la relation entre les entrées et les sorties n'est pas connue (absence de modèle). Leur puissance tient au fait qu'ils apprennent la relation entrée/sortie par le biais d'un processus de formation. Cet apprentissage peut être réalisé de deux manières : soit par une formation supervisée, celle-ci étant la plus commune, soit par une formation non supervisée.

L'apprentissage supervisé est une technique de création de fonction automatique se basant sur un ensemble de données de formation. Cet ensemble est constitué de *cas de figures* associant des paires *entrée/sortie* à partir desquels le réseau apprend la relation existant entre ces entrées et sorties. La tâche du réseau de neurones consiste à prédire la valeur de la fonction pour n'importe quel objet d'entrée validé, après avoir effectué un apprentissage sur un certain nombre d'exemples de formation. Partant de données d'apprentissage, le réseau doit être capable de prédire de façon raisonnable les sorties correspondant à de nouvelles situations (ne faisant pas partie de la base d'apprentissage).

Parmi les algorithmes d'apprentissage supervisés existants, l'algorithme de rétro-propagation [RHW86], qui ajuste les poids du réseau et des seuils de façon à minimiser

l'erreur quadratique moyenne des prédictions du réseau sur l'ensemble de formation, fait figure d'algorithme optimal.

Dans le cas de *l'apprentissage non supervisé*, il s'agit de former un modèle afin de pouvoir s'adapter à certaines observations. Il se distingue de l'apprentissage supervisé par le fait qu'il n'y a pas de sorties prioritaires. Dans l'apprentissage non supervisé, un ensemble de données d'objets entrants est recueilli, puis généralement traité comme un ensemble de variables aléatoires. Un modèle de densité conjointe est alors construit pour cet ensemble de données. En cas d'apprentissage non supervisé, les algorithmes de formation vont ajuster les poids du réseau à partir d'une base de données de formation qui ne comprend que les valeurs d'entrée [Hay99].

Un exemple de forme d'apprentissage non supervisé est de regroupement qui repose sur la division d'un ensemble de données en sous-ensembles appelés groupes.

- **Apprentissage avec une structure de réseau fixe ou variable**

Les algorithmes d'apprentissage avec structure de réseau fixe reposent, comme leur nom l'indique, sur un réseau de structure fixée (nombre et type d'interconnexions des neurones). Ce type d'algorithme d'apprentissage souffre du risque de *sur-ajustement* ou de *sous-ajustement* vis à vis du problème à résoudre. En cas de sur-ajustement, la capacité de généralisation du réseau risque d'être compromise. Sur-ajusté, le réseau s'adapte très bien aux données d'apprentissage mais ses prédictions face a des données éloignées de la base d'apprentissage manquent de précision. En revanche, dans le cas d'un sous-ajustement, il peut arriver qu'aucune configuration des paramètres du réseau ne garantisse la convergence de l'algorithme d'apprentissage (l'erreur reste trop élevée). Généralement cela est dû à une taille de réseau trop petite pour s'adapter correctement à la complexité du problème à résoudre.

Les algorithmes d'apprentissage basés sur une structure de réseau variable [Lee91, Kar04] ne nécessitent pas de choisir a priori une structure de réseau. Dans ce cas, le réseau s'étend ou se rétracte automatiquement, au gré des données d'apprentissage, jusqu'à ce qu'une configuration optimale - du moins en théorie - soit obtenue. Toutefois, une procédure d'optimisation visant à déterminer le réseau présentant la structure la plus simple parmi celles présentant les mêmes performances, doit être définie.

5.2.3. Réseaux de neurones multicouches sans bouclage (RNMC)

Ce sont peut-être les architectures de réseaux les plus populaires parmi celles utilisées aujourd'hui. Elles sont telles que chaque neurone effectue une somme biaisée pondérée de ses entrées et transmet cette activation à une fonction d'activation pour produire sa sortie. Les neurones sont disposés dans une topologie de couches « feedforward ». Les poids des connexions et les seuils sont les paramètres libres du modèle. Ces réseaux peuvent modéliser des fonctions non linéaires de complexité arbitraire, avec un nombre de couches et un nombre de neurones par couche qui déterminent la complexité des fonctions [HSW89, BR92]. La spécification du nombre de couches cachées et du nombre de neurones de chaque couche est une question importante dans la construction d'un RNMC. Le nombre de neurones d'entrée et de sortie est défini par le problème, alors qu'il n'y a pas de règle pour déterminer le nombre de neurones cachés. Toutefois, il est fréquent de prendre comme point de départ une seule couche cachée comportant un nombre de neurones égal à la moitié de la somme du nombre des neurones d'entrée et de sortie.

5.2.3.1. Algorithmes d'apprentissage

Parmi les algorithmes d'apprentissage supervisé utilisés pour former des RNMC, l'algorithme de rétro-propagation est l'un des plus répandus. Son principe est le suivant : une fois fixés le nombre des couches et leurs nombres de neurones, les poids et les seuils du réseau sont ajustés de façon à minimiser l'erreur de prédiction du réseau sur les exemples d'apprentissage.

Pour ce faire, il faut se fixer une fonction d'erreur, telle que par exemple *l'erreur quadratique moyenne*, définie comme la somme des erreurs individuelles des neurones de la couche sortante mises au carré. Une erreur individuelle consistant, pour un exemple d'apprentissage donné, en l'écart entre la vraie valeur et celle prédite par le réseau en sortie du neurone de la couche sortante correspondante.

L'objectif de l'algorithme de rétro-propagation est de déterminer les poids synaptiques du réseau de neurones qui minimisent cette erreur pour l'ensemble de la base de données d'apprentissage.

Parmi les algorithmes supervisés utilisés pour former des RNMC on trouve également l'algorithme de descente de gradient conjugué et l'algorithme de Levenberg-Marquardt. Pour

de nombreux problèmes ceux-ci s'avèrent sensiblement plus rapides que l'algorithme de rétro-propagation [HM94, Hay99].

5.2.3.2. Vitesse d'apprentissage

La vitesse d'apprentissage est liée à celle du processus de formation d'un réseau de neurones. Elle est fonction du coefficient utilisé pour définir la proportion dans laquelle les poids de connexion (poids synaptiques) sont modifiés à chaque pas de l'exécution de l'algorithme d'apprentissage.

Si ce coefficient d'apprentissage choisi est très faible, l'algorithme a de fortes chances de converger, mais il risque d'avoir besoin d'un grand nombre d'itérations et donc de beaucoup de temps pour cela (Figure. 5.6a). A l'inverse, si ce coefficient d'apprentissage est grand, l'algorithme a des chances de converger rapidement mais il risque également de diverger (Figure 5.6b).

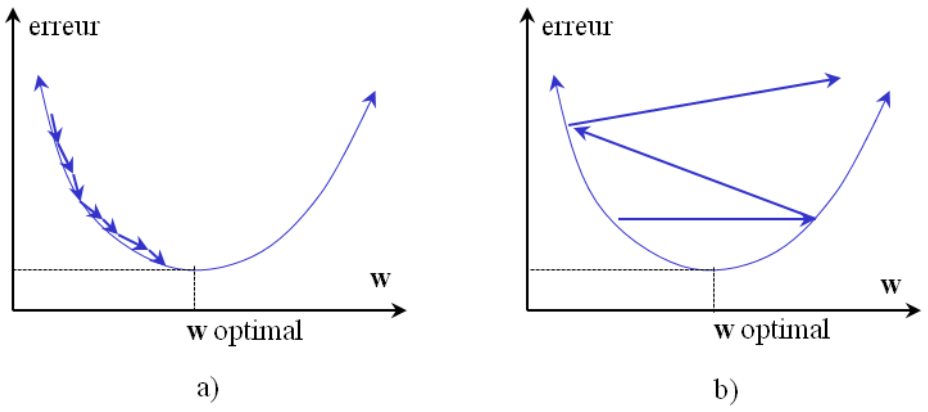

Figure 5.6 Illustration de l'effet de la vitesse d'apprentissage d'un réseau de neurones. (a) convergence lente de l'algorithme lorsque la vitesse est faible (a); (b) divergence de l'algorithme à cause d'une vitesse d'apprentissage trop grande.

5.2.3.3. Sur-apprentissage et puissance de généralisation

Dans la phase d'apprentissage, le réseau minimise l'erreur en se basant sur des données qui ne sont pas idéales et dont l'ensemble n'est pas infini. Si le réseau se trouve confronté à des données s'écartant de la base d'apprentissage, en raison même du fait que qu'il a été conçu de façon à minimiser l'erreur, il y a un risque qu'il tende à donner des valeurs de sortie

imprécises. Le *sur-apprentissage* ou sur-ajustement peut constituer une limite des réseaux de neurones.

On peut illustrer cette notion de sur-ajustement au travers de l'exemple de l'interpolation d'une courbe expérimentale au moyen d'un polynôme. Si le degré du polynôme choisi est élevé, celui-ci peut, a priori, donner lieu à une fonction d'interpolation plus proche des mesures qu'un polynôme de degré moindre, mais compte tenu du fait que les mesures sont généralement bruitées, les interpoler exactement ne conduit pas nécessairement à une courbe proche des données non bruitées. Il y a un juste milieu à trouver entre un polynôme de degré élevé qui parviendrait à passer par tous les points expérimentaux (sur-ajustement) et un polynôme de degré trop faible qui interpolerait les mesures par une courbe très éloignée des données.

Les réseaux de neurones sont confrontés à un problème similaire en ce qui concerne leur apprentissage (sur-apprentissage). Un réseau comportant de nombreux poids de connexion permettra de se conformer précisément à un certain ensemble de données d'apprentissage, mais, ayant minimisé l'erreur sur cet ensemble, il donnera des résultats erronés dès lors qu'il se trouvera confronté à des données s'éloignant tant soit peu de la base d'apprentissage. A l'inverse, un réseau constitué d'un nombre de poids de connexion trop limité pourra s'avérer largement inefficace. En ce qui concerne la complexité du réseau, le problème se pose donc de choisir le juste milieu [BG99].

Ce problème peut être résolu à l'aide d'un *ensemble de validation* composé de données qui n'auront pas été inclus utilisés dans l'ensemble de formation. Les données de l'ensemble de validation servent à contrôler que le réseau en cours de formation fonctionne de façon satisfaisante face à des données extérieures à la base d'apprentissage.

Généralement, les performances initiales du réseau sur les ensembles d'apprentissage et de validation sont équivalentes. A mesure que l'élaboration (formation) du réseau progresse, l'erreur des sorties du réseau par rapport aux données d'apprentissage doit diminuer, si parallèlement l'erreur de validation diminue, c'est signe qu'il n'y a pas sur-ajustement. Mais si l'erreur de validation cesse de diminuer ou augmente, ce phénomène indique que le réseau est sur-ajusté. Par conséquent, il convient d'arrêter l'élaboration du réseau à l'état où l'erreur de validation est minimum.

Pour construire un réseau de neurones artificiel on se sert donc de données d'apprentissage, de données de validation, et pour finir il est bon de posséder également un ensemble de données de test afin de s'assurer que l'on peut avoir confiance dans le réseau obtenu.

5.2.3.4. Processus de création d'un RNMC

Schématiquement, d'un point de vue pratique la création d'un réseau de neurones multicouche suit les étapes suivantes :

- choix des variables d'entrée et de sortie,
- choix d'une configuration de réseau initiale (typiquement, une couche cachée avec un nombre de neurones cachés égal à la moitié du nombre de neurones d'entrée et de sortie).
- réalisation itérative d'un certain nombre d'expériences de formation de réseau en conservant celui présentant l'erreur de validation la plus faible. Il est nécessaire de tester plusieurs configurations afin de s'assurer que les itérations n'ont pas convergé vers un minimum (d'erreur) local.
- en cas de sous-ajustement, du réseau, il convient d'augmenter le nombre de neurones de la couche cachée, voire d'ajouter une couche cachée,
- en cas de sur-ajustement (caractérisée par une augmentation de l'erreur de validation), il convient de diminuer le nombre de neurones de la couche cachée, voire, de supprimer une couche cachée.
- Une fois qu'une configuration satisfaisante de réseau est obtenue, il peut être intéressant de relancer un processus de conception en réorganisant les données de formation, de validation et de test (à partir de la même base de données). Au final il s'agira de choisir le meilleur parmi les réseaux obtenus.

5.3. Estimation du jeu entre pièces dans un assemblage métallique

5.3.1. Présentation du problème

Dans cette section, nous considérons le problème de l'END de structures multicouches pour lequel différentes méthodes ont été proposées aux chapitres précédents, à savoir celui de l'évaluation de l'épaisseur d'air séparant les deux plaques d'un assemblage métallique multicouche. Ce problème consiste également à évaluer l'épaisseur de la plaque qui n'est pas en contact avec le capteur. Ici, c'est une approche basée sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels qui est utilisée.

La grandeur d'entrée des réseaux de neurones que nous utilisons est la distance d'impédance normalisée z définie par (2.10). Nous allons construire deux réseaux de neurones basés, l'un sur un ensemble de données d'apprentissage simulées, l'autre sur un ensemble de données expérimentales. L'ensemble des données simulées est constitué de z obtenues à 5 fréquences d'excitation, et cet ensemble est augmenté en ajoutant un tirage aléatoire de bruit blanc gaussien. Le réseau de neurones construit à partir de ces données d'apprentissage sera ensuite testé avec un jeu de données simulées différent, ainsi qu'avec des données expérimentales.

L'ensemble des données expérimentales est constitué de z mesurées à 5 fréquences d'excitation. Une partie de ces données servira à constituer la base d'apprentissage et l'autre à constituer la base de test du réseau de neurones.

5.3.2. Données d'apprentissage

- **Données simulées :**

Les données simulées que nous considérons sont celles déjà considérées à la section 3.5 et qui correspondent aux paramètres décrits au Tableau 3.2. L'épaisseur e_a de la couche conductrice supérieure est la même pour toutes les simulations (1,5 mm), 5 épaisseurs e_b de couche inférieure sont considérées, et pour chaque structure (i.e. couple $\{e_a, e_b\}$), 11 valeurs de jeu e allant de 10 µm à 500 µm sont simulées et ce, pour 5 fréquences s'étalant de 680 Hz à 2200 Hz.

Nous prenons pour entrées du réseau de neurones le vecteur constitué des z aux 5 fréquences considérées, et pour sortie le vecteur $\{e, e_b\}$ correspondant. Nous disposons donc de 55 paires de vecteurs entrants/sortants pour former le réseau. Ces 55 paires correspondent à des données non bruitées.

Pour enrichir l'ensemble des données de formation et tenir compte du bruit qui expérimentalement serait présent, nous augmentons la base de données d'apprentissage de 1000 tirages de bruit blanc gaussien déterminer de sorte à ce que les données présentent un RSB de 33 dB. Ainsi nous constituons une base de données d'apprentissage du réseau comportant un total de 55.000 vecteurs d'entrée.

- **Données expérimentales :**

A l'image du réseau construit à partir de données simulées, le réseau construit à partir données expérimentales a pour entrée un vecteur de 5 éléments z mesurés à 5 fréquences (les mêmes que celles utilisées en simulation), et pour sortie le vecteur $\{e_a, e_b\}$. Les données expérimentales constituant la base d'apprentissage de ce second réseau de neurones sont issues de 5 structures, i.e. couples $\{e_a, e_b\}$, e_a étant le même d'une structure à l'autre et valant 1 mm, e_b prenant les valeurs {1, 2, 3, 4, 5} mm. Quant à l'ensemble des valeurs du jeu e, il en comporte 5 : {100, 200, 300, 400, 500} µm. Chaque mesure de z (faite pour des valeurs e_a, e_b, e et une fréquence données) est répétée 12 fois. En plus de la base d'apprentissage ainsi constituée, nous construisons, pour tester le réseau de neurones obtenu, un second ensemble de données expérimentales. Celui-ci provient de 3 structure telles que $e_a = 1$ mm et $e_b \in \{1, 3, 6\}$ mm, et correspond à $e \in \{100, 200, 300, 400, 500\}$ µm. Chaque mesure de z (correspondant à des valeurs e_a, e_b, e et une fréquence données) étant répétée 8 fois.

5.3.3. Architecture du réseau de neurones utilisé

Pour les deux ensembles de données simulées et expérimentales, nous choisissons une architecture de réseau constituée d'une couche cachée et d'une couche de sortie. La "couche entrante" sert uniquement à transmettre les valeurs d'entrée aux neurones de la couche cachée. La fonction d'activation choisie pour les neurones de la couche cachée est la fonction sigmoïde; et celle des neurones de la couche de sortie est la fonction linéaire. Une telle structure est en effet généralement considérée comme optimale pour un problème

d'approximation de fonction [Cyb89, MDoc]. Pour former les deux réseaux de neurones nous nous servons de l'algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquardt [HM94].

Le résultat du processus de formation basé sur des données simulées présente une architecture 5-39-2, c'est-à-dire avec cinq neurones d'entrée, 39 neurones dans la couche cachée et 2 neurones de sortie. La figure 5.7 donne l'évolution de l'erreur quadratique moyenne (EQM) en fonction du nombre de neurones dans la couche cachée obtenue d'une part lors de la formation du réseau et d'autre part avec les données validation. L'architecture choisie est celle qui minimise l'EQM de validation (conformément à la démarche décrite en § 5.2.3.3).

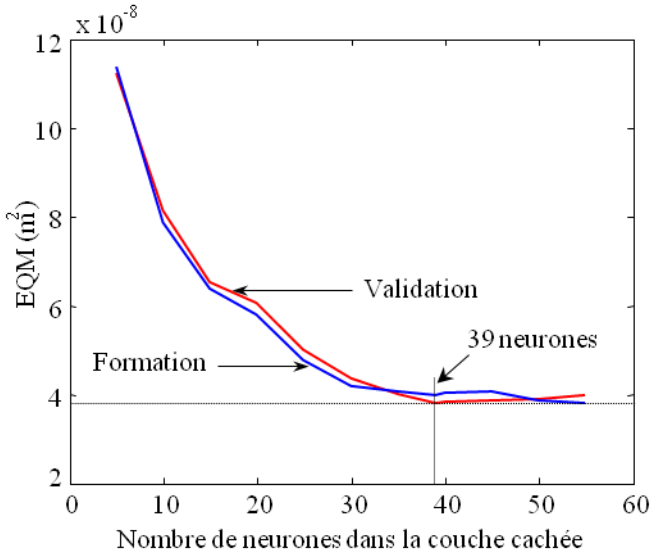

Figure 5.7 Evolution de l'EQM en fonction du nombre de neurones dans la couche cachée du réseau construit à partir de données d'apprentissage simulées.

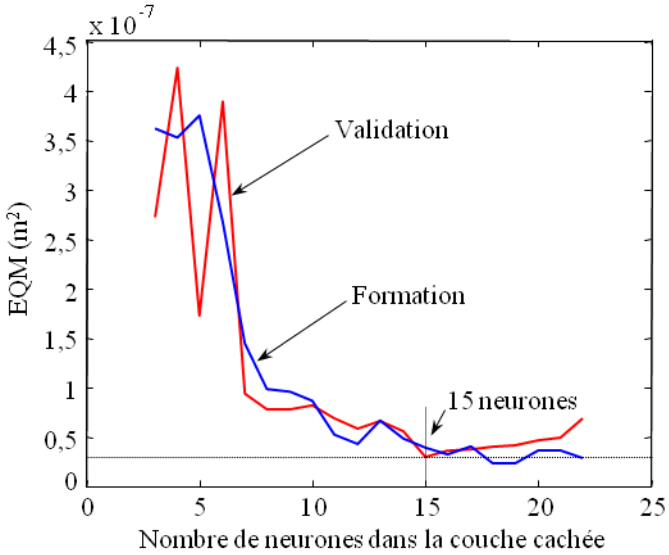

Figure 5.8 Evolution de l'EQM en fonction du nombre de neurones dans la couche cachée du réseau construit à partir de données d'apprentissage expérimentales.

Le résultat du processus de formation basé sur des données expérimentales présente une architecture 5-15-2, c'est-à-dire avec cinq neurones d'entrée, 15 neurones dans la couche cachée et 2 neurones de sortie. La figure 5.8 donne l'évolution de l'erreur quadratique moyenne (EQM) en fonction du nombre de neurones dans la couche cachée obtenue d'une part lors de la formation du réseau et d'autre part avec les données de validation. L'architecture choisie est celle qui minimise l'EQM de validation (conformément à la démarche décrite en § 5.2.3.3).

5.3.4. Résultats d'estimation

● **Réseau de neurones construit à partir de données synthétiques :**

Pour commencer, nous testons le réseau qui a été formé à partir de l'ensemble de données simulées avec des données de test synthétiques bruitées présentant un RSB de 33 dB.

Considérons les données synthétiques correspondant aux structures d'épaisseur e_b la plus fine (1,5 mm) et la plus épaisse (3,5 mm). Les résultats des tests, examinés en termes de biais (i.e. d'ERJ, voir 3.19) de variance (i.e. d'ERF, voir 3.24) et de REQM (voir 3.26), sont présentés dans le Tableau 5.1.

Pour la structure telle que e_a = e_b = 1,5 mm, le biais est de -3,92 % (il s'agit de la moyenne des biais calculés pour chaque valeur de *e* considérée sur 11 points de mesure) ; quant à la variance ou ERF (égale à la moyenne des variances calculées pour chaque valeur de *e* considérée sur 11 points de mesure), elle est de 2,71 %. S'agissant de la structure telle que e_a = 1,5 mm et e_b = 3,5 mm, la dispersion des résultats est équivalente à celle de la structure précédente, puisque la variance est de 2,74%. Par contre, le biais (ou ERJ) est sensiblement inférieur, puisque valant 0,26 %, contre -3,92 % pour la structure précédente. Ceci tend à indiquer que les résultats d'estimation sont d'autant plus précis que la plaque inférieure est plus épaisse. En termes de REQM on constate d'ailleurs la même tendance puisque celle-ci est de 23,75 µm pour la structure (1,5mm-1,5mm) contre 9,15 µm pour la structure (1,5mm-3,5mm).

Nous avons également testé le réseau de neurones construit à partir de données simulées au moyen de données expérimentales obtenues avec la structure (1,5mm - 1,5 mm) (Figure 5.9b). Les erreurs obtenues : ERJ = -4,37 %, ERF = 2,42 % et REQM = 27,71 µm, s'avèrent acceptables. Toutefois, comparés à ceux obtenus en appliquant les méthodes proposées précédemment, ces résultats d'estimation ne sont pas significativement meilleurs. En particulier, comme le montre la Figure 5.9, le biais ne suit pas une tendance précise (linéaire par exemple), et il est par conséquent difficile d'envisager d'utiliser un coefficient de correction qui permettrait (dans des conditions bien définies) d'améliorer la précision des résultats d'estimation.

Tableau 5.1 Résultats d'estimation obtenus à partir du réseau de neurones 5-39-2.

Epaisseurs de plaques : e_a = e_b = 1,5 mm			
	Biais (%)	**Ecart-type** (%)	**REQM** (µm)
Données Simulées (RSB = 33dB)	-3,92	2,71	23,75
Données Expérimentales (RSB = 33dB)	-4,37	2,42	27,71
Epaisseurs de plaques : e_a = 1,5 mm ; e_b = 3,5 mm			
	Biais (%)	**Ecart-type** (%)	**REQM** (µm)
Données Simulées (RSB = 33dB)	0,26	2,74	9,15

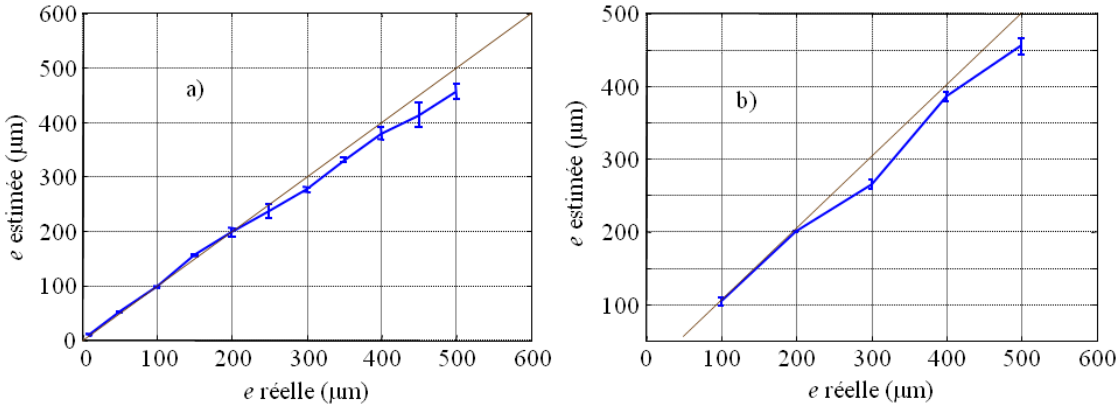

Figure 5.9 Résultats d'estimation donnés par le réseau de neurones 5-39-2 construit à partir de données synthétiques. La structure testée est telle que $e_a = e_b = 1{,}5$ mm. (a) Données de test synthétiques de RSB = 33 dB. (b) Données expérimentales de RSB ≈ 33 dB.

● **Réseau de neurones construit à partir de données expérimentales :**

Nous avons testé le réseau de neurones construit à partir de données expérimentales sur trois structures multicouches pour lesquelles e_a valait 1,0 mm et e_b respectivement 1 mm, 3 mm et 6 mm. Les résultats d'estimation en termes de biais (ERJ, voir 3.19), de variance (ERF, voir 3.24) et de REQM (voir 3.26) sont donnés dans le tableau 5.2 et représentés graphiquement Figure 5.10.

Tableau 5.2 Résultats d'estimation obtenus à partir du réseau de neurones 5-15-2.

Epaisseurs de plaques : $e_a = e_b = 1$ mm			
	Biais (%)	**Ecart-type** (%)	**REQM** (µm)
Données Expérimentales (RSB = 33dB)	-0,27	1,17	14,32
Epaisseurs de plaques : $e_a = 1{,}5$ mm ; $e_b = 3$ mm			
	Biais (%)	**Ecart-type** (%)	**REQM** (µm)
Données Expérimentales (RSB = 33dB)	-1,40	2,63	12,64
Epaisseurs de plaques : $e_a = 1$ mm ; $e_b = 6$ mm			
	Biais (%)	**Ecart-type** (%)	**REQM** (µm)
Données Expérimentales (RSB = 33dB)	-3,55	3,10	12,18

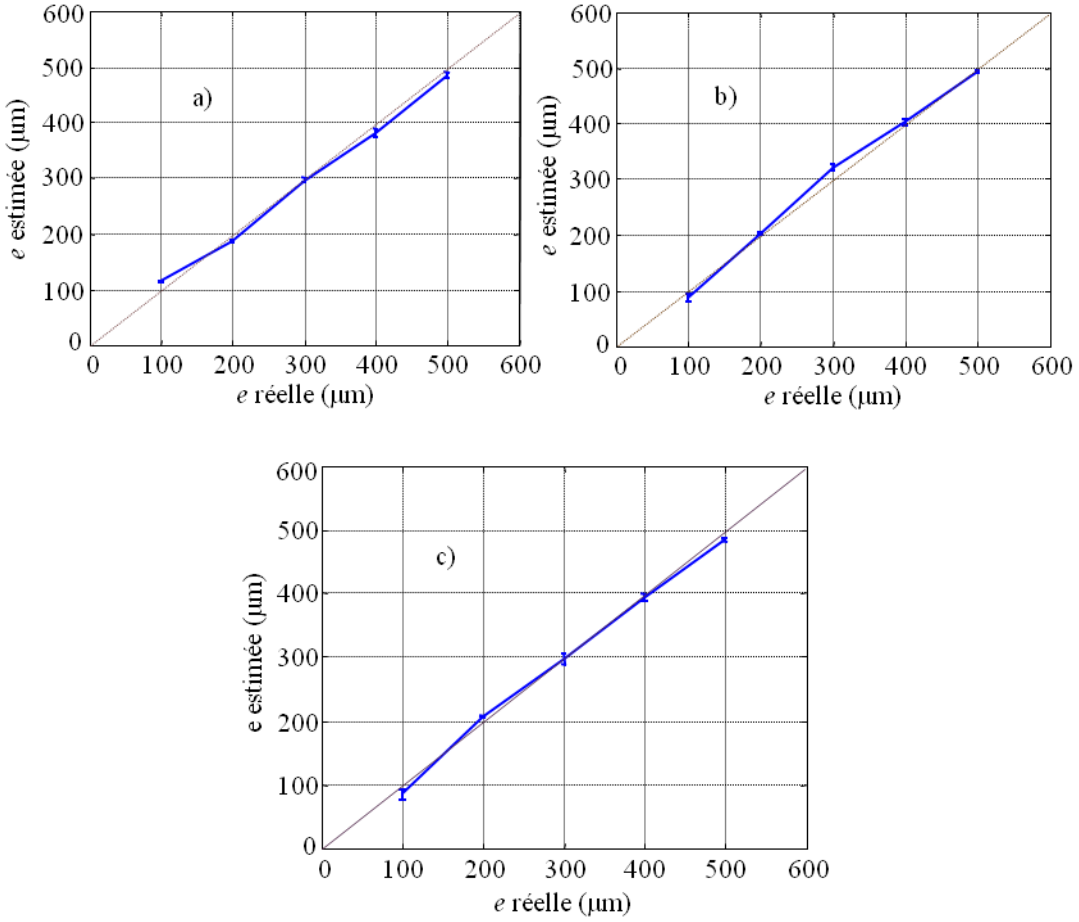

Figure 5.10 Résultats d'estimation donnés par le réseau de neurones 5-15-2 construit à partir de données expérimentales. (a) Structure testée telle que $e_a = e_b = 1{,}0$ mm. (b) Structure testée telle que $e_a = 1{,}0$ mm et $e_b = 3$ mm. (c) Structure testée telle que $e_a = 1{,}0$ mm et $e_b = 6$ mm.

Les résultats de tests sont relativement satisfaisants puisque, tous cas de figures confondus, leur biais (ERJ) reste inférieur à 3,6 %, leur dispersion (ERF) inférieure à 3,1 % et l'erreur (REQM) inférieure à 14,3 µm (pour des épaisseurs *e* d'entrefer considérées comprises entre 0 et 500 µm et variant par pas de 100 µm).

Notons que ces résultats concernent non seulement les deux structures multicouches ayant servi de base d'apprentissage pour le réseau de neurones, mais aussi une troisième structure (celle pour laquelle $e_a = 1{,}0$ mm et $e_b = 6$ mm).

Comme dans le cas du réseau de neurones construit à partir de données synthétiques, on constate avec celui construit à partir de données expérimentales que les estimations tendent à

être plus précises (en termes de REQM) à mesure que la plaque inférieure devient plus épaisse.

5.3.5. Conclusion concernant l'estimation de l'épaisseur d'un entrefer à l'aide de réseaux de neurones

Le Tableau 5.3 compare en termes de REQM les trois approches qui ont été proposées dans le présent mémoire pour l'estimation de l'épaisseur d'un entrefer dans un assemblage multicouche électriquement conducteur. Le cas de figure choisi pour effectuer ces comparaisons est celui qui du point de vue de l'END à CF est le plus défavorable puisque, considérant l'ensemble des structures considérées dans ce mémoire, correspondant à l'épaisseur de couche inférieure la plus mince (en l'occurrence e_b valant 1,5 mm). Quant aux modèles et au réseau de neurones qui sont comparés, ils sont construits à partir de données simulées et testés à la fois sur des données simulées et des données expérimentales présentant un RSB de 33 dB. La comparaison des REQM indique que l'approche basée sur un réseau de neurones (RNMC) s'avère légèrement plus favorable que celle basée sur un modèle comportemental inverse (MCI) présentée dans le chapitre 3, et significativement plus précise que celle basée sur l'inversion d'un modèle comportemental direct polynomial (AP) présentée au chapitre 4.

Tableau 5.3 Comparaison de l'estimation de l'épaisseur d'un entrefer dans un assemblage multicouche électriquement conducteur à partir des techniques MCI, AP et RNMC. La structure considérée est telle que $e_a = e_b = 1{,}5$ mm, et les données utilisées pour construire les modèles et le réseau de neurones sont synthétiques.

	REQM (µm)		
Méthode d'estimation	**MCI** (Cas C)	**AP** (MCNN-MCP)	**RNMC** (5-39-2)
Données de test synthétiques (RSB = 33 dB)	41,6	69,7	23,7
Données de test expérimentales (RSB ≈ 33 dB)	26,8	79,7	27,7

Ajoutons, concernant la structure la plus favorable en termes d'END à CF (e_a = 1,5 mm, e_b = 3,5 mm), que les performances des approches MCI et RNMC sont équivalentes (avec des REQM respectivement égales à 8,3 µm et 9,1 µm) et meilleures que l'AP (dont la REQM est de 33 µm).

Rappelons enfin qu'avec le réseau de neurones construit sur une base d'apprentissage expérimentale les résultats obtenus sont eux aussi satisfaisants (Tableau 5.2).

5.4. Estimation de la profondeur de fissures

5.4.1. Présentation du problème

Nous utilisons ici des réseaux de neurones artificiels afin d'estimer la profondeur de fissures à la surface d'un objet en alliage d'aluminium. Les grandeurs typiques pouvant être utilisées comme entrées d'un réseau de neurones sont les grandeurs $|Z_{max}|$ et $\mathrm{Arg}(Z_{max})$ qui ont été définies au chapitre 4. L'ensemble des données dont nous disposons est relativement réduit. Il se compose de mesures d'impédances faites sur 4 marquettes ayant subi des impacts y ayant provoqué des fissures de surface. Sur chaque marquette, des mesures multi-fréquences d'impédances ont été faites pour 3 profondeurs de fissure, à l'issue des 3 impacts qu'elles ont subis. Ces profondeurs sont connues grâce à un découpage des maquettes. Notons qu'il existe cependant une relative imprécision sur leurs valeurs. Compte tenu que la faible quantité de données expérimentales réellement exploitables à notre disposition constitue une base d'apprentissage trop réduite pour construire un réseau de neurones, nous avons augmenté artificiellement cette base à l'aide d'une méthode d'interpolation, et à partir des données interpolées, étendu encore la base d'apprentissage par ajout de bruit synthétique.

L'ensemble des données expérimentales a été utilisée aussi bien dans le processus de formation du réseau de neurones que dans sa phase de test.

5.4.2. Construction de la base d'apprentissage

A partir de données $|Z_{max}|(p)$ et $\mathrm{Arg}(Z_{max})(p)$ (p étant la profondeur de fissure) à deux fréquences (obtenues avec deux capteurs différents, l'un absolu, l'autre différentiel), nous construisons des modèles polynomiaux. A l'instar de la méthode d'estimation basée sur

l'inversion d'un modèle direct polynomial (chapitre 4), les données dont nous nous servons ici sont issues des maquettes M11, M12, M13, M14. Les fonctions d'interpolation que nous utilisons afin modéliser $|Z_{max}|(p)$ et $\mathrm{Arg}(Z_{max})(p)$ sont des polynômes quadratiques. Les coefficients des polynômes obtenus sont ceux donnés dans le Tableau 4.6 (chapitre 4).

La Figure 5.11 représente les polynômes quadratiques (en rouge) obtenus par interpolation des données expérimentales (en bleu) reliant $|Z_{max}|$ à p (celle-ci variant de 0 à 1mm), les unes (Figure 5.11a) étant issues d'un capteur absolu fonctionnant à 500 kHz, et les autres (Figure 5.11b) étant issues d'un capteur différentiel fonctionnant à 400 kHz. De même, la Figure 5.12 représente les polynômes quadratiques (en rouge) obtenus par interpolation des données (en bleu) reliant $\mathrm{Arg}(Z_{max})$ à p (celle-ci variant de 0 à 1mm) issues des capteurs absolu (Figure 5.12a) et différentiel (Figure 5.12b). Ces dernières relations s'avèrent fortement non linéaires.

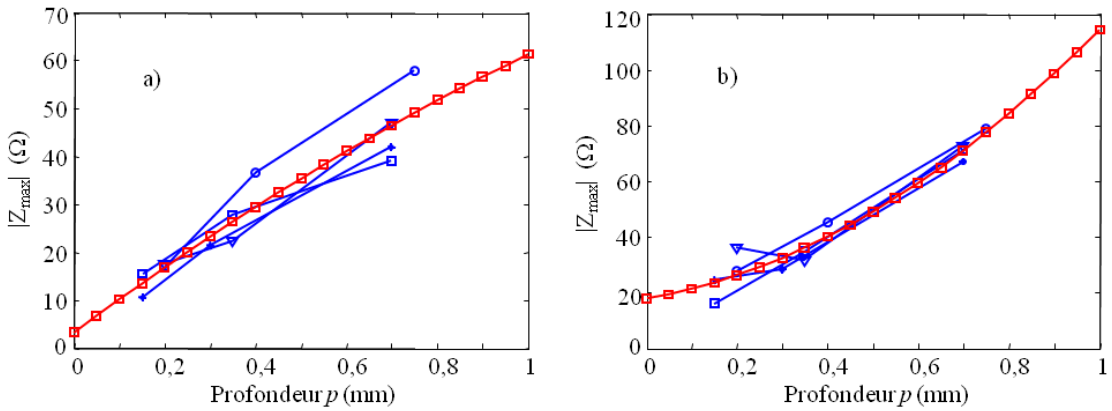

Figure 5.11 Interpolation polynomiale quadratique de la relation entre $|Z_{max}|$ et p. (a) Données obtenues à l'aide d'un capteur absolu fonctionnant à 500 kHz. (b) Données obtenues au moyen d'un capteur différentiel fonctionnant à 400 kHz.

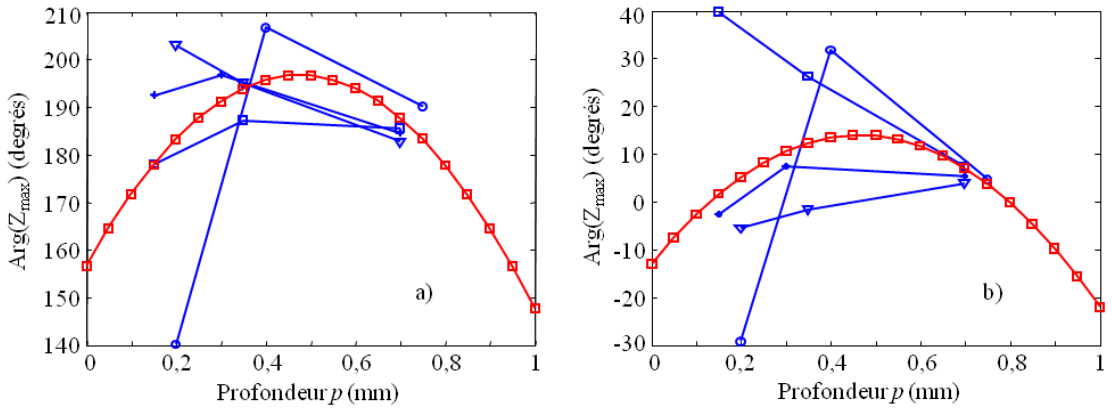

Figure 5.12 Interpolation polynomiale quadratique de la relation entre Arg(Z_{max}) et p. (a) Données obtenues à l'aide d'un capteur absolu fonctionnant à 500 kHz. (b) Données obtenues au moyen d'un capteur différentiel fonctionnant à 400 kHz.

Compte tenu de la difficulté d'extrapoler les phases à partir des données expérimentales, nous choisissons dans la suite de ne pas exploiter les phases dans le réseau de neurone. A partir de points des courbes interpolées en module, nous construisons donc notre base de données d'apprentissage à partir des couples $\{|Z_{max}|, p\}$.

De plus, nous étendons encore la base de données en y ajoutant des bruits blancs de RSB de 20 dB, 30 dB, 40 dB.

5.4.3. Architecture du réseau de neurones utilisé

Pour construire un réseau de neurones devant permettre d'estimer la profondeur de fissure p, nous disposons en tout et pour tout de quatre entrées possibles, à savoir $|Z_{max}|$ à 500 kHz, $|Z_{max}|$ à 400 kHz.

Nous portons notre choix sur un réseau de neurones de type statique à deux entrées dont l'architecture se compose d'une couche cachée et d'une couche sortante ne comportant qu'un neurone dont la sortie donne la profondeur de fissure recherchée p. Nous choisissons comme fonction d'activation des neurones de la couche cachée la fonction sigmoïde, et comme fonction d'activation du neurone sortant la fonction linéaire. Pour former le réseau nous choisissons d'utiliser l'algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquardt.

A l'issue du processus de formation du réseau de neurones, reposant sur des données d'apprentissage consistant en 105000 paires de vecteurs entrants/sortants, la meilleure

architecture obtenue est, comme le montre le graphique de le Figure 5.13 (conformément à la démarche décrite en § 5.2.3.3), de type 2-15-1, ce qui signifie qu'elle comporte 2 neurones d'entrée, 15 neurones dans la couche cachée et 1 neurone de sortie.

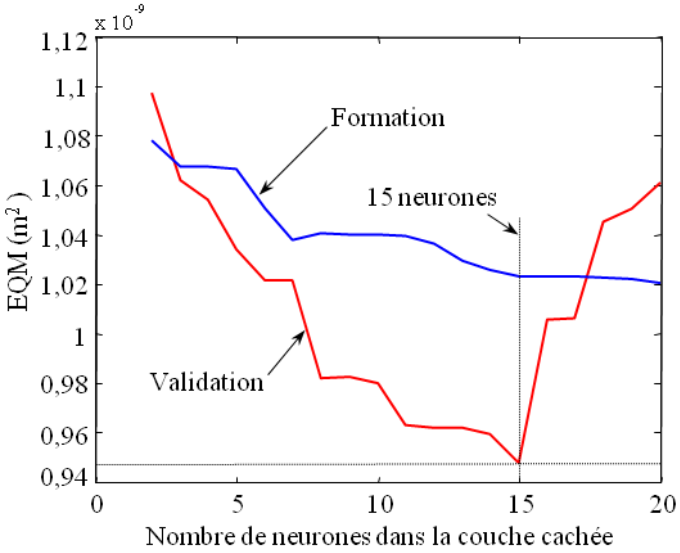

Figure 5.13 Evolution de l'EQM en fonction du nombre de neurones dans la couche cachée du réseau construit à partir de données d'apprentissage construite par interpolation de données expérimentales (cf. § 5.4.2).

5.4.4. Résultats d'estimation

Nous avons testé le réseau de neurones au moyen des données expérimentales à partir desquelles a été construite la base d'apprentissage du réseau. Les résultats d'estimation sont fournis par le Tableau 5.4. Parmi les tests, effectués à partir de ces données issues de 4 marquettes, ceux correspondant à la maquette M12, avec un biais (ERJ, voir 3.19) à 8,4 % donnent les meilleurs résultats ; tandis que ceux effectués avec les données de la maquette M13, avec un biais compris entre 1,8 % pour les profondeurs de fissures les plus grandes et 37,7 % pour les plus faibles, sont les moins bons.

On constate également pour l'ensemble des maquettes une tendance générale : l'erreur d'estimation est maximale lorsque la profondeur des fissures à estimer est la plus faible (profondeurs comprises entre 0,15 mm ou 0,2 mm, obtenues à l'issue du 1er cycle) et elle tend à diminuer quand la profondeur des fissures augmente. La Figure 5.14 illustre graphiquement les estimations de la profondeur des fissures à la surface des marquettes M12 et M14. Pour la

marquette M12, la plus grande erreur d'estimation commise est de 8,37 % (biais, i.e. ERJ, voir 3.19), elle correspond à une profondeur réelle de fissure de 0,15 mm, tandis que pour la marquette M14, la plus grande erreur d'estimation commise est de 22 % (biais) pour une profondeur réelle de fissure également égale à 0,15 mm.

Tableau 5.4 Estimation au moyen d'un réseau de neurones 2-15-1 et à partir de données expérimentales, de la profondeur de fissures.

Biais (ERJ) (%)				
Maquette	**M11**	**M12**	**M13**	**M14**
Premier cycle	4,72	8,37	37,62	-21,95
Deuxième cycle	21,89	2,04	-18,45	-12,03
Troisième cycle	8,54	-4,86	1,76	-6,62

Tableau 5.5 Estimation de profondeur de fissures par méthodes bi-fréquences basées sur l'inversion de modèles directs polynomiaux par méthode MCNN-MCP.

ERJ (%) (modèles polynomiaux bi-fréquences (400 kHz et 500 kHz) de $\lvert Z_{max}\rvert$)				
Maquette	**M11**	**M12**	**M13**	**M14**
Premier cycle	17,45	-34,53	58,63	3,88
Deuxième cycle	12,20	-7,32	-16,84	-26,53
Troisième cycle	0,27	-1,01	1,69	-4,80

Nous avons également testé le réseau sur des données synthétiques (i.e. issues de l'interpolation polynomiale quadratique de la relation entre $|Z_{max}|$ et p, cf. § 5.4.2). En l'absence de bruit les résultats d'estimation de nouvelles entrées ne figurant pas dans l'ensemble des données d'apprentissage s'avèrent très précis, puisque sur la gamme de profondeur de fissure s'étendant de 0 mm à 0,925 mm, l'erreur relative moyenne est de 0,36 %, et que prises individuellement les erreurs n'excèdent pas 1,46% (Figure 5.15a). Lorsqu'on ajoute du bruit aux données avec un RSB relativement faible de 26 dB, les résultats d'estimation (Figure 5.15b) restent très corrects puisque l'erreur relative moyenne sur l'ensemble des points de mesure dans la gamme de mesure mentionnée ci-dessus est de 6,8 %.

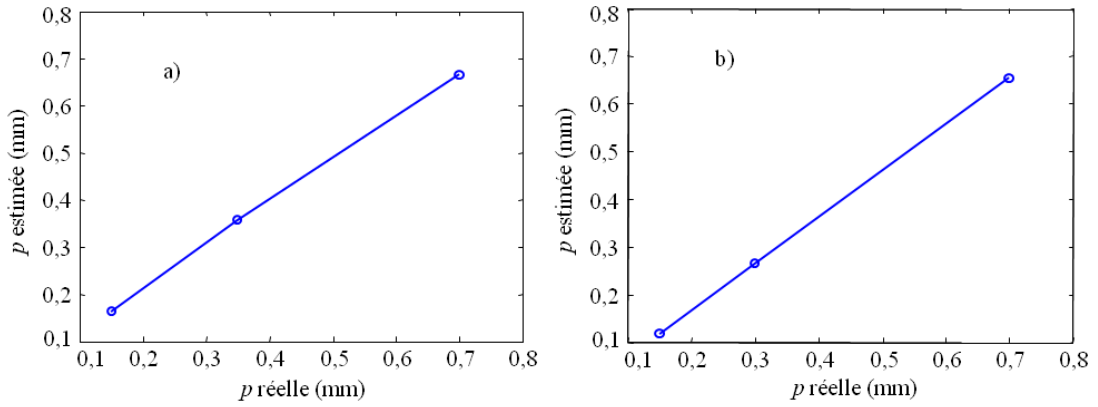

Figure 5.14 Estimation au moyen d'un réseau de neurones 2-15-1 et à partir de données expérimentales, de la profondeur p de fissures. (a)Données de test du réseau issues de la maquette M12. (b) Données de test du réseau issues de la maquette M14.

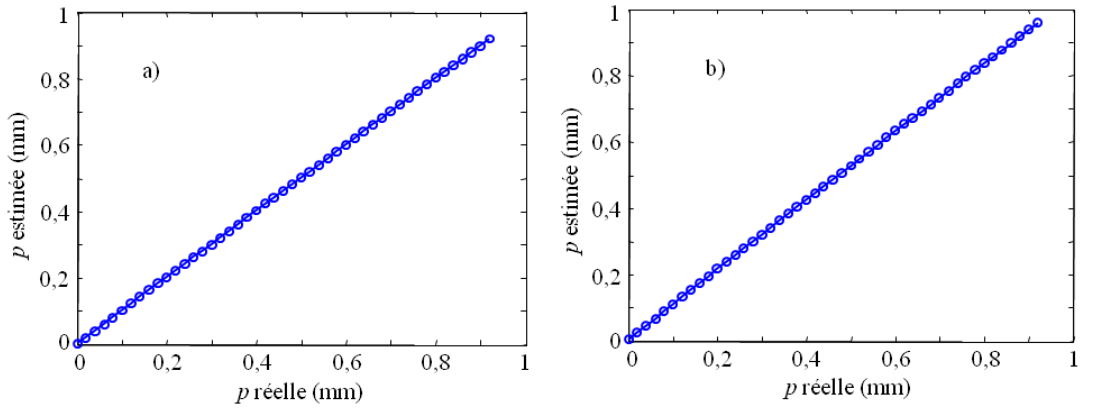

Figure 5.15 Estimation au moyen d'un réseau de neurones (2-15-1) et à partir de données artificielles (i.e. issues de l'interpolation polynomiale quadratique de données expérimentales), de la profondeur p de fissures. (a) Données de test du réseau non bruitées. (b) Données de test du réseau présentant un RSB de 26 dB.

5.4.5. Conclusion concernant l'estimation de profondeur de fissures à l'aide de réseaux de neurones

La bonne précision des résultats d'estimation indique que le réseau de neurones qui a été formé est adapté au problème traité. Toutefois, l'ensemble de données d'apprentissage est constitué pour l'essentiel de données interpolées (puis bruitées) à partir de très peu de données expérimentales. Ce faible pourcentage de données expérimentales dans l'ensemble d'apprentissage, et le fait que ces données expérimentales présentent une grande dispersion, fait qu'elles sont d'un faible impact sur la valeur des poids synaptiques du réseau de neurones.

Par conséquent, lorsque l'on utilise ces données pour tester le réseau, les résultats obtenus avec certaines d'entre elles manquent de précision. Un ensemble de données expérimentales plus grand serait utile pour former un réseau de neurones devant permettre d'estimer avec précision la profondeur de fissures.

Notons pour finir que la confrontation du Tableau 5.4 au Tableau 4.7 (reproduit ci-dessus le Tableau 5.5) permet de comparer en termes de biais (ERJ) les deux approches qui ont été proposées dans le présent mémoire pour l'estimation de la profondeur de fissures, à savoir d'une part celle basée sur l'inversion d'un modèle direct polynomial (cf. § 4.3) et celle basée sur l'utilisation d'un réseau de neurones. La comparaison donne globalement l'avantage à méthode basée sur l'utilisation d'un réseau de neurones.

5.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé des méthodes utilisant des réseaux de neurones artificiels afin résoudre deux problèmes d'END à CF : celui de l'estimation de l'épaisseur d'une couche d'air située entre deux couches d'un assemblage en alliage d'aluminium, et celui de l'estimation de la profondeur maximale de fissures débouchantes dans une pièce également faite d'un alliage d'aluminium. Pour la première application, les entrées des différents réseaux de neurones qui ont été construits sont les distances d'impédance normalisées d'un capteur mesurées à différentes fréquences. Pour la deuxième application, les entrées du réseau sont les modules maximum de l'impédance de capteurs, en l'occurrence de deux capteurs, l'un fonctionnant en mode absolu et l'autre en mode différentiel, et chacun opérant à une fréquence différente. Ces grandeurs utilisées comme entrées des réseaux de neurones sont les mêmes que celles utilisées dans les méthodes d'estimation proposées soit au chapitre 3, soit au chapitre 4.

Concernant le premier problème d'END à CF, les résultats d'estimation donnés par le réseau de neurones formé à partir de données simulées, et testé également à partir de données simulées (différentes de celles de la base d'apprentissage), sont légèrement meilleurs que ceux donnés par la méthode proposée dans le chapitre 4, laquelle consistait en l'inversion d'un modèle direct polynomial. Quant à la méthode proposée au chapitre 3, elle est plus simple à mettre en œuvre et donne de meilleurs résultats que les deux autres dans le cas de

figure où les épaisseurs des deux couches métalliques sont connues (cas A), mais est difficilement généralisable dans les cas plus complexes.

Toujours concernant le premier problème d'END à CF, mais s'agissant du réseau de neurones formé à partir cette fois de données expérimentales, les résultats d'estimation s'avèrent plus précis que ceux données par les méthodes proposées aux chapitres 3 et 4.

Concernant le second problème d'END à CF (estimation de profondeur de fissures), des deux méthodes proposées aux chapitres 4 et 5, celle basée sur l'utilisation d'un de réseau de neurones donne globalement de meilleurs résultats que celle basée sur l'inversion d'un modèle direct polynomial. Toutefois, à cause du nombre restreint de données expérimentales à notre disposition pour construire le réseau, lorsque l'on teste le réseau avec ces données, les résultats d'estimation sont moins bons que ceux obtenus avec des données synthétiques construites par interpolation polynomiale des données expérimentales. Ceci indique qu'une base de données expérimentales plus large est nécessaire afin de conclure de manière certaine sur les performances que peut atteindre une telle approche

Conclusion Générale et Perspectives

Les travaux présentés dans cette thèse portent sur l'évaluation non destructive de structures électriquement conductrices par la méthode des courants de Foucault. Pour s'affranchir de la difficulté théorique liée à la mise en œuvre quantitative de cette technique, qui nécessite la résolution d'un problème inverse reposant sur une connaissance interne suffisamment fine des relations sonde CF / cible et l'utilisation de données CF suffisamment riches, nous avons choisi de mettre en œuvre une approche comportementale, consistant à élaborer des modèles de connaissance externe des interactions capteur / cible, construits par apprentissage à partir de jeux de données CF expérimentales et / ou simulées. Cette approche a été exploitée dans le cas particulier de l'évaluation du jeu entre pièces dans des assemblages métalliques, et étendue à la caractérisation de fissures de fatigues dans des pièces massives.

Après une étude bibliographique et une présentation du problème traité dans nos travaux qui constituent le premier chapitre, nous avons analysé dans une seconde partie les interactions entre un capteur CF et un assemblage métallique constitué de deux plaques d'aluminium séparées par d'une distance variable représentant le jeu entre les pièces. Cette analyse a été conduite à l'aide d'un banc expérimental et confirmée par des simulations numériques par éléments finis. Cette analyse fait apparaître qu'il existe, dans une gamme de fréquences d'excitation donnée, une relation linéaire liant la variation du jeu entre pièces et la variation d'impédance normalisée du capteur couplé à l'assemblage sous test, relation dont la pente dépend de la fréquence utilisée. Nous avons par ailleurs proposé une interprétation de cette interaction à l'aide d'un modèle faisant une analogie avec un transformateur présentant deux enroulements secondaires chargés.

Dans la troisième partie, nous avons choisi d'exploiter directement les relations linéaires entre le capteur CF et la cible constatée afin d'estimer la valeur du jeu entre pièces à partir des données CF. Après le cas trivial dans lequel seule la valeur du jeu doit être estimée alors que les autres paramètres de la cible sont connus, nous avons traité d'autres configurations, dans lesquelles la plaque cachée est d'épaisseur inconnue ou appartenant à un ensemble d'épaisseurs possibles. Pour parvenir à l'évaluation de la valeur du jeu et de l'épaisseur de

cette pièce cachée, nous avons proposé différents algorithmes reposant sur une approche multifréquence mettant en jeu les données CF obtenues à 5 fréquences différentes. Les algorithmes proposés présentent des performances d'évaluation intéressantes. En effet, dans le cas le plus défavorable considéré (jeu compris entre 0 et 500µm, épaisseur des deux plaques de l'assemblage de 1,5 mm, RSB de 33 dB) nous obtenons un biais d'estimation n'excédant pas 10%, et un écart type restant inférieur à 9%, ces résultats s'améliorant de façon significative lorsque la structure présente une plaque cachée d'épaisseur supérieure à 1,5 mm.

Afin de s'affranchir de l'approximation linéaire des interactions capteur / cible, nous avons choisi dans les chapitres suivants de construire une méthode d'estimation basée sur un modèle d'interaction polynomial (chapitre 4), puis un modèle utilisant les réseaux de neurones artificiels (chapitre 5).

En ce qui concerne l'approche comportementale polynomiale, une étude paramétrique a été menée afin d'optimiser l'ordre du polynôme choisi, et le nombre de fréquences d'excitation utilisées pour constituer les données CF. Enfin, différents algorithmes d'inversion reposant sur des techniques d'estimation aux moindres carrés, avec le cas échéant des contraintes de non négativité sur la solution, ont été implantés et comparés. Les résultats obtenus sur les données simulées et expérimentales sont comparables à ceux obtenus dans le chapitre précédent (voire un peu inférieurs dans le cas le plus défavorable considérés). Nous avons par ailleurs étendu cette démarche à un second cas d'application : celui de l'estimation de la profondeur de fissures réelles de fatigues dans des pièces massive d'alliages métalliques. Après une phase de paramétrisation des données CF relatives aux fissures apparues dans les pièces, consistant en l'extraction des maximum locaux et de la phase des signatures CF fournies par deux capteurs et à deux fréquences différentes, la technique a consisté en la modélisation polynomiale des relations paramètres des signatures / caractéristiques des fissures, et à l'inversion de ces relations. Malgré une base d'apprentissage réduite, car constituées de données expérimentales relatives à un ensemble regroupant peu de configurations, cette étude nous a permis de conclure sur la faisabilité de la mise en œuvre d'une technique comportementale pour l'estimation de défauts de fatigues dans les structures à partir de données expérimentales, et sur la généralisation de la méthode à différentes configurations en END par CF.

Enfin, dans le dernier chapitre, nous avons choisi de construire l'approche comportementale à l'aide de réseaux de neurones artificiels, afin d'exploiter leur qualité d'approximateurs universels. La mise en œuvre de cette technique dans une cadre multifréquence, à l'aide de jeu de données obtenues par simulations numérique et par expérimentation, à cinq fréquences, a conduit, après une phase d'optimisation de la structure du réseau, à des résultats globalement meilleurs qu'avec les méthodes précédemment utilisées : une erreur quadratique moyenne de l'ordre de 23 µm dans le cas le plus défavorable considéré, contre 41 µm par inversion d'un modèle linéaire multifréquence (chapitre 3) et 69 µm par inversion d'un modèle polynomial multifréquence (chapitre 4). Enfin, nous avons également exploité cette approche dans le cadre de la seconde application considérée, celle de l'estimation de la profondeur de fissures de fatigue dans les pièces massives. Les paramètres des signatures CF issues des acquisitions faites avec deux capteurs à deux fréquences différentes ont ici permis de construire un réseau de neurone artificiel, dont la mise en œuvre a permis d'estimer la profondeur des fissures avec une erreur quadratique moyenne n'excédant pas 7 % dans le cas de données synthétiques, mais donnant des résultats assez dispersés (erreur comprise entre quelques pourcents et plus de 30% selon les cas considérés) dans le cas des données expérimentales, ce qui témoigne de la nécessité de disposer de plus données expérimentales pour construire un réseau robuste. Les résultats obtenus sont néanmoins globalement supérieurs à ceux obtenus dans le cas de l'inversion du modèle polynomial.

L'ensemble des travaux présenté dans ce mémoire a montré que l'approche comportementale permet de construire des techniques d'estimation de paramètres de cible de manière simple et performante dès lors que l'on dispose d'un jeu de configurations, et donc de données CF, suffisamment large. A ce titre, une approche multifréquence est apparue particulièrement pertinente. Les perspectives immédiates de nos travaux pourraient être de chercher à augmenter la quantité des données disponibles soit à l'aide de capteurs à champ tournant (données CF multi-orientations), soit en exploitant des techniques CF large bande, qui étendent l'approche multifréquences à une approche impulsionnelle, afin d'enrichir encore les données disponibles pour construire le modèle comportemental des interactions capteurs / cible. De telles évolutions permettraient d'évaluer un plus grand nombre de paramètres relatifs à la cible, par exemple dans le cadre de structures multicouches complexes, et /ou avec une plus grande exactitude et une plus grande robustesse. Par ailleurs, nous envisageons de

considérer des configurations d'assemblages plus réalistes, auxquelles nous associerons des capteurs dédiés, afin de tester les performances d'évaluation que l'on pourrait obtenir dans des configurations réelles. Enfin, l'approche comportementale développée dans ces travaux pourrait être associée à des capteurs intégrés aux structures, dont le modèle d'interaction comportemental pourrait être mis à jour au cour du temps, afin d'élaborer un système dynamique de contrôle santé intégré aux structures.

Annexe

Mise en œuvre des simulations par éléments finis

Capteur			
Elément	**Paramètres géométriques**	**Dimensions (m)**	**Notes**
Pot	Rayon interne du cylindre interne du pot	$r_1 = 3.10^{-3}$	
	Rayon externe du cylindre interne du pot	$r_2 = 3.10^{-3}$	égal au rayon interne de la bobine
	Epaisseur du socle du pot	$e_p = 3.10^{-3}$	
	Rayon interne du cylindre externe du pot	$r_3 = 12{,}65.10^{-3}$	égal au rayon externe de la bobine
	Rayon externe du cylindre externe du pot	$r_4 = 15{,}15.10^{-3}$	
	Hauteur du pot	$h_p = 9.10^{-3}$	
Bobine	Rayon interne de la bobine	$r_{bi} = r_2$	
	Rayon externe de la bobine	$r_{be} = r_3$	
	Hauteur de la bobine	$h_b = 6.10^{-3}$	
La structure multicouche testée et l'air externe			
Elément	**Paramètres géométriques**	**Dimensions (m)**	**Notes**
Cible 1	Longueur de la cible 1	$l_{c1} = 50.10^{-3}$	
	Epaisseur de la cible 1	$e_{c1,1} = 10^{-3}$ $e_{c1,2} = 0{,}5.10^{-3}$	partie en haut partie en bas

Air entre deux cibles	Longueur de la couche d'air	$l_a = l_{c1}$	
	Epaisseur de la couche d'air	$e_{aj} = 100.10^{-6}$	$j = \overline{1,5}$; 5 sous-couches de 100 µm chaque une
Cible 2	Longueur de la cible 2	$l_{c2} = l_{c1}$	
	Epaisseur de la cible 2	$e_{c2,1} = 10^{-3}$ $e_{c2j} = 100.10^{-6}$	partie en haut $j = \overline{1,25}$; 25 sous-couches de 100 µm chaque une. Elles sont définies comme métal ou air externe de la structure testée (dépendant de l'épaisseur d'air entre deux cibles et aussi de l'épaisseur de la cible 2)
Air externe	Longueur de l'air autour de la structure testée	$l_{ae} = 150.10^{-3}$	
	Hauteur de l'air autour de la structure testée	$h_{ae} = 200.10^{-3}$	

Bibliographie

[AG02] M.K. Au-Yang, J.C. Griffith, Analysis of eddy current data using a probabilistic neural network, *Journal of Pressure Vessel Technology*, **124**(8) (2002), pp.261-264.

[ANSY] Element Reference of ANSYS: http://www1.ansys.com/customer/content/documentation/120/ans_elem.pdf.

[ARV99] R. Albanese, G. Rubinacci, F. Villone, An integral computational model for crack simulation and detection via eddy currents, *Journal of Computational Physics*, **152**(2) (1999), pp.736-755.

[BD09] C. Boutsidis, P. Drineas, Random projections for the nonnegative least-squares problem, *Linear Algebra and its Applications*, **431** (2009), pp. 760-771.

[BG99] G. Bebis, M. Georgiopoulos, Feed-forward neural networks: why network size is so important, *IEEE Potentials*, (1999), pp.27-31.

[BN92] J.R. Bowler, S.J. Norton, Eddy current inversion for layered conductors, *Research in Nondestructive Evaluation*, **4**(4) (1992), pp.205-219.

[Bou95] J.C. Bour, Contrôle non destructif par courants de Foucault pulsés : contribution à la classification de défauts par réseaux de neurones, Thèse de doctorat, Université de Reims, 1995.

[Bow87] J.R. Bowler, Eddy current calculations using half-space Green's functions, *Journal of Applied Physics*, **61**(3) (1987), pp.833-839.

[BR92] C.M. Bishop, C.M. Roach, Fast curve fitting using neural networks, *Review of Scientific Instruments*, **63**(10) (1992), pp.4450-4456.

[Bur] Bureau d'enquêtes et d'analyses pour la sécurité de l'aviation civile : http://www.bea-fr.org.

[Bur86] S.K. Burke, Impedance of a horizontal coil above a conducting half space, *Journal of Physics D: Applied Physics*, **19** (1986), pp.1159-1173.

[Caw01] P. Cawley, Non-destructive testing – current capabilities and future directions, *Journal of Materials Design and Applications*, **215**(4) (2001), pp.213-223.

[CKKS06] W. Cheng, S. Kanemoto, I. Komura, M. Shiwa, Depth sizing of partial-contact stress corrosion cracks from ECT signals, *NDT&E International*, **36** (2006), pp.374-383.

[Cou09] P. Courrieu, Fast solving of weighted pairing least-squares systems, *Journal of Comutational and Applied Mathematics*, **231** (2009), pp.39-48.

[CP07] D. Chen, R. Plemmons, Nonnegativity constraints in numerical analysis, Symposium on the Birth of Numerical Analysis, Leuven Belgium, 2007.

[CTSQ08] T. Chen, G.Y. Tian, A. Sophian, P.W. Que, Feature extraction and selection for defect classification of pulsed eddy current NDT, *NDT&E International*, **41** (2008), pp.467-476.

[Cyb89] D.L. Cybenko, Approximation by superposition of a sigmoidal function, Mathematics of Control, *Signals and Systems*, **2** (1989), pp.303-314.

[DD68] C.V. Dood, W.E. Deeds, Analytical solutions to eddy-current probe coil problem, *Journal of Applied Physics*, **39** (1968), pp.2829-2839.

[DD81] C.V. Dood, W.E. Deeds, Determination of multiple properties with multiple eddy-current measurements, *International advanced in Non-destructive Testing*, **8** (1981), pp.317-333.

[Dec03] J.M. Decitre, Modélisation électromagnétique et réalisation d'un dispositif d'imagerie magnéto-optique quantitatif, Thèse de doctorat, Ecole Normale Supérieure de Cachan, 2003.

[DPG95] I. Dufour, D. Placko, M. Geoffroy, Active shielding of eddy current sensors: a method to focus the magnetic field in order to improve lateral resolution and coupling coefficient, *NDT&E International*, **28**(4) (1995), pp.225-233.

[Duf93] I. Dufour, Contribution à l'évolution de procédés de contrôle non destructif par capteurs inductifs: application au cas des matériaux composites carbones, Thèse de doctorat, Université de Paris Sud, 1993.

[DWP07] C. Dolabdjian, G. Wache, L. Perez, Improvement in the detection of subsurface fatigue cracks under airframe fasteners using improved rotating giant magneto-resistance magnetometer head, *Insight*, **49**(3) (2007), pp.133-136.

[ESDT+06] R.S. Edwards, A. Sophian, S. Dixon, G.Y. Tian, X. Jian, Dual EMAT and PEC non-contact probe: applications to defect testing, *NDT&E International*, **39** (2006), pp.45-52.

[Geo87] D.L. George, An introduction to impedance plane phase analysis eddy current equipment and its use on aircraft structures, British journal of Nondestructive testing, **19**(2) (1987), pp.88-93.

[Geo91] B. Georgel, Traitement des signaux courants de Foucault pour le contrôle des tubes de générateurs de vapeur dans les centrales nucléaires REP, Traitement du signal, **8**(5) (1991), pp.373-381.

[Hag82] D.J. Hagemaier, Eddy current impedance plane analysis, *Materials Evaluation*, **41** (1982), pp.211-218.

[Ham11] R. Hamia, Performance et apport des capteurs magnétiques à très haute sensibilité aux systèmes du contrôle non destructif par courants de Foucault, Thèse de doctorat, Université de CAEN, 2011.

[Hay99] S. Haykin, Neural network: A comprehensive foundation, Second edition, Prentice-Hall, 1999.

[HCSD09] R. Hamia, C. Cordier, S. Saez, C. Dolabdjian, Giant Magneto-Impedance sensor for non destructive evaluation eddy current system, *Sensor Letters*, **7**(3) (2009), pp.437-441.

[HM94] M.T. Hagan, M. Menhaj, Training feed-forward networks with the Levenberg-Marquardt Algorithm, *IEEE trans. on Neural Networks*, **5**(6) (1994), pp.989-993.

[HSW89] K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White, Multilayer feed-forward networks are universal approximators, *Neural Networks* **2** (1989), pp.359-366.

[HW02] P.J. Huang, Z.T. Wu, Thickness measurement of multi-layered structure by eddy-current testing, in the proceeding of ISIST'02, Harbin Institute of Technology press, **5** (2002), pp.38-42.

[HW04] P. Huang, Z. Wu, Inversion of thickness of multi-layered structures from eddy current testing measurements, Journal of Zhejiang University SCIENCE, **5**(1) (2004), pp. 86-91.

[HZHZ+06] P. Huang, G. Zhang, D. Hou, Z. Zhou, Z. Wu, Modeling and inversion techniques for thickness measurement of multi-layered structures in eddy current testing, *Insight*, **48**(7) (2006), pp. 406-409.

[Ida94] N. Ida, Numerical Modeling for Electromagnetic Non-destructive Evaluation, Kluwer Academic Publishers, 1994.

[JBB00] J. Juillard, B. de Barmon, G. Berthiau, Simple analytical three-dimensional eddy-current model, *IEEE Transaction on Magnetics*, **36**(1) (2000), pp.258-266.

[JLB04] P. -Y. Joubert, Y. Le Bihan, Eddy Current Data Fusion for the Enhancement of Defect Detection in Complex Metallic Structures, *International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics*, **19**(1-4) (2004), pp. 647 – 651.

[JLD09] P.-Y. Joubert, Y. Le Diraison, Rotating field eddy current imaging for the NDE of buried and oriented defects buried in riveted lap-joints, *Sensor Letters*, **7**(3) (2009), pp.406-411.

[JLDP07] P.-Y. Joubert, Y. Le Diraison, J. Pinassaud, Procédé et dispositif d'imagerie à courant de Foucault pour la détection et la caractérisation de défauts enfouis dans des structures complexes, Brevet WO2007135265, 2007.

[Jou99] P.-Y. Joubert, Contribution à la conception d'un capteur à courants de Foucault et aux traitement des signaux associées pour le contrôle non destructif des tubes de générateurs de vapeur des centrales nucléaires, Thèse de doctorat, Université de Paris Sud, 1999.

[Kar04] M. Karl, A variable structure learning algorithm for multilayer perceptrons, *Intelligent engineering systems through artificial neural networks*, **14** (2004), pp.93-100.

[Kra92] J.D. Kraus, Electromagnetics, McGraw-Hill, New York, 2007).

[KSD07] D. Kim, S.Sra, I.S. Dhillon, A new projected quasi-Newton approach for solving nonnegative least squares problem, Technical Report CS-TR-06-54, The University of Texas at Austin, 2007.

[LB02] D. Lesselier, J. Bowler, et al., Electromagnetic and Ultrasonic Nondestructive Evaluation -12 solicited papers, *Inverse Problems*, **18**(6) (2002), pp.1733-1958.

[LDD70] J.W. Luquire, W.E. Deeds, C.W. Dodds, Alternating current distribution between planar conductors, *Journal of Applied Physics*, **41**(10) (1970), pp. 3983-3990.

[LDir09] Y. Le Diraison, Imagerie à courants de Foucault pour l'évaluation non-destructive de structures rivetées aéronautiques, Thèse de doctorat, Ecole Normale Supérieure de Cachan, 2009.

[LDJP09] Y. Le Diraison, P.-Y. Joubert, D. Placko, Characterization of subsurface defects in aeronautical riveted lap-joints using multi-frequency eddy current imaging, *NDT&E International*, **40** (2009), pp.133-140.

[LeB03] Y. Le Bihan, Study on the Transformer Equivalent Circuit of Eddy Current Nondestructive Evaluation, *NDT&E International*, **36** (2003), pp. 297–302.

[Lee91] T.C. Lee, Structure level adaptation for artificial neural networks, Kluwer academic publisher, Norwell, Massachusetts, 1991.

[LH74] C.L. Lawson, R.J. Hanson, Solving Least Square Problems, Prentice-Hall, 1974.

[LHZ07] S. Li, S. Huang, W. Zhao, Development of differential probes in pulsed eddy current testing for noise suppression, *Sensors and Actuators A*, **135** (2007), pp.675-679.

[LHZY08] S. Li, S. Huang, W. Zhao, P. Yu, Study of pulse eddy current probes detecting cracks extending in all directions, *Sensors and Actuators A*, **141** (2008), pp.13-19.

[Lib71] H. L. Libby, Introduction to electromagnetic nondestructive test methods, Ed. Wiley, New York, 1971.

[LKHC+09] G. Li, X. Kang, P. Huang, P. Chen, D. Hou, G. Zhang, Z. Zhou, Thickness measuring of multilayer conductor based on eddy current testing, Chinese Control and Decision Conference, 2009 IEEE, pp.3269-3272.

[LTT07] Y. Li, T. Theodoulidis, G.Y. Tian, Magnetic field based eddy current modeling for multilayered specimens, *IEEE transaction on Magnetics*, **43** (2007), pp.4010-4015.

[MDC10] B. Marchand, J.M. Decitre, O. Casula, Flexible and array eddy current probes for the inspection of complex parts, in proceedings of the 10th ECNDT, Moscow, Russia, 2010, pp.337-344.

[MDoc] Matlab Documentation: http://www.mathworks.fr/help/techdoc/ref/lsqnonneg.html.

[Mil98] D. Miller, Contribution à la conception d'une sonde multi-capteurs à courants de Foucault et aux prétraitements des signaux associés, Thèse de doctorat, ENS Cachan, 1998.

[MMS08] G. Mook, F. Michel, J. Simonin, Electromagnetic imaging using probe arrays, in proceedings of the 17th world conference on Nondestructive Testing (no.132, section 5), Shanghai, China, 2008.

[MP43] W.S. McCulloch, W.H. Pitts, A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, *Bulletin of Mathematical Biophysics*, **5** (1943), pp.115-133.

[MPC10] B. Morini, M. Porcelli, R. Chan, A reduced Newton method for constrained least-square problems, *Journal of Computational and Applied Mathematics*, **233** (2010), pp. 2200-2212.

[MUR92] J.C. Moulder, E. Uzal, J.H. Rose, Thickness and conductivity of metallic layers from eddy current measurements, *Review of Scientific Instruments*, **63** (1992), pp.3455-3465.

[Off98] Office of aviation research, Development of an improved magneto-optic/eddy current imager, Final Report, dot/faa/ar-97/37, Washington DC, 1998.

[Olym] Eddy current probes: http://www.olympus-ims.com/en/ec-probes/.

[PB09] D. Plako, T. Bore, Modélisation par sources ponctuelles réparties: Localisation de Sources, Instrumentation Mesure et Métrologie, **9** (2009), pp.165-190.

[PCS89] D. Placko, H. Clergeot, E. Santander, Physical modeling of an eddy current sensor designed for real time distance and thickness measurement in galvanization industry, *IEEE Transactions on Magnetics*, **25**(4) (1989), pp.2861–2863.

[PDWB04] L. Perez, C. Dolabdjian, W. Waché, L. Butin, Advance in magneto-resistance magnetometer performances applied in eddy current sensor arrays, in proceedings of the 16th world conference on Nondestructive Testing, Montreal, Canada, 2004.

[PG07] J. Pavo, S. Gyimothy, Adaptative inversion database for electromagnetic nondestructive evaluation, *NDT&E International*, **40** (2007), pp.192-202.

[PK07] D. Placko, T. Kundu, DPSM for Modeling Engineering Problems, John Willey & Sons Inc., New Jersey, 2007.

[Pla84] D. Plako, Dispositif d'analyse de profil utilisant des capteurs à courants de Foucault, Thèse de doctorat, Université de Paris Sud, 1984.

[Pre06] D. Prémel, Imagerie des milieux conducteurs: problèmes directs, problèmes inverses. Applications au contrôle non destructif par courants de Foucault, HDR, Université de Paris Sud, 2006.

[Rav09] C. Ravat, Conception de multicapteurs à courants de Foucault et inversion des signaux associés pour le contrôle non destructif, Thèse de doctorat, Université Paris XI Orsay, 2009.

[RHW86] D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, R.J. William, Learning internal representations by error propagation, Parallel Distributed Processing-Exploration in the microstructure of Cognition, Vol. 1: Foundation, The MIT press, 1986.

[RR96] Z. Ren, A. Razek, Computational of 3-D electromagnetic field using differential forms based elements and dual formulations, *International journal of Numerical Modeling: Electronic Networks, Devices and Fields*, **9**(1-2) (1996), pp.81-98.

[RTPT97] I.T. Rekanos, T.P. Theodoulidis, S.M. Panas, T.D. Tsiboukis, Impedance inversion in eddy current testing of layered planar structures via neural networks, *NDT&E International*, **30**(2) (1997), pp.69-74.

[RTVV+06] G. Rubinacci, A. Tamburino, S. Ventre, F. Villone, L. Udpa, L. Xuan, Z. Zeng, Numerical simulation of magneto-optic eddy current imaging, *Electromagnetic Nondestructive Evaluation* (VII), IOS Press, 2006, pp.180-188.

[RWJ+07] C. Ravat, M. Woytazik, P.-Y. Joubert, Y. Le Bihan, C. Marchand, E. Doufour-Gergam, J. Moulin, E. Martincic, Study for the design of eddy current micro-sensor array for non destructive testing applications, *Transducers'07* (2007), pp.583-587.

[SRBS+90] H.A. Sabbagh, D.J. Radecki, S. Barkeshli, B. Shamee, J.C. Treece, S.A. Jenkins, Inversion of eddy-current data and the reconstruction of tree-dimensional flaws, *IEEE transaction on Magnetics*, **26**(2) (1990), pp.626-629.

[STTR+06] A. Sophian, G.Y. Tian, D. Taylor, J. Rudlin, A feature extraction technique based on principal component analysis for pulsed eddy current NDT, *NDT&E International*, **36** (2003), pp.37-41.

[STTR02] A. Sophian, G.Y. Tian, D. Taylor, J. Rudlin, Design of a pulsed eddy current sensor for detection of defects in aircraft lap-joints, *Sensors and Actuators A*, **101** (2002), pp.92-98.

[STTR03] A. Sophian, G.Y. Tian, D. Taylor, J. Rudlin, A feature extraction technique based on principal component analysis for pulsed eddy current NDT, *NDT&E International*, **36** (2003), pp.37-41.

[TDJ09] A. Tassin, Y. Le Diraison, P.-Y. Joubert, A comparative study of source separation technique for the detection of buried defects in the EC NDE of aeronautical multi-layered lap-joints, ENDE (XI), *Studies in Applied Electromagnetics and Mechanics*, **31** (2008), pp.125-132.

[Tho10] V. Thomas, Système multi-capteurs et traitement des signaux associé pour l'imagerie par courants de Foucault de pièces aéronautiques, Thèse de doctorat, Ecole Normale Supérieure de Cachan, 2010.

[Tho95] F. Thollon, Conception et optimisation de capteurs à courant de Foucault pour la détection de defaults profonds dans des matériaux amagnétiques, Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Lyon, 1995.

[TRM96] C.-C. Tai, J.H. Rose, J.C. Moulder, Thickness and conductivity of metallic layers from pulsed eddy-current measurements, *Review of Scientific Instruments*. **67**(11) (1996), pp.3965-3972.

[TS05] G.Y. Tian, A. Sophian, Defect classification using a new feature for pulsed eddy current sensors, *NDT&E International*, **38** (2005), pp.77-82.

[UM04] S. Udpa, P. Moore, Nondestructive Testing Handbook, Third Edition: Vol.**5**, Electromagnetic Testing, American Nondestructive Testing Society, 2004.

[UMMR93] E. Uzal, J.C. Moulder, S. Mitra, J.H. Rose, Impedance of coil over layered metals with continuously variable conductivity and permeability, theory and experiment, probe coil problem, *Journal of Applied Physics*, **74**(3) (1993), pp.2076-2089.

[UR93] E. Uzal, J.H. Rose, The impedance of eddy current probes above layered metals whose conductivity and permeability vary continuously, *IEEE transaction on Magnetics*, **29**(2) (1993), pp.1869-1873.

[UU90] L. Udpa, S.S. Udpa, Eddy current defect characterization using neural networks, *Materials Evaluation* **48** (1990), pp.342-347.

[VAP07] F. Vacher, F. Alves, C. Gilles-Pascaud, Eddy current nondestructive testing with giant magneto-impedance sensor, *NDT&E International*, **40** (2007), pp.439-442.

[Ver99] S.N. Vernon, The universal impedance diagram of the ferrite pot core eddy current transducer, *IEEE Trans. Magnetics*, **25**(3) (1999), pp. 2639–2645.

[WW05] M. Wrzuszczak, J. Wrzuszczak, Eddy current flaw detection with neural network applications, *Measurement* **38** (2005), pp.132-136.

[XLUU11] J. Xin, N. Lei, L. Udpa, S.S. Udpa, Nondestructive inspection using rotating magnetic field eddy-current probe, *IEEE transaction on Magnetics*, **47**(5) (2011), pp.1070-1073.

[YHM07] N. Yusa, H. Huang, K. Myia, Numerical evaluation of the ill-posedness of eddy current problems to size real cracks, *NDT&E International*, **40** (2007), pp.185-191.

[YP07] W. Yin, A.J. Peyton, Thickness measurement of non-magnetic plates using multi-frequency eddy current sensors, *NDT&E International*, **40** (2007), pp.43-48.

Publications personnelles

Revues internationales à comité de lecture

[CJVL10] T.L. Cung, P.-Y. Joubert, E. Vourch, P. Larzabal, *Interactions of an eddy current sensor and a multilayered structure*, Electronics letters, **46**(23) (2010), pp.1550-1551.

[CJV11] T.L. Cung, P.-Y. Joubert, E. Vourch, *Eddy current evaluation of air gaps in aeronautical multilayered assemblies using a multi-frequency behavioral model*, Measurement, **44**(6) (2011), pp.1108-1116.

[CJV11a] T.L. Cung, P.-Y. Joubert, E. Vourch, *Multi-frequency eddy current NDE of the distance between parts in aeronautical assemblies*, Electromagnetic Nondestructive Evaluation (XIV) – Studies in Applied Electromagnetics and Mechanics, **35** (2011), pp.288-295.

Revue nationale à comité de lecture

[CJV10] T.L. Cung, P.-Y. Joubert, E. Vourch, *Approche multifréquence à courants de Foucault pour l'évaluation de l'écartement entre pièces d'un assemblage aéronautique*, Instrumentation Mesure Métrologie – Méthodes innovantes en contrôle non destructif, **10**(1-2) (2010), pp.33-52.

Actes de conférences internationales

[CJV10a] T.L. Cung, P.-Y. Joubert, E. Vourch, *Multi-frequency eddy current NDE of the distance between parts in aeronautical assemblies*, in the proceeding of the 15th International Workshop on Electromagnetic Nondestructive Evaluation ENDE'2010, Szczecin Poland, 13-16 June 2010, pp.67-68.

[CJVL11] T.L. Cung, P.-Y. Joubert, E. Vourch, P. Larzabal, *Evaluation of loose assemblies using multi-frequency eddy currents and neural networks*, in the proceeding of the 15th International Symposium on Applied Electromagnetics and Mechanics, ISEM'2011, Naple Italy, 6-9 Sept. 2011, pp.305-306.

Acte de conférence nationale

[CJV10b] T.L. Cung, P.-Y. Joubert, E. Vourch, *Evaluation non-destructive d'écartement de pièces dans des assemblages aéronautiques par la méthode des courants de Foucault*, Acte du V-ième Colloque Interdisciplinaire en Instrumentation, C2I 2010, Ed. Hèrmes-Lavoisier, Le Mans France, 2010, pp.333-340.