Contrôle santé des structures composites : génération de délaminages par choc laser et quantification par apprentissage machine

Meriem Ghrib

▶ **To cite this version:**

Meriem Ghrib. Contrôle santé des structures composites : génération de délaminages par choc laser et quantification par apprentissage machine. Mécanique des matériaux [physics.class-ph]. Ecole nationale supérieure d'arts et métiers - ENSAM, 2017. Français. NNT : 2017ENAM0070 . tel-01881284

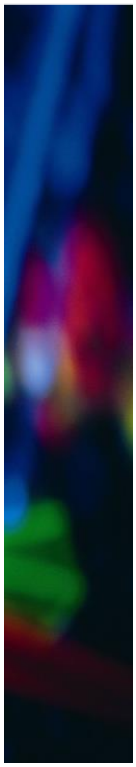
HAL Id: tel-01881284

https://pastel.hal.science/tel-01881284

Submitted on 25 Sep 2018

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.



2016-ENAM-00XX

École doctorale n° 432 : Sciences des Métiers de l'ingénieur

Doctorat ParisTech

T H È S E

pour obtenir le grade de docteur délivré par

L'École Nationale Supérieure d'Arts et Métiers

Spécialité " Mécanique-matériaux"

présentée et soutenue publiquement par

Meriem GHRIB

le 07 Décembre 2017

Contrôle santé des structures composites: génération de délaminages par choc LASER et quantification par apprentissage machine

Directeur de thèse : **Laurent BERTHE**
Co-encadrement de la thèse : **Nazih MECHBAL**
Co-encadrement de la thèse : **Marc REBILLAT**
Co-encadrement de la thèse : **Mikhail GUSKOV**

Jury

M. François COULOUVRAT, Dr-CNRS, UPMC	Rapporteur
M. Stéphane CANU, Professeur, INSA Rouen	Rapporteur
M. Frédéric LACHAUD, Professeur, ISAE-SUPAERO	Examinateur
M. Wieslaw OSTACHOWICZ, Professeur, Académie polonaise des sciences	Examinateur
M. Laurent BERTHE, Dr-CNRS, Arts et Métiers ParisTech	Examinateur
M. Marc REBILLAT, Maître de conférences, Arts et Métiers ParisTech	Examinateur
M. Nazih MECHBAL, Maître de conférences (HDR), Arts et Métiers ParisTech	Examinateur
M. Mikhail GUSKOV, Maître de conférences, Arts et Métiers ParisTech	Examinateur
M. Nas Bedreddine, Ingénieur R&T Composites, SAFRAN Nacelles	Invité

T H È S E

Arts et Métiers ParisTech - Campus de Paris
Laboratoire Procédés et Ingénierie en Mécanique et Matériaux – UMR CNRS 8006

Table des matières

Table des matières iii

Liste des tableaux vii

Liste des figures ix

Remerciements xix

1 Introduction générale 1
- 1.1 Contexte . . . 1
- 1.2 Verrous scientifiques et objectifs de la thèse . . . 4
- 1.3 Organisation du manuscrit . . . 5

2 Contrôle santé des structures composites 9
- 2.1 Introduction . . . 9
- 2.2 Structures composites et SHM . . . 10
  - 2.2.1 Matériaux composites . . . 10
  - 2.2.2 Endommagement des matériaux composites . . . 12
  - 2.2.3 Structures intelligentes et biomimétique . . . 14
  - 2.2.4 Le contrôle santé des structures . . . 15
- 2.3 Application du SHM aux structures composites . . . 18
  - 2.3.1 Capteurs et actionneurs . . . 18
    - Les capteurs piézoélectriques . . . 19
    - Les capteurs à fibre optique . . . 21
  - 2.3.2 Des méthodes SHM typiques pour les composites . . . 23
    - Méthodes basées sur les ondes de Lamb . . . 24
    - Méthodes basées sur l'impédance éléctromécanique (IEM) . . . 26
    - Méthodes vibratoires . . . 27
    - Méthodes d'émission acoustique (EA) . . . 28
- 2.4 Classification et quantification de dommage dans les composites . . . 30
- 2.5 Contexte et originalité du travail . . . 31
- 2.6 Conclusion . . . 32

3 Choc LASER : Application à la calibration de dommages dans les composites 33
- 3.1 Introduction . . . 33
- 3.2 Le choc LASER : Principe et fondamentaux . . . 34
  - 3.2.1 Génération du rayonnement LASER . . . 34

3.2.2 Interaction LASER-matière et génération d'onde de choc 35
3.2.3 Propagation d'onde de choc et génération de dommage 36
Choc LASER à une impulsion 36
Choc LASER symétrique 37
3.3 Pourquoi le choix du choc LASER pour la génération de dommage ? 39
3.4 Investigations expérimentales 40
3.4.1 Échantillons d'étude 40
3.4.2 Outils de caractérisation 41
A-scan 41
C-scan 42
Analyses par ressuage 42
3.4.3 Source LASER 44
3.4.4 Configurations expérimentales 44
Série 1 : Recherche de seuils d'endommagement 45
Série 2 : Effet du délai temporel 45
Série 3 : Effet de l'énergie 46
Série 4 : Accumulation de dommage par impacts LASER multiples . 46
3.5 Résultats et analyses 47
3.5.1 Recherche de seuils d'endommagement 47
3.5.2 Effet du délai temporel 48
3.5.3 Effet de l'énergie 51
3.5.4 Accumulation de dommage par impacts LASER multiples 53
3.6 Discussion 55
3.7 Conclusion 57

4 Stratégie de quantification de dommage **59**
4.1 Introduction 59
4.2 Ingrédients clés 59
4.2.1 L'apprentissage statistique 60
4.2.2 Les machines à vecteurs de support : SVM 63
4.2.3 Évaluation de modèle 70
4.2.4 Le modèle de Hammerstein en parallèle 72
4.2.5 Réduction de la dimension 75
4.3 Workflow pour la quantification de dommage 79
4.3.1 Extraction de descripteurs de dommage 79
a. SBF : Descripteurs de dommage basés sur le signal 79
b. NMBF : Descripteurs de dommage basés sur le modèle de Hammerstein 80
4.3.2 Choix des descripteurs 82
4.4 Conclusion 82

5 Application : le modèle beam NL **85**
5.1 Introduction 85
5.2 Le modèle Beam NL 85
5.2.1 Le modèle linéaire de base 86
5.2.2 Non linéarités 87
5.2.3 Excitation, observation 90

5.3 Extension de l'approche de quantification à la classification de type de dommage . . . 91
5.4 Classification de type de dommage . . . 93
5.4.1 Données de simulation . . . 93
5.4.2 Des signaux aux descripteurs de dommage . . . 94
5.4.3 Résultats de classification . . . 97
5.5 Quantification de dommage . . . 98
5.5.1 Données de simulation . . . 98
5.5.2 Résultats de classification . . . 99
5.5.3 Cas bilinéaire . . . 101
5.6 Conclusion . . . 107

6 Application : Structures composites réelles endommagées par choc LASER 109
6.1 Introduction . . . 109
6.2 Application aux coupons équipés de 2 PZTs . . . 110
6.2.1 Descriptif des coupons . . . 110
6.2.2 Acquisition des données . . . 112
6.2.3 Des signaux aux descripteurs . . . 116
6.2.4 Résultats de classification . . . 123
6.3 Application aux coupons équipés de 5 PZTs . . . 136
6.3.1 Descriptif des coupons . . . 136
6.3.2 Investigation expérimentale . . . 138
6.3.3 Des signaux aux descripteurs . . . 138
6.3.4 Résultats de classification . . . 146
6.4 Conclusion . . . 147

7 Conclusion générale et perspectives 149
7.1 Conclusion . . . 149
7.2 Perspectives . . . 151

A Génération de dommage par choc LASER dans des échantillons sandwich 153
A.1 Échantillons sandwich . . . 153
A.2 Set-up expérimental . . . 154
A.3 Analyse post-mortem . . . 154
A.3.1 Analyse par C-scan . . . 154
A.3.2 Analyse par découpe/observation microscopique . . . 155
A.4 Vers une investigation plus approfondie . . . 157

B Simulation numérique 159
B.1 Environnement de simulation . . . 159
B.2 Structure intelligente simulée . . . 159
B.3 Signal d'excitation . . . 159
B.4 Modélisation par éléments finis . . . 160
B.4.1 Modèle de base . . . 160
B.4.2 Modèle du dommage . . . 161
B.5 Adaptation du modèle pour un balayage exponentiel à large bande . . . 161

B.5.1 Amortissement de Rayleigh 161
B.5.2 Pas de temps 161
B.6 Résultats & analyses 162
B.6.1 Scénarios de simulation 162
B.6.2 Résultats de simulation numérique 163
B.6.3 Simulation versus expérience : limites du modèle linéaire 164

Bibliographie **169**

Liste des tableaux

4.1 Matrice de confusion - Cas de la classification binaire 71

5.1 Propriétés matériaux du modèle de simulation - Beam NL 86
5.2 Paramètres à définir pour la génération du signal d'excitation 91
5.3 Coefficients des trois premières composantes principales dans l'espace des descripteurs d'origine 98
5.4 Paramètres de simulation pour le cas bilinéaire 102

6.1 Propriétés mécaniques d'un pli - Données fournies par Safran Nacelles 110
6.2 Taille et poids des PZTs (NCE51 de Noliac). 112
6.3 Paramètres du signal d'excitation - Coupons réels 115
6.4 Paramètres d'acquisition 115
6.5 Pourcentage de variance expliquée par les trois premières composantes principales - Amplitude d'excitation : $10V$ 122
6.6 Paramètres définis lors de l'apprentissage des modèles SVM 123
6.7 Pourcentage de variance expliquée par les trois premières composantes principales - Coupons à 5 PZTs - Amplitude d'excitation : $10V$ 139

A.1 Propriétés mécaniques d'un pli des peaux en carbone BMI 154
A.2 Propriétés mécaniques du cœur en nid d'abeille (alliage Aluminium) 154

B.1 Propriétés matériaux pour un pli du stratifié CFRP 161

Liste des figures

1.1 Intégration des capteurs au sein des structures aéronautiques 2
1.2 Principales étapes d'un processus SHM 3
1.3 Principaux points à aborder dans ce manuscrit 5

2.1 Différents types de composites 11
2.2 Illustration d'une structure sandwich avec un cœur en nid d'abeille - a : Peau en composite stratifié, b : adhésif, c : Cœur en nid d'abeille 11
2.3 Pourcentage d'utilisation des matériaux composites dans les appareils Boeing et Airbus 12
2.4 Mécanismes d'endommagement observés dans un composite stratifié [75] 13
2.5 Illustration du décollement âme/peau dans un matériau "sandwich" 14
2.6 Structure intelligente [131] 14
2.7 Analogie entre une structure intelligente et le système nerveux humain 15
2.8 Les étapes d'une démarche SHM 17
2.9 Effet piézoélectrique direct et inverse 19
2.10 (a) Céramiques PZT de différentes formes, (b) Macro Fiber Composite (MFC) 20
2.11 Capteur FBG : (a) Principe , (b) Spectres émis, transmis et réfléchi 22
2.12 (a) Approche SHM passive - (b) Approche SHM active 24
2.13 (a) mode pulse-echo - (b) mode pitch-catch [167] 25
2.14 Couplage électromécanique entre le patch PZT et la structure 26
2.15 (a) Montage du transducteur PZT sur une structure endommagée (b) Modification du spectre de l'impédance due à la présence d'une fissure [170] 27
2.16 Paramètres typiques d'un signal d'EA 29

3.1 Génération du rayonnement LASER 35
3.2 Interaction LASER-matière - Impact LASER avec un milieu de confinement (C) et une couche sacrificielle (S) 36
3.3 Diagramme 1-D temps/position dans le cas du choc LASER à une seule impulsion - Durée d'impulsion plus longue en (a) qu'en (b) 37
3.4 Diagramme 1-D temps/position dans le cas du choc LASER symétrique - (a) délai temporel nul, (b) délai temporel non nul 38
3.5 Observation microscopique d'une section transversale d'un échantillon sain . . 40
3.6 Illustration du contrôle par ultrasons : A-scan, B-scan, C-scan 41
3.7 Illustration d'un résultat de cartographie C-scan : (a) avant traitement NDTKit, (b) après traitement NDTKit 42
3.8 Étapes d'un test de contrôle par ressuage 43
3.9 Illustration d'un résultat de contrôle par ressuage sur une pièce métallique . . . 43

3.10 (a) Position du plan de coupe (b) Exemple d'un résultat d'essai de ressuage . . 44
3.11 Source LASER Gaia HP - Plateforme Hephaistos, laboratoire PIMM 44
3.12 Illustration simplifiée du setup expérimental 45
3.13 Schématisation de la configuration d'impacts LASER contigus 46
3.14 Visibilité d'écho de dommage en fonction de l'intensité du faisceau LASER - Seuil d'endommagement dans le cas d'une impulsion LASER 47
3.15 Visibilité d'écho de dommage en fonction de la somme des intensités des deux faisceaux LASER : Seuil d'endommagement dans le cas d'impulsions symétriques. 48
3.16 Profondeur de l'endommagement dans le cas d'un choc LASER symétrique avec un délai temporel nul 49
3.17 Profondeur de l'endommagement dans le cas d'un choc LASER symétrique avec un délai temporel de $80ns$ 49
3.18 Profondeur de l'endommagement dans le cas d'un choc LASER symétrique avec un délai temporel de $160ns$ 50
3.19 Profondeur de l'endommagement dans le cas d'un choc LASER symétrique avec un délai temporel de $240ns$ 50
3.20 Profondeur de l'endommagement en fonction du délai temporel entre les deux faisceaux LASER 50
3.21 Taille de l'endommagement : Choc LASER symétrique et 20% d'énergie 51
3.22 Taille de l'endommagement : Choc LASER symétrique et 40% d'énergie 51
3.23 Taille de l'endommagement : Choc LASER symétrique et 60% d'énergie 51
3.24 Taille de l'endommagement : Choc LASER symétrique et 80% d'énergie 52
3.25 Taille de l'endommagement : Choc LASER symétrique et 100% d'énergie . . . 52
3.26 Taille de l'endommagement (en mm) en fonction de la somme des intensités des deux faisceaux LASER 52
3.27 Surface de l'endommagement (en mm^2) en fonction de la somme des intensités des deux faisceaux LASER 53
3.28 Estimation de la taille de l'endommagement dans le cas d'un seul impact LASER 54
3.29 Estimation de la taille de l'endommagement dans le cas de deux impacts LASER contigus 54
3.30 Estimation de la taille de l'endommagement dans le cas de trois impacts LASER contigus 54
3.31 Estimation de la taille de l'endommagement dans le cas de quatre impacts LASER contigus 55
3.32 Estimation de la taille de l'endommagement dans le cas de cinq impacts LASER contigus 55
3.33 Estimation de la taille de l'endommagement dans le cas de six impacts LASER contigus 55
3.34 Estimation de la taille de l'endommagement dans le cas de sept impacts LASER contigus 55
3.35 Taille de l'endommagement en fonction du nombre d'impacts LASER 56

4.1 L'apprentissage statistique comme une étape d'un processus d'analyse SHM . . 61
4.2 SVM binaire - cas bidimensionnel 64
4.3 SVM binaire à marge souple - cas bidimensionnel 65
4.4 Transformation d'espace de représentation 66
4.5 Approche OAA - zones d'indécision 68
4.6 Approche OAA - résolution du problème des zones d'indécision 69

4.7 Approche OAO - zones d'indécision 70
4.8 Représentation du modèle de Hammerstein en parallèle 72
4.9 Illustration d'une ACP dans un cas bidimensionnel 77
4.10 Ingrédients clés de la stratégie de quantification proposée 79

5.1 Illustration du modèle de simulation 85
5.2 Étalonnage de la rigidité linéaire en se basant sur la fréquence du premier mode 87
5.3 Non linéarité de type rigidité bilinéaire 88
5.4 Non linéarité de type saturation 88
5.5 Non linéarité de type zone morte 89
5.6 Non linéarité de type frottement de Coulomb 90
5.7 Signal d'excitation de type sweep exponentiel : (a) sans effet de zoom, (b) avec effet de zoom 90
5.8 Workflow de quantification légèrement modifié pour aborder la classification de type de dommages 92
5.9 Les principales parties du script matlab pour le modèle beam NL 92
5.10 Workflow de quantification légèrement modifié - Focus sur la classification de type de dommages 93
5.11 Principe du fenêtrage temporel pour l'extraction des fonctions $g_n(t)$ - Données de simulation - cas "bilinéaire", $NLx = 0.5$, $\alpha = 0.45$, $SNR = 100dB$ 95
5.12 Représentation fréquentielle des noyaux de Hammerstein - Données de simulation - cas "bilinéaire", $NLx = 0.5$, $\alpha = 0.45$, $SNR = 100dB$ 96
5.13 Superposition entre le signal de sortie d'origine et celui reconstruit - Données de simulation - cas "bilinéaire", $NLx = 0.5$, $\alpha = 0.45$, $SNR = 100dB$ 96
5.14 Comparaison de la performance de classification pour les différents scénarios de descripteurs de dommage - Classification par type de dommage : (a) approache "OAO" , (b) approache "OAA" 97
5.15 Workflow de quantification légèrement modifié - Problème de quantification pour un type de dommage fixé 98
5.16 Amplitude des signaux de réponse en fonction de la sévérité de dommage α - Cas de non linéarité de type "zone morte", $NLx = 0.5$ 99
5.17 Comparaison des performances des différents modèles SVM - Quantification de sévérité de dommage pour la non linéarité de type "zone morte" :(a) approache "OAO" , (b) approache "OAA" 100
5.18 Comparaison des performances des différents modèles SVM - Quantification de sévérité de dommage pour la non linéarité de type "frottement de Coulomb" :(a) approache "OAO" , (b) approache "OAA" 101
5.19 Comparaison des performances des différents modèles SVM - Quantification de sévérité de dommage pour la non linéarité de type "saturation" :(a) approache "OAO" , (b) approache "OAA" 101
5.20 Illustration d'une poutre avec une fissure qui s'ouvre et se ferme 102
5.21 Amplitude des signaux de réponse en fonction de la sévérité de dommage α - Cas de non linéarité de type "bilinéaire", $NLx = 0.7$ 103
5.22 Descripteurs de dommage SBF en fonction de la sévérité de dommage α - Cas de non linéarité de type "bilinéaire", $NLx = 0.7$ 104
5.23 Descripteurs de dommage NMBF en fonction de la sévérité de dommage α - Cas de non linéarité de type "bilinéaire", $NLx = 0.7$ 105

5.24 Comparaison des performances des différents modèles SVM - Quantification de sévérité de dommage pour la non linéarité de type "bilinéaire" :(a) approache "OAO" , (b) approache "OAA" 105

6.1 Schéma représentant les quatre plaques équipées par 2 PZTs chacune 111
6.2 PZT NCE51 de Noliac de diamètre 25 mm 111
6.3 Les quatre coupons test après avoir été impactés par LASER et équipés de 2 PZTs 112
6.4 Approche active pour le contrôle santé structurale 113
6.5 Dispositif expérimental d'acquisition des données sur les coupons en CFRP . . 113
6.6 Principales parties du script d'automatisation de l'acquisition des signaux . . . 114
6.7 Exemple de signaux mesurés sur un coupon équipé de deux PZTs - Répétition 1, cas du coupon avec "3 impacts" LASER 116
6.8 Principales parties du script d'extraction de caractéristiques, d'apprentissage et d'évaluation de modèles SVM 117
6.9 Répartition des données dans l'espace (NRE, MA, ENV) - Amplitude d'excitation : $10V$ 118
6.10 Principe du fenêtrage temporel pour l'extraction des fonctions $g_n(t)$ - Données de mesure sur le coupon avec 3 impacts LASER, excitation d'amplitude : $10V$. 119
6.11 Représentation fréquentielle des noyaux de Hammerstein - Données de mesure sur le coupon avec 3 impacts LASER, excitation d'amplitude : $10V$ 120
6.12 Superposition entre le signal de sortie d'origine et celui reconstruit - Données de mesure sur le coupon avec 3 impacts LASER, excitation d'amplitude : $10V$. 121
6.13 Répartition des données dans l'espace (NLL, f_{shift}, EO) - Amplitude d'excitation : $10V$ 121
6.14 Répartition des données dans le plan formé par les deux premières composantes principales - Amplitude d'excitation : $10V$ 122
6.15 Répartition des données dans l'espace formé par les trois premières composantes principales - Amplitude d'excitation : $10V$ 122
6.16 Taux de reconnaissance des différents modèles SVM sur la base de test - données issues des coupons équipés avec 2 PZTs - amplitude d'excitation : (a) $10V$, (b) $20V$ 124
6.17 Taux de reconnaissance des différents modèles SVM sur la base de test - données issues des coupons équipés avec 2 PZTs - amplitude d'excitation : (a) $30V$, (b) $40V$, (c) $50V$ 124
6.18 Matrices de confusion des modèles appris sur les caractéristiques de type NMBF - amplitude d'excitation : (a) $30V$, (b) $50V$ 126
6.19 Matrice de confusion des modèles appris sur les trois ou les deux premières composantes principales - amplitude d'excitation : $30V$ 127
6.20 Noyau d'ordre 1 moyenné sur les répétitions de mesure 129
6.21 Noyau d'ordre 2 moyenné sur les répétitions de mesure 130
6.22 Noyau d'ordre 3 moyenné sur les répétitions de mesure 131
6.23 Noyau d'ordre 4 moyenné sur les répétitions de mesure 132
6.24 Noyau d'ordre 1 moyenné sur les répétitions de mesure - Effet de zoom 133
6.25 Noyau d'ordre 2 moyenné sur les répétitions de mesure - Effet de zoom 134
6.26 Noyau d'ordre 4 moyenné sur les répétitions de mesure - Effet de zoom 135
6.27 Les quatre coupons test après avoir été impactés par LASER et équipés de 5 PZTs 137

6.28 Schéma illustrant le positionnement des PZTs et du dommage sur les coupons à 5 PZTs . . . 137
6.29 Exemple de signaux mesurés sur un coupon équipé de cinq PZTs - Répétition 1, cas du coupon avec "3 impacts" LASER . . . 140
6.30 Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $10V$:(a) Espace des SBF, (b) : Espace des NMBF 141
6.31 Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $10V$:(a) Espace des 3 premières composantes principales, (b) : Plan des 2 premières composantes principales . . . 141
6.32 Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $20V$:(a) Espace des SBF, (b) : Espace des NMBF 142
6.33 Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $20V$:(a) Espace des 3 premières composantes principales, (b) : Plan des 2 premières composantes principales . . . 142
6.34 Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $30V$:(a) Espace des SBF, (b) : Espace des NMBF 143
6.35 Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $30V$:(a) Espace des 3 premières composantes principales, (b) : Plan des 2 premières composantes principales . . . 143
6.36 Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $40V$:(a) Espace des SBF, (b) : Espace des NMBF 144
6.37 Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $40V$:(a) Espace des 3 premières composantes principales, (b) : Plan des 2 premières composantes principales . . . 144
6.38 Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $50V$:(a) Espace des SBF, (b) : Espace des NMBF 145
6.39 Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $50V$:(a) Espace des 3 premières composantes principales, (b) : Plan des 2 premières composantes principales . . . 145
6.40 Taux de reconnaissance des différents modèles SVM sur la base de test - données issues des coupons équipés avec 5 PZTs - amplitude d'excitation : (a) $10V$, (b) $20V$ . . . 146
6.41 Taux de reconnaissance des différents modèles SVM sur la base de test - données issues des coupons équipés avec 5 PZTs - amplitude d'excitation : (a) $30V$, (b) $40V$, (c) $50V$ . . . 147

A.1 Échantillon sandwich - Peaux en CFRP, Cœur nida en alliage d'Alu . . . 153
A.2 Tir LASER à une seule impulsion sur coupon sandwich . . . 154
A.3 Cartographie C-scan du coupon sandwich après avoir été impacté par le LASER 155
A.4 Illustration du résultat d'analyse post-mortem par découpe/observation microscopique . . . 155
A.5 Illustration du résultat d'analyse post-mortem par découpe/observation microscopique - Zoom sur la zone endommagée . . . 156
A.6 Illustration du résultat d'analyse post-mortem par découpe/observation microscopique - Zoom sur la zone endommagée . . . 156
A.7 Impacts LASER au niveau des creux des cellules de l'âme en nida - Intensité LASER croissante . . . 157

A.8 Impacts LASER au niveau des arêtes des cellules de l'âme en nida - Intensité LASER croissante 158
A.9 Impacts LASER au niveau des contours des cellules de l'âme en nida - Diamètre de tâche focale variable 158
A.10 Impacts LASER sur une trajectoire définie par les cellules de l'âme en nida . . 158

B.1 Structure intelligente : plaque CFRP rectangulaire endommagée avec 2 éléments piézoélectriques 160
B.2 Représentation temps-fréquence d'un signal de type sweep exponentiel- Décomposition du signal et pas de temps de simulation variable 162
B.3 Configuration de simulation : plaque saine 163
B.4 Configuration de simulation : $r_c = 3.5mm$ 163
B.5 Configuration de simulation : $r_c = 7mm$ 163
B.6 Configuration de simulation : $r_c = 10.5mm$ 163
B.7 Signaux de réponse de la structure simulée - Différentes valeurs de κ et r_c . . . 165
B.8 Variation des différents descripteurs de type SBF en fonction du paramètre de sévérité r_c 166
B.9 Superposition des signaux de réponse de la structure réelle et de la structure simulée - Cas de la plaque à l'état sain 167
B.10 Superposition des signaux de réponse de la structure réelle et de la structure simulée - Plaque réelle endommagée avec un seul impact LASER, plaque simulée avec $r_c = 3.5mm$ et $\kappa = 0.2$ 167

A mes parents

If we knew what it was we were doing, it would not be called research, would it ?

Albert Einstein

Remerciements

La décision de poursuivre des études doctorales n'est pas toujours une décision qui s'avère facile. Cependant, après avoir passé trois belles années à l'ENSAM ParisTech en tant que doctorante au PIMM (Procédés et Ingénierie en Mécanique et Matériaux), je peux affirmer que je n'ai aucun regret. Les gens que j'ai côtoyés au cours de mes années ici ont rendu mon expérience très agréable et c'est ainsi pourquoi je tiens à les remercier.

En tout premier lieu, j'aimerais remercier mes chers encadrants : Laurent Berthe, Marc Rébillat, Nazih Mechbal et Mikhail Guskov pour leur confiance, leur disponibilité, leur soutien et leurs conseils judicieux. Non seulement ont-t-ils grandement contribué à ma formation, mais ils ont aussi été très sympathiques envers moi pendant mes années à Paris et je leur en suis très reconnaissante. Je tiens également à remercier Gérard Coffignal pour ses précieux conseils. Malgré la retraite, Gérard trouve toujours le temps de passer au PIMM afin de discuter avec les étudiants de la suite des choses ou des problèmes auxquels on fait face. Gérard est réellement un expert dans le domaine des éléments finis et ses suggestions sont toujours bien appréciées.

Cette thèse n'aurait aussi jamais vu le jour sans le soutien de ma famille. Mes parents ont toujours cru en mes habiletés et m'ont toujours encouragée à poursuivre mes rêves. Je les remercie énormément pour les bonnes valeurs qu'ils m'ont transmises, leur soutien inconditionnel et leur confiance. Un merci spécial aussi à ma sœur, Zeineb, pour ses encouragements et sa confiance. J'aimerais aussi remercier mon conjoint Wassim pour son soutien continu, sa présence, sa patience et ses encouragements au cours de la dernière ligne droite de cette thèse.

Je tiens également à remercier Farida Zidekhile, agente d'administration au PIMM pour m'avoir accueillie si chaleureusement au sein du PIMM et pour les nombreuses discussions bien intéressantes que nous avons eues pendant les repas de midi. J'aimerais aussi prendre l'opportunité pour remercier plus spécifiquement Jacques Groslafaige pour ses encouragements et son soutien.

Merci à M. Frédéric Lachaud, M. François Coulouvrat, M. Stéphane Canu, M. Wieslaw Ostavhowicz et M. Nas Bedreddine d'avoir accepté de faire partie du jury de cette thèse.

Finalement, j'aimerais remercier la Communauté d'Universités et d'Établissements HESAM (Hautes Études Sorbonne Arts et Métiers) et l'entreprise Safran/Nacelles pour leur contribution financière lors de mes études doctorales.

Chapitre 1

Introduction générale

1.1 Contexte

Les impératifs de sécurité et de réduction des coûts ont une influence considérable sur les stratégies de la maintenance des structures, en particulier dans le domaine du transport aérien. A moyen terme, les compagnies aériennes s'orientent vers la mise en œuvre d'une stratégie de maintenance **prédictive conditionnelle**, qui d'un point de vue économique mais aussi vis-à-vis de la disponibilité des appareils, est plus intéressante qu'une maintenance **systématique programmée**. Ceci est rendu possible par l'intégration de capteurs au sein des structures (Figure 1.1 [1]) afin de disposer de systèmes d'évaluation non destructive intégrés qui accompagneront la structure durant la totalité de sa vie. Il s'agit des systèmes intégrés de contrôle de la santé *in situ* des structures appelés encore les systèmes SHM (en anglais Structural Health Monitoring). Reposant, généralement, sur des réseaux de capteurs et adossés à des routines de traitement avancé des signaux, les systèmes SHM permettent de surveiller en continu ou à intervalles réguliers l'intégrité des structures en délivrant un diagnostic sur leur santé et leur durée de vie résiduelle, permettant ainsi la programmation des interventions de maintenance nécessaires et finalement la gestion de l'ensemble dont font partie les dites structures. Le SHM s'inscrit donc dans une stratégie à la fois économique et sécuritaire pour les industriels.
La plupart des technologies SHM reposent sur les technologies de Contrôle Non Destructif (CND). En effet, celles-ci permettent d'évaluer les altérations d'une structure à un instant précis, sans l'endommager ou la détruire. Les principaux apports du SHM par rapport au CND sont l'**intégration** et l'**automatisation** du contrôle dans une stratégie globale de contrôle et/ou de maintenance des structures. Le SHM permet notamment d'améliorer la connaissance des structures par un meilleur suivi et d'optimiser les interventions de maintenance. Plusieurs facteurs ont contribué au développement de l'approche SHM ces dernières années : les capacités et les algorithmes de simulation numérique ; la réduction de la consommation des capteurs et leur capacité de communication sans fil.

1. Source : http ://secretariageneral.ugr.es/pages/gabcom2012/sistemanerviosodelavion

FIGURE 1.1 – Intégration des capteurs au sein des structures aéronautiques

L'utilisation de l'approche SHM est au cœur de la recherche européenne. Ainsi, le projet européen Sariatsu (Smart Intelligent Aircraft Structures) [2], doté d'un budget de cinquante millions d'euros de 2011 à 2017, a été mis en place pour réduire les coûts du transport aérien et notamment de la maintenance, par l'intégration de l'approche SHM dès la conception des futurs appareils. Si l'aéronautique est aujourd'hui le secteur porteur des principaux efforts de recherche et développement du SHM, d'autres secteurs profitent de ces avancées, voire développent leurs propres solutions : l'énergie [53], en particulier récemment dans le domaine des éoliennes et des plates-formes pétrolière, l'automobile, le transport ferroviaire [36], l'industrie chimique et la construction navale [33].
Classiquement, la démarche SHM se décline en quatre étapes principales [10] :

2. http ://www.saristu.eu/

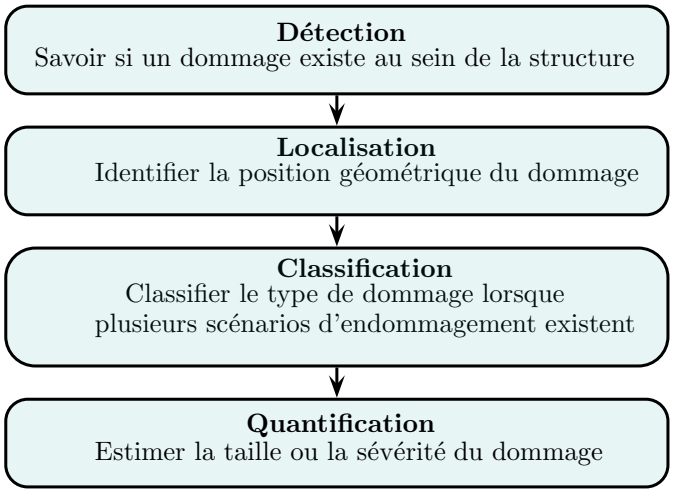


FIGURE 1.2 – Principales étapes d'un processus SHM

Depuis plusieurs décennies, les matériaux composites ont suscité beaucoup d'intérêts dans l'industrie nautique, automobile, spatiale et aéronautique [84]. Dans le secteur de l'industrie aéronautique, les matériaux composites se sont naturellement imposés pour la fabrication des pièces, grâce à leurs performances, leur légèreté et leurs formes variées. Malgré l'ensemble des avantages liés à l'utilisation des matériaux composites pour la fabrication des pièces aéronautiques, ils sont tout de même sujets à de nombreux modes d'endommagements. La plupart des modes de dégradation des matériaux composites sont internes et non décelables par une inspection visuelle de la surface. Ils peuvent toutefois sévèrement dégrader la performance structurale. La mise en œuvre des structures composites intelligentes et plus généralement l'application de l'approche SHM à des structures aéronautiques présentent ainsi un intérêt majeur.

Dans le cadre de ce travail de thèse on s'intéresse à la surveillance de structures en matériaux composites à l'aide d'éléments piézoélectriques représentatifs d'un contexte aéronautique. En particulier, on s'intéresse à la quantification de dommages de type délaminage dans des composites stratifiés. En effet, le délaminage est l'un des modes d'endommagement les plus courants dans les composites stratifiés. La nature même d'une structure stratifiée signifie qu'entre les plis, seul le matériau de la matrice existe. Cela signifie que la résistance à travers l'épaisseur du stratifié est limitée par le matériau de la matrice et la liaison fibre/matrice. Le stratifié est ainsi assujetti à une séparation des plis, appelé encore délaminage, en tant que mécanisme de rupture. Le délaminage peut se produire au sein du composite à cause des impacts et/ou des chargements cycliques. Ce type de dommage réduit considérablement les caractéristiques mécaniques du composite. En outre, ce mode d'endommagement est de première importance en raison de sa nature incorporée. En effet, il est impossible de contrôler le délaminage par

une simple inspection visuelle. C'est une des raisons pour laquelle un cadre plus sophistiqué tel que le SHM est devenu nécessaire afin de surveiller ce type d'endommagement.

1.2 Verrous scientifiques et objectifs de la thèse

Le but ultime de cette thèse est de proposer et d'implémenter une stratégie de contrôle santé intégré permettant de quantifier des dommages de type délaminage dans des composites stratifiés. Pour ce faire, le premier point à aborder concerne la technique à adopter pour introduire volontairement dans nos supports d'étude des endommagements calibrés en type (délaminage), en position (profondeur) et en taille (sévérité). Les techniques utilisées pour générer et/ou simuler des dommages dans les structures composites sont actuellement assez rudimentaires (ajout de masse ponctuelle pour simuler un dommage, utilisation d'une tour de chute pour la réalisation d'un impact, insertion d'une pastille de Téflon pour simuler un délaminage, etc.) [108, 59]. En particulier, il est aujourd'hui difficile de maîtriser a priori, finement le type et la taille d'un dommage qu'on génère dans un composite. L'approche de génération de dommage par choc LASER permet elle de créer une courte et intense sollicitation mécanique à l'interface entre les plis d'un matériau composite susceptible de les décoller. La technique du choc LASER a déjà été utilisée pour caractériser la cohésion d'assemblages collés et son application à la génération de dommages calibrés dans les matériaux composites est récente et encore partiellement comprise. Si elle est bien maîtrisée, cette technique peut donc permettre de contrôler le type et la taille d'un dommage lors de sa génération. Le **premier objectif** du présent travail consiste donc à exploiter la technique du choc LASER et à proposer une procédure permettant d'automatiser la génération de dommages réalistes et calibrés a priori, en type (délaminage) et en taille sur des échantillons représentatifs de structures aéronautiques.

Le deuxième point à aborder concerne les algorithmes pour la quantification d'endommagement. Aujourd'hui, les algorithmes utilisés pour réaliser les étapes de classification et de quantification de dommages sont basés sur une analyse linéaire de la réponse dynamique de la structure étudiée. Or, dans la réponse dynamique de la structure, tout dommage induit nécessairement une part de non linéarité [80] dépendant de son type et de sa taille. L'analyse des non linéarités générées par le dommage dans la réponse dynamique d'une structure intelligente et la prise en compte de ces effets non linéaires lors de l'extraction de descripteurs de dommage peuvent potentiellement permettre de proposer une solution plus performante pour la classification et la quantification des dommages. Le **second objectif** de la thèse consistera donc à prendre en compte ces effets non linéaires lors de l'extraction de descripteurs de dommage. On cherchera ensuite à développer et à valider une méthode de quantification basée sur l'analyse des non linéarités générées par le dommage dans la réponse dynamique de la structure. Les échantillons endommagés de façon calibrée en type et en taille par la technique du choc LASER serviront de support à la validation expérimentale de la méthode proposée.

Les principaux axes à aborder au cours de cette thèse sont illustrés sous forme de graphique dans la figure 1.3.

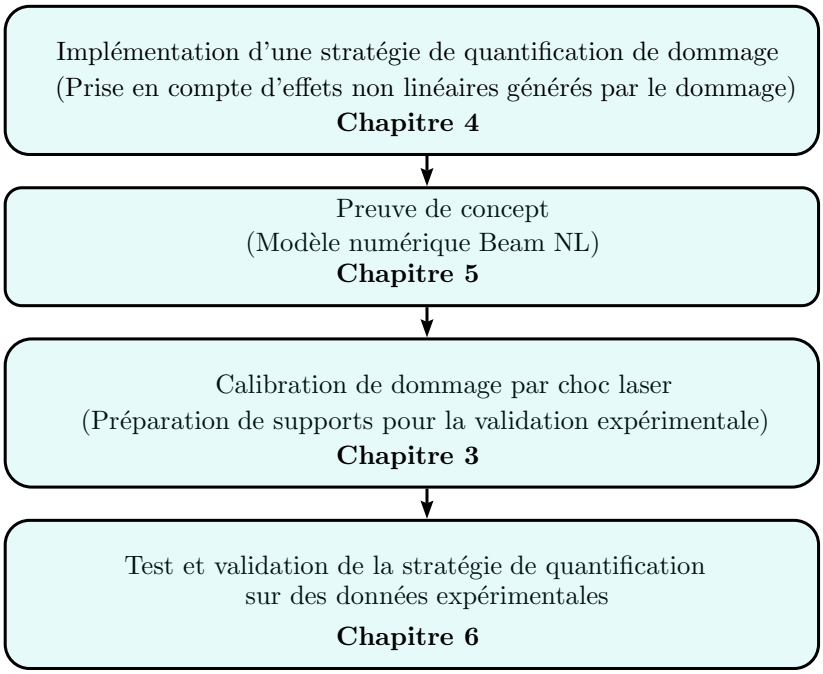


FIGURE 1.3 – Principaux points à aborder dans ce manuscrit

1.3 Organisation du manuscrit

Ce document est organisé en 7 chapitres :

— Le **chapitre 1** introduit brièvement le contexte générale ainsi que les verrous scientifiques et les objectifs de la présente thèse. L'organisation du manuscrit ainsi que la liste des publications réalisées au cours de cette thèse sont également présentées.

— Le **chapitre 2** est consacré à l'introduction du contrôle santé intégré des structures et en particulier à son application aux structures composites. Une attention particulière est accordée à la description des matériaux composites et des dommages qui leur sont associés. Les capteurs ainsi que les techniques SHM couramment utilisées à des fins d'identification de dommages dans les composites sont également présentés. Enfin, un état de l'art sur les méthodes de classification et de quantification de dommages dans les composites est présenté.

— Le **chapitre 3** concerne la technique du choc LASER et en particulier son application à la calibration de dommages dans des matériaux composites. Cette technique a été récemment appliquée pour le test d'adhérence des assemblages collés des composites. Son application à la calibration de dommage est pour la première fois investiguée dans

ce travail. L'intérêt de la configuration du choc LASER symétrique a par ailleurs été démontrée expérimentalement.

— Le **chapitre 4** est consacré à présenter brièvement l'apprentissage statistique et en particulier son application au domaine de contrôle santé des structures. Les principaux ingrédients clés de la stratégie de quantification proposée dans ce travail sont également détaillés : un bref aperçu sur les fondements théoriques des machines à vecteurs de support est présenté. Le modèle de Hammerstein en parallèle ainsi que la méthode d'identification adoptée dans ce manuscrit sont également discutés. Par ailleurs, la technique de réduction de dimension par l'Analyse en Composantes Principales est abordée. L'approche de quantification de dommage que nous proposons est enfin détaillée. L'originalité de cette approche est qu'elle permet de prendre en compte les effets non linéaires générés par le dommage lors de l'extraction de descripteurs.

— Le **chapitre 5** est consacré à l'application de la démarche de quantification de dommage à des données de simulation issues d'un modèle éléments finis d'une poutre présentant des non linéarités de différents types et sévérités. Il s'agit d'une étude de preuve de concept permettant une évaluation des performances potentielles de l'approche de quantification proposée dans ce manuscrit. Le modèle de simulation est d'abord présenté. Les résultats obtenus sont par la suite analysés afin de discuter des avantages et des inconvénients de l'approche de quantification que nous proposons.

— Le **chapitre 6** concerne l'application de la démarche de quantification de dommage à des données réelles issues de mesures effectuées sur des supports expérimentaux endommagés de façon calibrée avec la technique du choc LASER. Les différents coupons test sont d'abord présentés. Le déroulement des différentes étapes de la stratégie de quantification sur ces coupons est par la suite détaillé. Les résultats qui en découlent sont enfin analysés.

— Le **chapitre 7** propose une conclusion générale et des perspectives pour prolonger ce travail.

Deux annexes sont également joints au document :

— L'**annexe A** présente quelques éléments de réponse pour étendre l'application du choc LASER à la génération de dommage dans des échantillons sandwich.

— L'**annexe B** résume quelques premiers résultats de simulation numérique qui serviront de base pour des travaux futurs.

Publications

Les résultats présentés dans ce manuscrit ont donné lieu aux publications suivantes dans les conférences internationales et journaux scientifiques à comité de lecture :

— **Conférences internationales**

Ghrib M., Berthe L., Rébillat M., Mechbal N., Guskov M., Ecault R. (2016, July). Laser shock a novel way to generate calibrated delamination in composites : concept & first results. In 8*th* European Workshop On Structural Health Monitoring, Bilbao, Spain.

Ghrib M., Rébillat M., Vermot des Roches G., Mechbal N. (2017, July). Automatic Damage Quantification Using Signal Based And Nonlinear Model Based Damage Sensitive Features. In 20*th* World Congress of the International Federation of Automatic Control, Toulouse, France.

Ghrib M., Rébillat M., Mechbal N., Berthe L., Guskov M. (2017, September). Signal-based versus nonlinear model-based damage sensitive features for delamination quantification in CFRP composites. In 11*th* International Workshop on Structural Health Monitoring, California, USA.

Ghrib M., Guskov M., Vermot des roches G., Balmès E., Rébillat M., Mechbal N. (2017, September). Exponential Sweep-based Tests for the SHM of smart CFRP structures : Numerical Simulation and Experimental Investigation. In 20*th* International Conference on Composite Structures (ICCS20), Paris, France.

— **Journaux scientifiques**

Ghrib M., Berthe L., Rébillat M., Mechbal N., Guskov M., Ecault R., Bedreddine N. (Mai, 2017) Generation of controlled delaminations in composites using symmetrical laser shock configuration. In Composite Structures Journal, 171 :286–297, 2017.

Ghrib M., Rébillat M., Vermot des Roches G., Mechbal N. Automatic Damage Type classification and Severity Quantification Using Signal Based And Nonlinear Model Based Damage Sensitive Features. In Journal of Process Control (submitted).

Chapitre 2

Contrôle santé des structures composites

2.1 Introduction

En raison de leur faible densité, de leur haute rigidité, de leur tenue à la fatigue et de leur résistance à la corrosion et à la température, les matériaux composites sont de plus en plus utilisés dans divers domaines et en particulier dans l'industrie aéronautique. Pour les avions commerciaux par exemple, les matériaux composites à base de fibres représentent 50% de la masse de l'avion Boeing B787 et 52% de celui de Airbus A350-XWB. Malgré l'ensemble des avantages liés à l'utilisation des matériaux composites pour la fabrication des pièces aéronautiques, ils sont tout de même sujets à de nombreux modes d'endommagements. La plupart des modes de dégradation des matériaux composites sont internes et non décelables par une inspection visuelle de la surface. Ils peuvent toutefois sévèrement dégrader la performance structurale. C'est dans ce contexte que l'application du SHM à des structures aéronautiques en matériaux composites et plus généralement l'introduction des structures composites intelligentes sont devenues cruciales. Reposant généralement sur des réseaux de capteurs attachés et/ou embarquées au sein d'une structure, et adossés à des routines de traitement avancé des signaux, les systèmes SHM permettent de surveiller en continu ou à intervalles réguliers l'état de santé structurale, permettant ainsi la programmation des interventions de maintenance nécessaires. Ainsi, le SHM permet la transition vers la maintenance conditionnelle [1] à la place de la maintenance planifiée [2] et l'amélioration de la fiabilité opérationnelle des équipements. Ce chapitre a pour objectif d'introduire le contrôle santé des structures composites. Nous commençons d'abord par une brève présentation des matériaux composites ainsi que des différents types

1. La maintenance conditionnelle est réalisée à la suite de relevés, de mesures, de contrôles révélateurs de l'état de dégradation de l'équipement.

2. La maintenance planifiée est une maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'une structure.

d'endommagement auxquels ils sont assujettis. Nous présentons ensuite le concept du contrôle santé intégré, les motivations et les enjeux qui lui sont liés ainsi que les applications qui lui sont associées. Nous nous intéressons par la suite aux structures composites intelligentes. Pour cela, nous introduisons brièvement les différents types de capteurs utilisés ainsi que quelques méthodes typiques de contrôle santé intégré dans le cas des structures composites. Un intérêt particulier est accordé aux différentes approches de classification et de quantification de dommage dans les structures composites. Nous finissons par rappeler le contexte ainsi que l'originalité du présent travail.

2.2 Structures composites et SHM

2.2.1 Matériaux composites

Un matériau composite peut être défini comme étant la combinaison de deux ou de plusieurs matériaux distincts afin d'avoir de nouvelles propriétés qui ne peuvent être atteintes si l'on considère chaque matériau élémentaire agissant seul [43, 84]. A la différence des alliages métalliques, chaque matériau conserve ses propres propriétés chimiques, physiques et mécaniques [56]. Les matériaux composites ont généralement deux phases : une phase de matrice et une phase de renforts. La phase de renforts, avec une résistance et une rigidité importantes, est constituée habituellement de fibres (continues ou discontinues) ou de particules alors que la matrice peut être de type polymère, céramique ou métallique. Les matériaux composites sont généralement classés en quatre types : les composites fibreux, les stratifiés, les composites à particules et autres [137](voir figure 2.1 [3]). Hormis les stratifiés, des matériaux composites assemblés en "sandwich" avec un cœur en nid d'abeille sont également utilisés pour la fabrication de nombreuses pièces en aéronautique. Ces structures sont constituées de peaux externes (en composites stratifiés) d'un film adhésif et d'un cœur en nid d'abeille généralement en alliage d'aluminium (voir figure 2.2). Ce type de structure présente une très forte rigidité de flexion et une faible masse. Par ailleurs, ces structures jouent souvent un rôle acoustique en aéronautique.

Les matériaux composites possèdent plusieurs avantages par rapport aux matériaux métalliques traditionnels. Parmi les principaux avantages, nous citons :

— une faible densité ainsi qu'une résistance et une rigidité spécifiques élevées, ce qui permet un allègement considérable des structures entraînant, dans le cas du transport aérien, une réduction de la consommation de carburant et des émissions de polluants

— un bon amortissement aux vibrations, une bonne tenue à la fatigue, au fluage, à la corrosion et à la température

— une flexibilité de mise en forme et d'optimisation offrant la possibilité de réaliser un produit spécifiquement adapté aux performances souhaitées

3. Source : http ://mti-review.com/composites-plateforme-de-promotion-des-materiaux-composites/

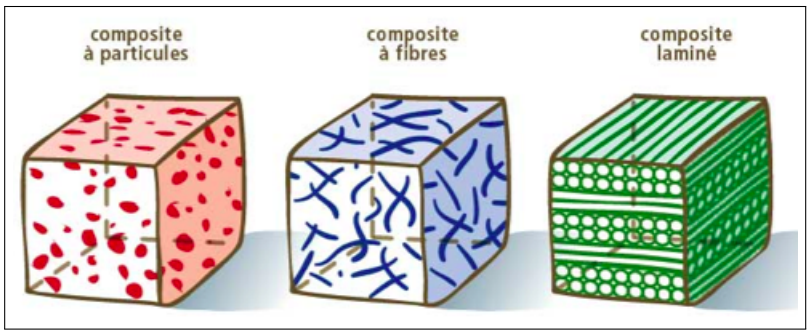


FIGURE 2.1 – Différents types de composites

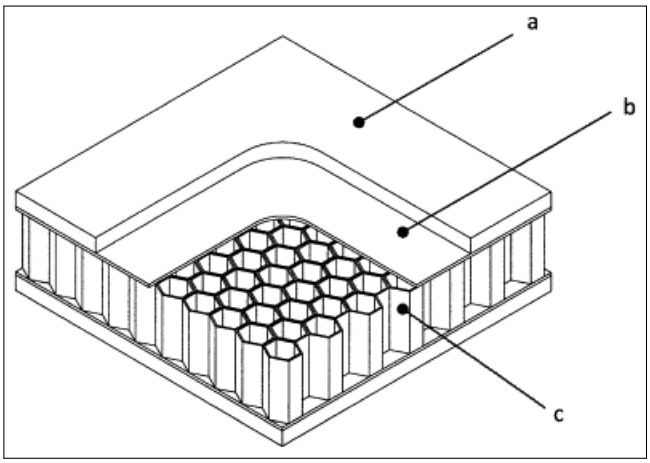


FIGURE 2.2 – Illustration d'une structure sandwich avec un cœur en nid d'abeille - a : Peau en composite stratifié, b : adhésif, c : Cœur en nid d'abeille

Dotés de tous ces avantages, les matériaux composites ne cessent de susciter l'intérêt de la part de nombreux secteurs industriels, et leur emploi tend à se généraliser. Le transport aérien en fournit certainement l'illustration la plus frappante : longtemps, les matériaux composites ont été utilisés en faibles quantités dans les avions de ligne (de l'ordre de 10% de la masse structurelle), et toujours sur des pièces non vitales. Cependant l'A380 d'Airbus en contient 25%, le Dreamliner (787) de Boeing en contient 50%, et l'A350-XWB en contient 52% (Figure 2.3 [4]). En outre, tous ces appareils utilisent dorénavant les composites sur des structures vitales.

4. Source : http ://www.iccm-central.org/Proceedings/ICCM16proceedings

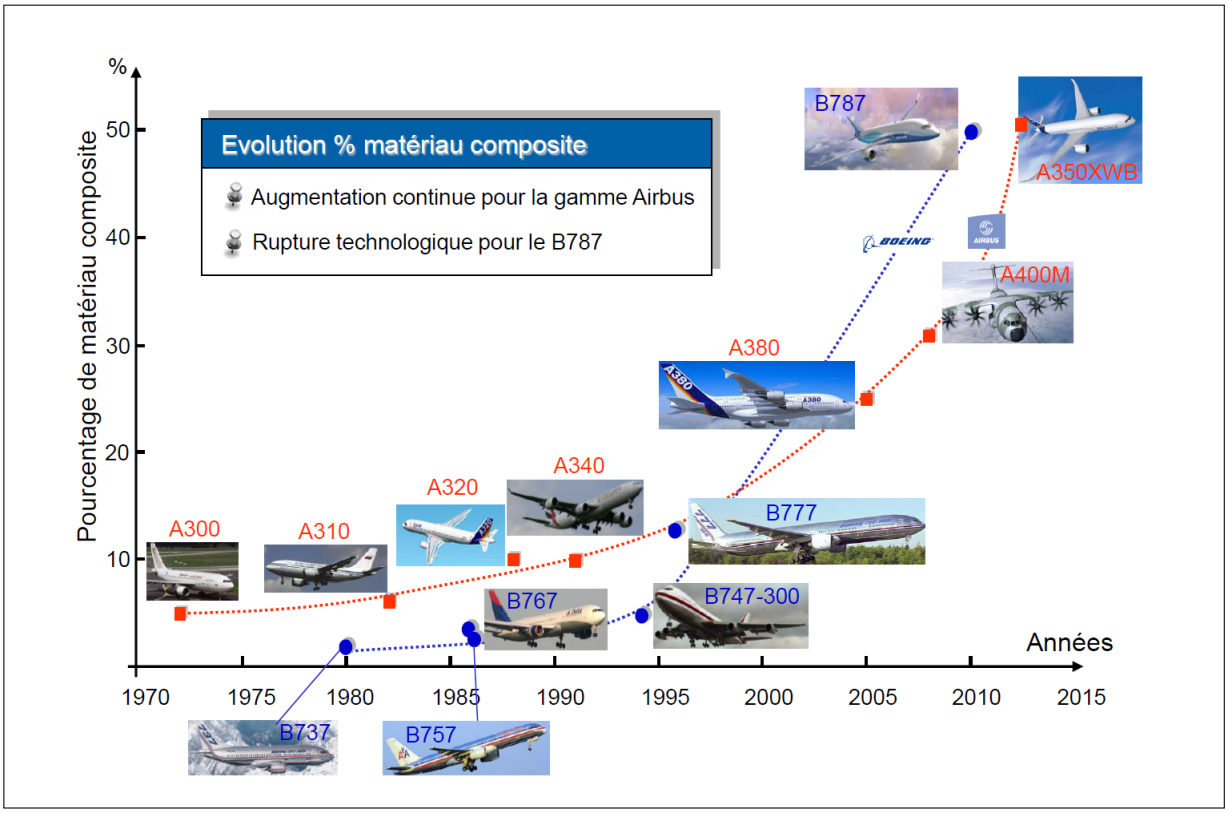


FIGURE 2.3 – Pourcentage d'utilisation des matériaux composites dans les appareils Boeing et Airbus

2.2.2 Endommagement des matériaux composites

Malgré l'ensemble des avantages liés à l'utilisation des matériaux composites pour la fabrication des pièces aéronautiques, ils sont tout de même sujets à de nombreux modes d'endommagements. Contrairement aux structures métalliques dont l'endommagement est généralement amorcé en surface (fissure, corrosion), les structures composites **stratifiées** présentent des mécanismes d'endommagement plus nombreux et plus complexes. Du fait de l'hétérogénéité de leur structure, il n'existe pas de mécanisme unique mais plusieurs types de dégradations différentes par leur nature et leur mode de développement. Ces dégradations apparaissent à différentes échelles (Figure 2.4). Ainsi, on distingue [68, 162] :

— À l'échelle microscopique apparaissent des ruptures d'adhérence entre les fibres et la matrice (décohésion fibres/matrice) ou des porosités

— À l'échelle mésoscopique, ou échelle du pli, on observe des fissures intralaminaires transverses (perpendiculaires à la direction de sollicitation) ou longitudinales (dans la direction de l'application de l'effort) et des ruptures de fibres au stade ultime de la ruine du matériau

— À l'échelle macroscopique, on observe le phénomène de délaminage qui correspond à une

séparation locale entre deux couches liée généralement à un manque de renforts dans la direction hors-plan ou à une concentration importante de contraintes

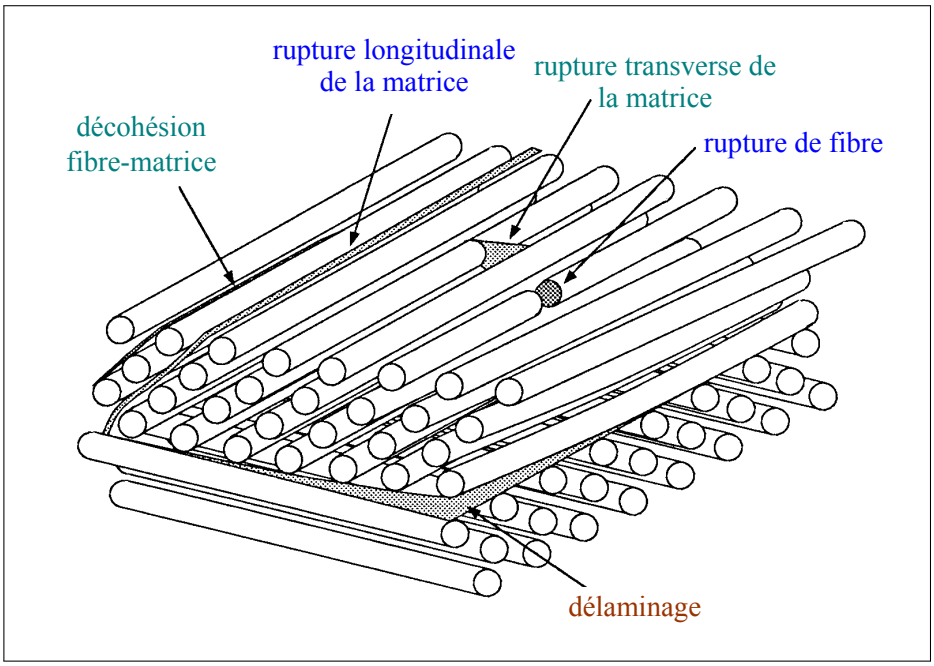


FIGURE 2.4 – Mécanismes d'endommagement observés dans un composite stratifié [75]

La ruine du matériau est le résultat de la combinaison potentielle de l'ensemble des mécanismes élémentaires du pli unidirectionnel (décohésion fibre/matrice, fissures intralaminaires, ruptures de fibres) et à l'interface entre les plis (délaminage). Ces mécanismes peuvent être initiés par la présence de fissures intralaminaires présentes dans les plis. Ces fissures peuvent être générées par des concentrations de contraintes, des discontinuités des champs de contraintes entre les plis ou peuvent être présentes initialement dans le matériau (défauts apparus lors de la fabrication ou liés à des effets de bords). Leur propagation et coalescence est induite par différentes sollicitations, de diverses origines (mécanique, thermique, thermomécanique,...).
Les mécanismes d'endommagement des matériaux "sandwichs" sont, quant à eux, moins maîtrisés. Trois mécanismes sont généralement évoqués dans la littérature : la décohésion entre la peau et l'âme, le délaminage dans les peaux et la fissuration par cisaillement de l'âme. La décohésion peau/âme (Figure 2.5) est un mode d'endommagement très significatif dans les matériaux composites de type "sandwich". En effet, une fois initié, ce type d'endommagement a le potentiel de se développer rapidement et il influe sur les performances de toute la structure [87].

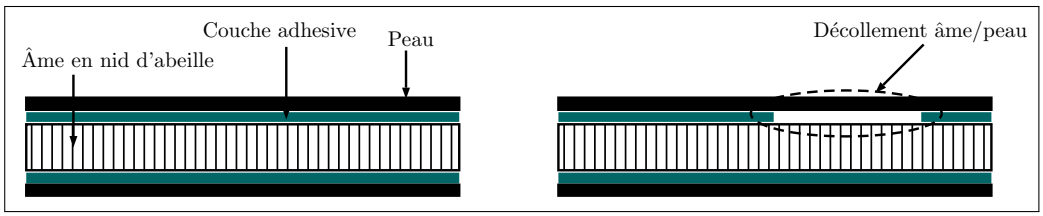


FIGURE 2.5 – Illustration du décollement âme/peau dans un matériau "sandwich"

2.2.3 Structures intelligentes et biomimétique

Dans les sous-sections précédentes nous avons rappelé les intérêts liés à l'utilisation des matériaux composites pour la fabrication des structures aéronautiques. Nous avons par ailleurs brièvement présenté les différents types d'endommagements auxquels sont sujets ces matériaux. Il apparaît alors naturellement que l'amélioration de la fiabilité opérationnelle des structures composites passe par un meilleur suivi de l'état de santé de ces structures afin de réduire les risques de défaillance. Ceci est rendu possible grâce à l'application du contrôle santé intégré des structures ou plus généralement à l'introduction de ce que l'on appelle **"structures intelligentes"**.

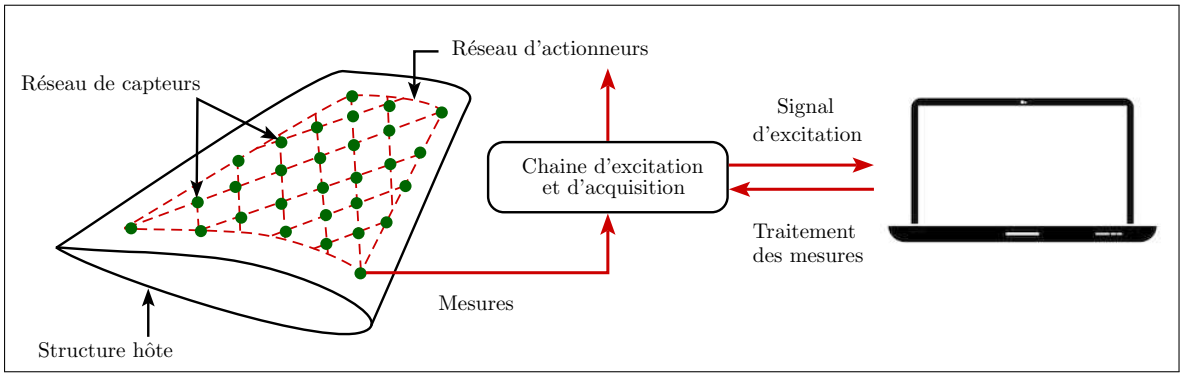


FIGURE 2.6 – Structure intelligente [131]

Une structure intelligente (Figure 2.6) est un ensemble formé de trois entités : une structure mécanique hôte, des matériaux intelligents **collés** ou **noyés** sur cette dernière, et une unité de commande pour piloter ces matériaux en mode actionneur et traiter les mesures prises à partir de ces matériaux en mode capteur (en réponse au comportement de la structure hôte). Les structures intelligentes sont conçues pour imiter, dans une certaine mesure, les systèmes biologiques (nerfs, muscles et cerveau)(Figure 2.7 [5]) [41].

5. Source : http ://www.owi-lab.be/content/state-art-and-new-developments-field-structural-health-monitoring

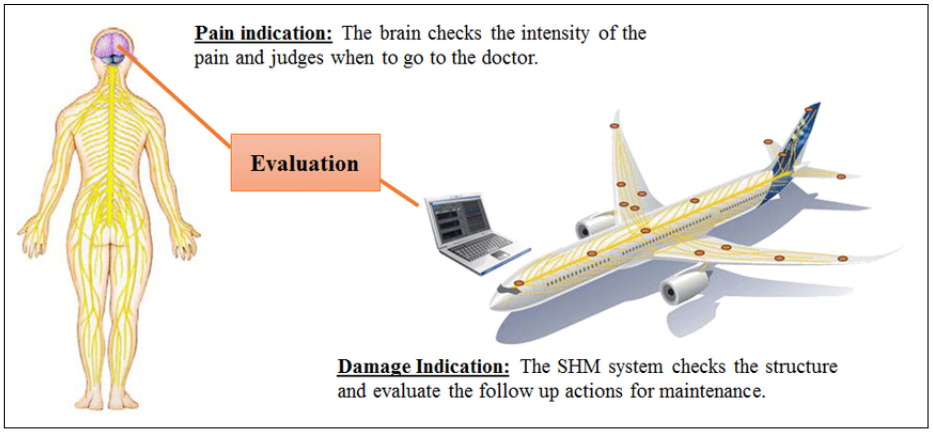


FIGURE 2.7 – Analogie entre une structure intelligente et le système nerveux humain

La recherche sur les structures intelligentes, est plus ou moins influencée par la biomimétique [6]. Cette attitude est une véritable source d'innovation. En effet, il existe une forte similarité entre une structure intelligente et un système biologique. Ceci a été bien identifié dans [41, 109] où un parallélisme est tiré entre un tissu vivant et une structure équipée d'un système SHM. Très souvent, des structures équipées de différents types de capteurs sont comparées à "la peau vivante". Cette analogie reste, toutefois, superficielle car la peau est une véritable structure intelligente auto-adaptative contrôlant son intégrité. Souvent, une autre analogie est également utilisée, comme dans [13], où une forte similarité est établie entre le système nerveux humain et les structures équipées de systèmes SHM. Par conséquent, les études portant sur le fonctionnement du système nerveux et du cerveau peuvent être utiles lors de la conception de systèmes de contrôle santé intégré notamment quand il s'agit de contrôle adaptatif prenant en considération les effets des paramètres environnementaux. Après détection de l'endommagement par les capteurs intégrés dans la structure, le processeur central peut construire un diagnostic et un pronostic et décider des actions à entreprendre (restriction du domaine opérationnel pour éviter les surcharges dans la zone endommagée, et/ou planification d'une inspection conditionnelle éventuellement suivie d'une action de réparation).

2.2.4 Le contrôle santé des structures

La fiabilité, la durabilité et la maîtrise des coûts d'utilisation sont parmi les principales spécifications sur lesquelles les ingénieurs et les chercheurs ne cessent de travailler afin d'améliorer la sécurité et la maintenabilité des structures. Ceci a conduit, dans un premier temps, à intensifier les recherches sur les méthodes et les moyens de Contrôle Non Destructifs (CND) [123]. Comme son nom l'indique, le contrôle non destructif permet de caractériser l'état de santé d'une structure, sans pour autant la dégrader ou la détruire. Procéder à des essais de CND

6. Le biomimétisme est la science consistant à imiter et recopier la nature, de tout ou partie d'un système biologique complexe pour une exploitation artificielle et industrielle sur des objets de conception humaine

exige toutefois la mise hors service et l'immobilisation de l'appareil. Par ailleurs, il est parfois nécessaire de procéder à des opérations de démontage afin d'accéder à certaines parties de la structure, inaccessibles directement aux équipes de maintenance, sans être sûr de la présence d'un endommagement. Toutes ces contraintes peuvent devenir très coûteuses non seulement en termes de temps mais aussi en termes de coût. Ceci a, par conséquence, conduit à l'élaboration de nombreux travaux et études sur l'automatisation de la surveillance et du contrôle des structures [99, 171, 61]. Toutes ces études ont conduit au développement de ce qu'on appelle le contrôle santé intégré, communément désigné par le terme anglo-saxon SHM (Structural Health Monitoring). Les systèmes SHM sont conçus pour **surveiller** et **tester** l'état et les performances de structures telles que : ponts et barrages, bâtiments et stades, vaisseaux et plates-formes, avions, éoliennes, machines et équipements d'envergure.

Le SHM est un processus qui consiste en l'implémentation d'une stratégie automatique de détection et de caractérisation d'endommagements dans une structure à partir d'informations extraites de cette dernière [24]. Ainsi, le SHM implique l'intégration de capteurs et actionneurs, de matériaux intelligents, d'un système de transmission de données et de calcul au sein d'une structure afin de détecter, localiser, classifier et éventuellement évaluer les endommagements qui peuvent conduire à la ruine de cette structure [5, 36]. La principale différence entre le CND et le système SHM se situe dans l'architecture matérielle et aussi par le fait que le SHM ne nécessite pas une intervention humaine. Ainsi la prise de décision sur l'état de santé de la structure se fait automatiquement via un système embarqué doté principalement de routines de **traitement du signal** et d'algorithmes d'**intelligence artificielle**. Par ailleurs, dans le cas d'un système SHM, les capteurs et actionneurs sont intégrés (collés ou noyés) dans la structure, tandis que le CND requière un système externe avec un ensemble de capteurs/actionneurs non intégré à la structure.

Un système SHM nécessite généralement trois éléments importants pour la mise en œuvre de la stratégie de contrôle d'endommagements :

- la connaissance de la structure surveillée ainsi que les différents scénarios possibles d'endommagement,
- des capteurs/actionneurs appropriés et des instruments spécifiques pour obtenir des signaux/données pouvant être utilisés pour la détection et la caractérisation d'endommagements,
- l'analyse pertinente de ces données afin d'extraire des informations sur d'éventuels dommages et sur l'intégrité de la structure.

Ces trois éléments font partie d'un processus de contrôle santé intégré largement abordé dans la littérature [10, 40, 61], et qui sera présenté au paragraphe suivant.

Le processus de contrôle santé intégré a été introduit par Rytter [10]. Ce processus peut se diviser en deux étapes : une étape de diagnostic et une étape de pronostic [36]. A l'étape de diagnostic, on cherche à répondre aux questions sur la présence du dommage, sa localisation, son type et sa sévérité. Quant à l'étape de pronostic, elle utilise les résultats de l'étape de diagnostic qui, adossés à des modèles d'endommagement, permettent de déterminer la durée de vie résiduelle de la structure. La démarche de Rytter [10] présente donc un processus SHM selon les cinq niveaux suivants (figure 2.8) :

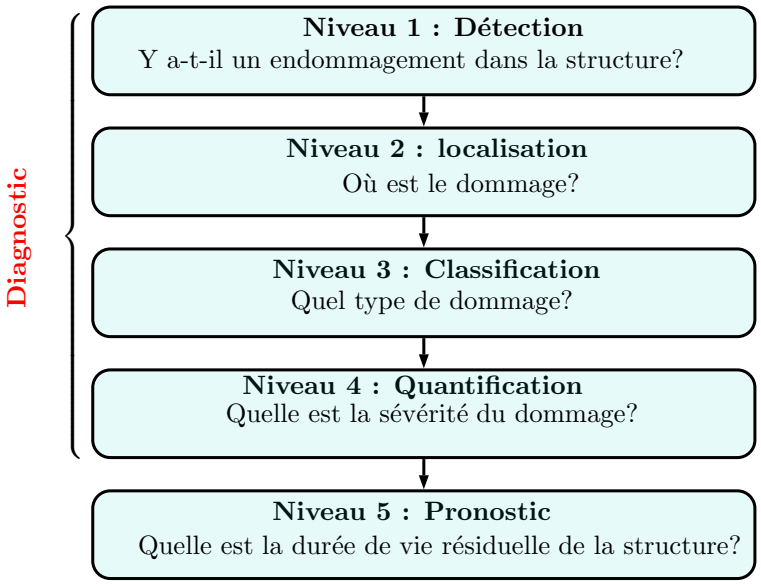


FIGURE 2.8 – Les étapes d'une démarche SHM

Le **niveau 1** concerne la détection de dommage. Ceci peut être réalisé en contrôlant l'évolution de certaines propriétés de la structure au cours du temps. Des grandeurs telles que l'énergie de déformation, l'amplitude du signal, sa phase, les fréquences fondamentales de vibration, la baisse de la rigidité de la structure peuvent révéler des informations concernant la présence d'un dommage. Le contrôle des fréquences propres de vibration reste la méthode la plus utilisée pour la détection de dommages, dans le domaine vibratoire [159, 116, 93]. En effet, la présence d'un endommagement va conduire à une baisse de la rigidité locale, induisant des changements dans les modes et fréquences propres de vibration de la structure endommagée. En comparant ces fréquences à celles de la structure saine, on peut extraire des informations sur la présence du dommage [131]. Par ailleurs, Il convient de noter que cette approche n'est efficace que lorsque le dommage induit des changements importants sur la rigidité de la structure, ce qui n'est remarquable que lorsqu'on se limite aux premiers modes de vibration de la structure. Des changements moins importants tels que ceux induits par les dommages de types délaminage dans un matériau composite conduisent à des petites variations de la rigidité, et

par conséquent à des petites modifications de la fréquence des premiers modes de vibration. Ce qui signifie qu'il faudrait monter en fréquence pour observer la signature de la présence du dommage. Les techniques de contrôle basées sur la propagation des ondes sont considérées comme des alternatives efficaces pour la détection de petits dommages.
Le **niveau 2** est plus complexe et plus exigeant que le niveau 1. En effet, à partir des données mesurées sur la structure, l'objectif est de pouvoir déterminer la position géométrique du dommage. En général, il s'agit de résoudre un problème inverse dont la formulation mathématique dépend de la technique de détection utilisée [124, 180, 181, 45, 121].
Les **niveaux 3, 4 et 5** requièrent, quant à eux, une connaissance approfondie de la structure ainsi qu'une bonne connaissance des mécanismes d'endommagement. Ces niveaux font appel à des techniques avancées de traitement du signal, des méthodes d'apprentissage statistique robustes ainsi qu'aux techniques de fiabilité par la conception [130, 154, 32, 161, 176]. Plusieurs travaux ont adressé les niveaux 3, 4 et 5 avec des contextes de validation sur des structures métalliques [26, 34, 115, 71]. Toutefois, il y a peu de travaux dans la littérature qui ont été consacrés à ces aspects pour des applications sur les structures en matériaux composites.

2.3 Application du SHM aux structures composites

Comme présenté à la sous-section 2.2.2, la plupart des endommagements dans les composites se produisent en interne et sont à peine visibles. Cependant, ils peuvent dégrader la performance de la structure et, par conséquent, devraient être identifiés à temps pour éviter des dégradations catastrophiques. Ceci est rendu possible grâce au contrôle santé des structures qui s'inscrit dans une optique à la fois **sécuritaire** et **économique** [179]. En effet, l'application du SHM permet de disposer de méthodes efficaces et robustes pour l'analyse, l'évaluation et la surveillance de l'intégrité des structures, afin d'améliorer la fiabilité opérationnelle des équipements et d'éviter une maintenance **systématique** ou **planifiée**. Le SHM permet ainsi de remplacer ce type de maintenance par une maintenance **conditionnelle** ou **prédictive**. Cette nouvelle stratégie de maintenance nécessite alors d'intégrer à la structure que l'on souhaite contrôler, des capteurs et des actionneurs ainsi qu'un système d'acquisition et de traitement des données permettant de suivre son état de santé. Dans la suite, nous présentons les différents types de capteurs utilisés dans le SHM, anisi que quelques méthodes typiques utilisées dans le contrôle santé des structures composites.

2.3.1 Capteurs et actionneurs

Le choix de la technologie des capteurs pour un système de contrôle santé des structures conditionne sa qualité. Ce choix doit répondre aux caractéristiques suivantes :

— grande sensibilité à la présence d'un endommagement et faible sensibilité aux conditions environnementales de la structure sous surveillance

— intrusion minimale sur la structure : petit, léger, connectique simple

— un rapport coût/fiabilité optimal

En SHM, différents types de capteurs peuvent être intégrés/collés dans la structure hôte afin d'obtenir des informations liées à l'état de santé de la structure d'étude (température, contrainte, déformation, vibrations, etc). Parmi ces capteurs, nous citons : les jauges de déformation (strain gauges), les capteurs à fibre optique (fibre optic sensors), les capteurs piézoélectriques (piezoelectric sensors), les capteurs à courants de Foucault (eddy current sensors) et les capteures MEMS (Micro-Electro-Mechanical Systems sensors) [167]. Dans ce qui suit, nous nous limitons à la présentation des capteurs piézoélectriques et des capteurs à fibre optique, étant donné qu'ils sont les plus utilisés pour des applications sur les structures composites.

Les capteurs piézoélectriques

Les capteurs piézoélectriques sont fréquemment utilisés pour mesurer des vibrations à basses ou hautes fréquences, telles que les ondes de Lamb [169] ou les émissions acoustiques. Pour les applications SHM, les capteurs piézoélectriques sont préférés aux sondes acoustiques conventionnelles en raison de leur légèreté, leurs tailles et leur coût. Les capteurs, en matériaux piézoélectriques, opèrent selon les principes de la piézoéléctricité. Ils se polarisent électriquement sous l'action d'une contrainte mécanique et réciproquement se déforment lorsqu'on leur applique un champ électrique (Figure 2.9) [92]. Par conséquent, les capteurs piézoélectriques peuvent être utilisés à la fois comme actionneurs et capteurs [16]. Ceci permet d'optimiser le réseau de capteurs/actionneurs intégré à la structure hôte et ainsi d'alléger ladite structure.

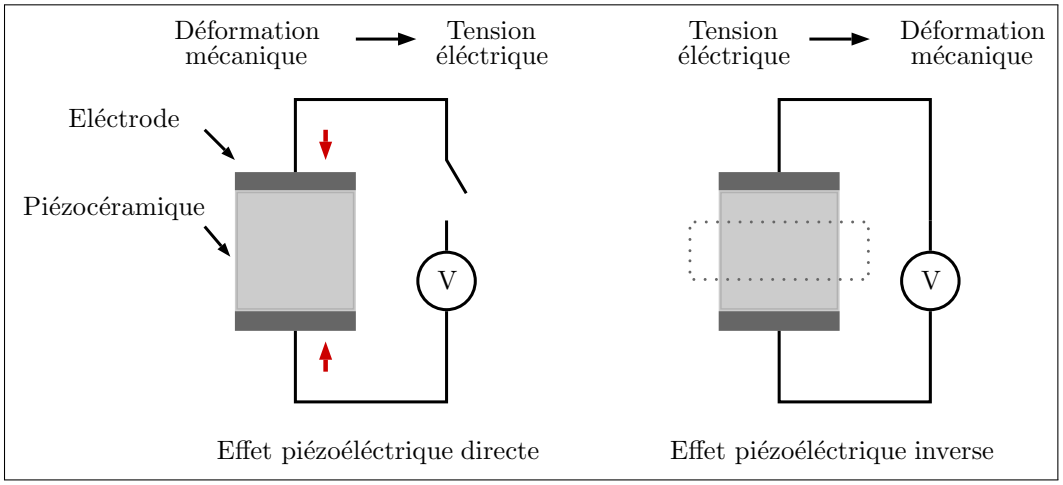
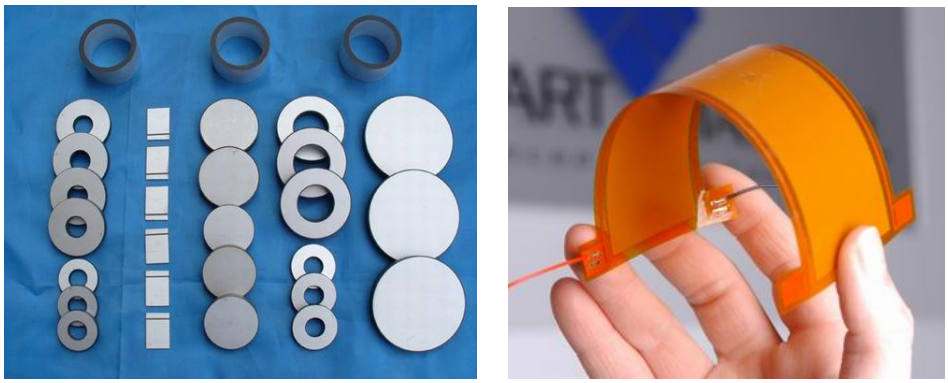


FIGURE 2.9 – Effet piézoélectrique direct et inverse

Les matériaux piézoélectriques les plus utilisés en industrie sont les céramiques synthétiques PZT (Titano-Zirconate de Plomb), en raison de leurs forts couplages électromécaniques, de leurs faibles coûts et de la diversité de leurs formes (Figure 2.10 (a) [7]). La polarisation est l'opération par laquelle la céramique est rendue piézoélectrique [92]. Elle consiste à chauffer le matériau au voisinage de la température de Curie (de l'ordre de $200°C$ pour les PZT). La céramique est par la suite refroidie sous l'action d'un champ électrique élevé. Cela a pour effet d'aligner les dipôles dans le sens du champ électrique. Finalement, lorsque le champ électrique est ramené à zéro, les dipôles conservent leur position dans chaque domaine cristallin.
Quand il s'agit de surveiller des structures présentant des surfaces courbes, les polymères piézoélectriques, tels que le PVDF (PolyVynilDiFluorure) sont préférés aux céramiques PZT. Grâce à l'élasticité des polymères, les PVDF se conforment mieux aux surfaces courbes. Toutefois, leur coefficient de couplage électromécanique est plus faible que celui des céramiques PZT. Pour combiner l'élasticité des PVDF et le fort couplage électromécanique des céramiques PZT, des travaux ont été menés [11] afin de développer une nouvelle famille de matériau piézoélectrique appelée : Active Fiber Composite "AFC". Ce matériau consiste en une couche active faite en fibres PZT, enrobée dans une matrice époxy. Cette composition permet d'éviter la fissuration des fibres PZT. De son côté, la NASA a développé le Macro Fiber Composite "MFC" (Figure 2.10(b) [8]), ce dernier se compose de fibres PZT prises en sandwich entre deux couches minces d'une matrice époxy [77].



(a) (b)

FIGURE 2.10 – (a) Céramiques PZT de différentes formes, (b) Macro Fiber Composite (MFC)

Dans la littérature, il existe toute une panoplie de travaux qui traitent de l'utilisation des PZT pour des applications de contrôle santé des structures. Parmi les plus récents, nous citons les références [7, 52, 22, 183]. Dans [7], Kulakovskyi et al. proposent une méthode permettant de cartographier des dommages, simulés par ajout d'aimant, sur des structures

7. Source : https ://www.bjultrasonic.com/ultrasonic-technical-info/piezoelectric-ceramic-technical
8. Source : https ://www.researchgate.net/figure/291148284_fig1_Figure-1-Macro-fiber-composite-MFC-actuator-image-courtesy-of-Smart-Material-Corp

composites sandwich et des stratifiés en CFRP équipés d'éléments piézoélectriques. Lize et al. [52] étudient numériquement et expérimentalement les premiers modes générés et reçus par ce que l'on appelle des dual-PZT dans une plaque composite. Adreades et Ciampa [22] proposent une approche pour intégrer des éléments piézoélectriques au sein d'une structure composite sans affecter les propriétés de cette dernière. Les auteurs ont par ailleurs conduit une étude pour comparer la sensibilité de détection de dommage dans le cas où les éléments PZT sont collés à la surface de la structure par rapport à la configuration où les PZT sont entièrement noyés/intégrés au sein de la structure d'étude.

Les capteurs à fibre optique

D'une manière générale, il existe trois sortes de capteur à fibre optique [118] :

— Capteur basé sur l'intensité

— Capteur interférométrique

— Réseau de Bragg ou capteurs FBG (Fiber Bragg Grating)

Les capteurs à fibre optique [119, 21] offrent plusieurs avantages pour les applications SHM :

— insensibilité aux interférences électromagnétiques

— résistance à la corrosion

— possibilité de multiplexage de plusieurs capteurs sur la même fibre optique

— possibilité de les embarquer dans des structures en matériaux composites le long des fibres de renfort

Dans la littérature, les capteurs basés sur l'intensité et les capteurs interférométriques sont très peu utilisés pour l'application de contrôle de santé des structures. Dans la suite de ce paragraphe, nous nous intéressons essentiellement aux fibres optiques à réseaux de Bragg qui, eux, sont très utilisés pour les applications SHM [164, 120, 103, 112, 182, 62].

Un capteur FBG (Figure 2.11(a) [9]) consiste en une fibre optique [10] caractérisée par une modulation périodique de l'indice de réfraction sur une courte longueur du noyau. Quand un large éventail de longueurs d'ondes est passé à travers le capteur FBG, seule une bande étroite de longueurs d'onde est réfléchie, alors que le reste des longueurs d'ondes est transmis. La longueur d'onde au maximum de réflectivité est connue sous le nom de la longueur d'onde de Bragg λ_b. Toute modification locale le long du FBG se manifeste via une variation de la valeur

9. Source : https ://en.wikipedia.org/wiki/Fiber_Bragg_grating

10. La fibre optique, un fil de verre très fin qui transmet la lumière en son sein, est au cœur de la technologie de détection optique. Une fibre optique se compose de trois composants essentiels : le cœur, la gaine et le fourreau de protection. La gaine réfléchit la lumière diffusée vers le cœur, permettant ainsi sa propagation à travers le cœur avec un minimum de perte. Ceci s'effectue avec un indice de réfraction plus élevé dans le cœur, par rapport à la gaine, entraînant une réflexion totale interne de la lumière. La couche de protection extérieure sert à protéger la fibre des éléments externes et de tout dommage physique. Elle peut être composée de nombreuses couches, en fonction du degré de robustesse et de protection requis.

de λ_b. Par conséquent, la mesure du spectre transmis ou réfléchi (Figure 2.11(b) [11]) permet de remonter à certaines quantités physiques (exemple : contraintes résiduelles, température) et par la suite à l'état de santé de la structure.

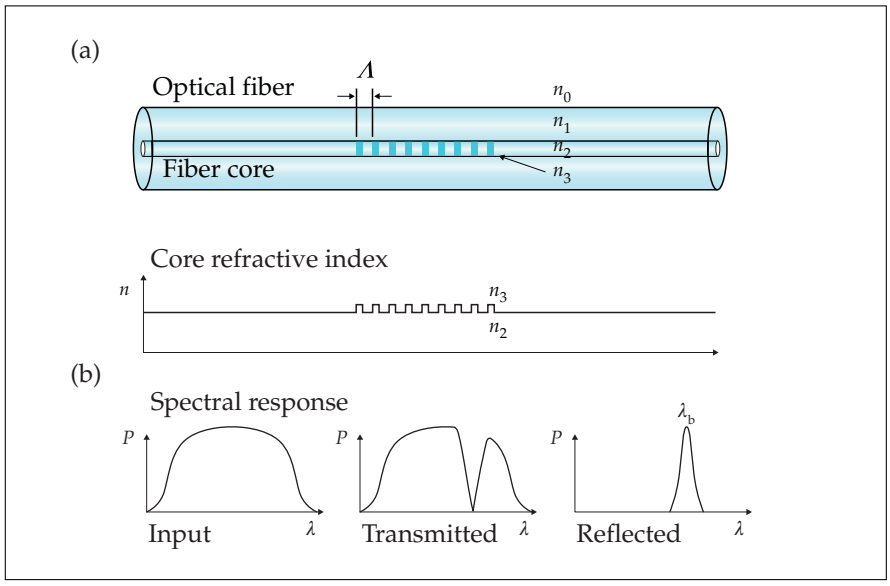


FIGURE 2.11 – Capteur FBG : (a) Principe , (b) Spectres émis, transmis et réfléchi

Les capteurs FBG ont un diamètre d'environ 150 μm, étant du même ordre de grandeur que l'épaisseur de plis, dans le domaine aéronautique, il est prouvé depuis quelques années que leur présence n'influence quasiment pas le comportement de la structure. La capacité des fibres optiques à réseaux de Bragg à détecter des contraintes résiduelles dues aux impacts a été démontrées par Chambers [12]. Dans la littérature, on trouve de nombreux travaux abordant l'application des FBG à la problématique de contrôle santé des structures. Pour n'en citer que quelques uns, Takeda et al. [152] ont investigué expérimentalement et numériquement l'effet de différents types d'endommagements dans un stratifié en CFRP sur les changements de la forme des spectres émis par des capteurs FBG. Il a été démontré via cette étude que la forme des spectres est fortement corrélée avec le type de défaut.
Mizutani et al. [164] ont utilisé des capteurs FBG dont la gaine mesure 40μm de diamètre, pour la détection de fissures transversales dans des stratifiés en CFRP. Ils ont montré qu'avec une augmentation de la densité des fissures, les spectres de réflexion des capteurs FBG deviennent de plus en plus larges. Une méthode basée sur la largeur du spectre réfléchi a été proposée pour détecter et évaluer quantitativement la densité des fissures. Un travail similaire a été proposé par Yoji Okabe et al. [182] ; Les résultats montrent que l'apparition de fissures transversales dans des stratifiés en CFRP peut être détectée à partir du changement de la forme du spectre réfléchi et que la largeur du spectre à mi-hauteur est un bon indicateur pour

11. Source : Encyclopedia of Structural Health Monitoring, Chapter 61 "Fiber Bragg Grating Sensors"

l'évaluation quantitative, en temps réel, de la densité de ces fissures transversales.
Tsuda et al. [62] ont proposé un système à base de capteurs FBG pour la détection d'endommagement dans les composites. Les résultats expérimentaux ont démontré que les capteurs de type FBG sont comparables aux capteurs piézocéramiques pour la détection par ultrasons et que le système à base de FBG proposé s'est avéré efficace pour la détection d'impacts dans des stratifiés en CFRP.

2.3.2 Des méthodes SHM typiques pour les composites

En contrôle santé des structures, nous distinguons deux classes de méthodes [178] :

— les méthodes **actives**

— les méthodes **passives**

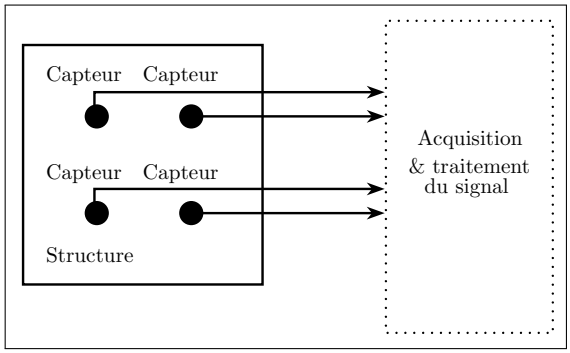
L'approche **active** (Figure 2.13(b)) est généralement axée sur diverses techniques utilisant des actionneurs et des capteurs. En revanche, les approches **passives** (Figure 2.13(a)) n'impliquent aucun actionneur. Seuls des capteurs sont utilisés pour détecter et/ou "écouter" toute perturbation causée par des dommages éventuellement présents dans la structure.
Par ailleurs, nous distinguons deux types d'approches pour les méthodes actives :

— les approches **globales**

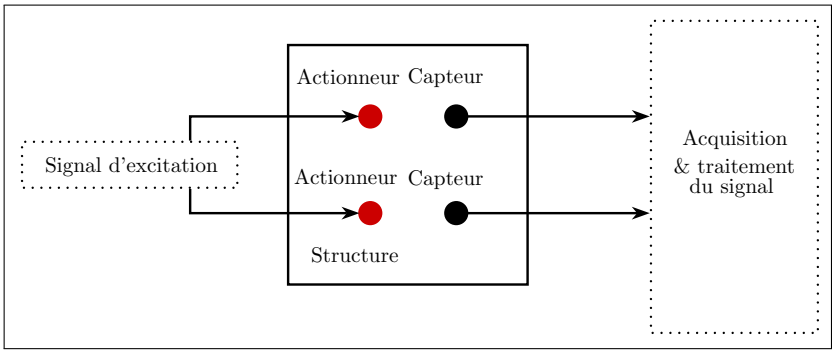
— les approches **locales**

Les méthodes actives globales consistent à exciter l'ensemble de la structure en basses fréquences. Ceci permet de distribuer les capteurs spatialement, sans se soucier d'une partie de la structure sensible au développement d'un endommagement [153]. La surveillance d'une structure à base de méthodes globales est basée sur l'idée qu'un endommagement introduit un changement dans ses propriétés structurales (rigidité, masse, amortissement) et par conséquent dans sa réponse dynamique. Cependant, l'inconvénient de ces méthodes est leur faible sensibilité à la présence d'un endommagement de petite taille. A l'inverse, les méthodes locales ont la particularité d'exciter la structure en hautes fréquences ce qui leur confère une grande sensibilité à la présence d'un endommagement de petite taille. Toutefois, ces méthodes nécessitent une forte concentration de capteurs sur une partie de la structure, sensible au développement d'un endommagement.

Pour les structures en matériaux composites, les approches SHM **actives** communément utilisées incluent les méthodes basées sur : les ondes de Lamb [171, 157, 9, 185, 134], l'impédance électromécanique [172, 58, 170, 122, 98] et les vibrations [39, 54, 35, 44, 2, 147]. Les méthodes basées sur l'émission acoustique [102, 91, 73, 90, 155] sont parmi les approches **passives** les plus utilisées en contrôle santé des structures composites. Dans ce qui suit, nous donnons un bref aperçu de chacune de ces méthodes.



(a)



(b)

FIGURE 2.12 – (a) Approche SHM passive - (b) Approche SHM active

Méthodes basées sur les ondes de Lamb

Nous présentons dans ce paragraphe un bref aperçu sur les ondes de Lamb et leur application au contrôle santé des structures. Le lecteur désireux d'aborder les fondements théoriques des ondes de Lamb ainsi que leur application au SHM est encouragé à consulter les références [60, 74, 185].

Les ondes de Lamb [60] sont des ondes guidées ultrasonores qui se propagent dans des structures minces soumises à des conditions de surface libre. On entend par structures minces, des structures dont l'épaisseur est très petite par rapport à leurs dimensions caractéristiques (longueur, largeur). Par ailleurs, les caractéristiques de propagation des ondes de Lamb dépendent de la géométrie et des propriétés mécaniques de la structure [74] dans laquelle elles se propagent. Les ondes de Lamb sont dites dispersives car leur vitesse de propagation est fonction de la fréquence d'excitation. Elles se propagent, avec une faible atténuation, sur de grandes distances (plusieurs mètres) le long de l'axe principal de la structure, ce qui permet de surveiller de larges structures [9]. Du fait de leurs propriétés de propagation très sensibles aux discontinuités, les ondes de Lamb sont très utilisées pour la détection et la localisation de dommages dans les structures minces. La génération d'ondes de Lamb se fait principalement à l'aide d'éléments piézoélectriques collés sur la structure hôte. La méthode la plus courante

pour la génération et la mesure des ondes de Lamb est l'utilisation de patchs piézoélectriques [168, 171]. Ces derniers peuvent être utilisés à la fois en tant que capteurs et actionneurs, en mode pulse-écho (Figure 2.13(a)) ou pitch-catch (Figure 2.13(b)).

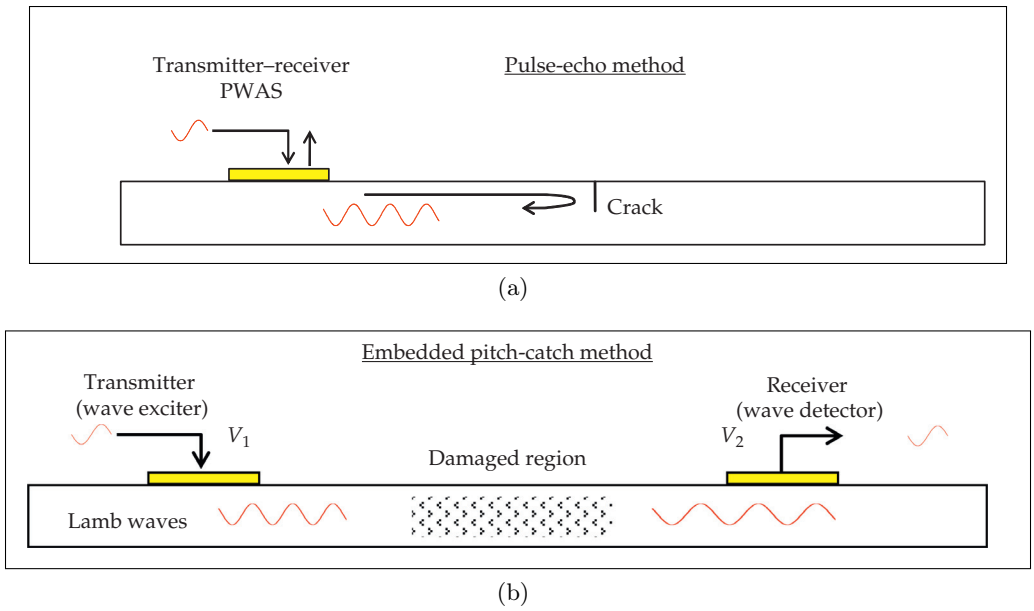


FIGURE 2.13 – (a) mode pulse-echo - (b) mode pitch-catch [167]

Les méthodes à base d'ondes de Lamb reposent sur le fait que la présence d'un endommagement dans la structure est responsable d'un changement dans les propriétés de l'onde telles que la vitesse de propagation et l'apparition de phénomène de réflexion de l'onde lors de sa rencontre avec un endommagement [157]. Diverses caractéristiques (amplitude, phase, enveloppe, etc...) sensibles à la présence du dommage sont extraites des signaux des ondes de Lamb [28, 165]. La démarche de détection de dommages se fait en comparant des caractéristiques extraites des signaux de la structure aux états sain et endommagé [185]. Cette comparaison se fait en passant par une condensation de l'information contenue dans les signaux en construisant des indicateurs sensibles au dommages (damage-sensitive features), appelés couramment DI (Damage Index). Les DIs les plus couramment utilisés sont construits à partir de la différence ou du rapport entre ces caractéristiques (états sain et endommagé). La prise de décision sur la présence ou non d'un dommage se fait en général dans un cadre statistique, qui requière de répéter la mesure des signaux, sur la structure, un grand nombre de fois afin de pouvoir construire des distributions sur les caractéristiques. Ceci permet un apprentissage de l'état sain de la structure ainsi que le calcul des seuils de détection. Dans cette logique, le développement d'outils statistiques robustes pour la détection de dommage revient à aborder un problème de reconnaissance de formes statistique [82, 37].
Le problème de localisation de dommage par ondes de Lamb a été abordés dans diverses

travaux [72, 69]. L'approche de localisation la plus répandue utilise deux descripteurs liées à la propagation de l'onde : **la vitesse de groupe** des ondes et **le temps de vol** (Time-of-Flight ToF). Le temps de vol est défini comme étant le temps mis par l'onde diffractée par le dommage pour arriver au capteur. En général, ce temps se mesure en faisant la différence entre l'instant d'arrivée du premier paquet d'onde au capteur et l'instant d'émmission du signal d'excitation. Connaissant les ToFs et les vitesses de groupe, la solution au problème de localisation du dommage est obtenue en résolvant un ensemble d'équations non linéaires, qui décrivent la relation entre le ToF, la vitesse de groupe et les coordonnées du dommage. Les deux modèles de localisation les plus populaires sont la méthode des **ellipses** et la méthode des **hyperboles** [29]. Les solutions de cet ensemble d'équations sont en général, pour l'ensemble des paires capteurs-actionneurs, soit des ellipses ou des hyperboles. En superposant toutes ces solutions, le point d'intersection de toutes ces ellipses/hyperboles, représente la zone à forte probabilité de présence du dommage [28].

Méthodes basées sur l'impédance éléctromécanique (IEM)

La technique de contrôle de santé des structures par mesure d'impédance électromécanique (IEM) (Electro-mechanical Impedance based SHM) a remporté un vif succès en SHM [67, 172, 58]. Cette technique s'appuie sur l'utilisation d'éléments piézoélectriques, collés sur la structure d'étude et opérant en mode capteur et actionneur simultanément.

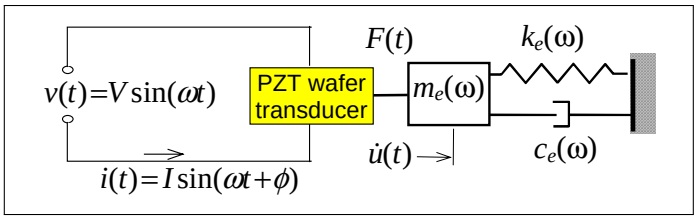


FIGURE 2.14 – Couplage électromécanique entre le patch PZT et la structure

En se basant sur le couplage électromécanique entre le PZT et la structure (Figure 2.14) et en procédant à la mesure de l'impédance électrique [12] du PZT via un analyseur d'impédance, des informations pertinentes par rapport à l'état de santé de ladite structure peuvent être décelées. En effet, l'approche SHM basée sur l'impédance électromécanique est appliquée en balayant une plage de fréquences de quelques centaines de kHz et en enregistrant le spectre d'impédance complexe. Une comparaison des spectres d'impédance enregistrés à différents moments du cycle de vie de la structure permet de statuer par rapport à l'intégrité de cette

12. L'impédance électrique mesure l'opposition d'un circuit ou un composant électrique au passage d'un courant alternatif sinusoïdal. Si le composant électrique ou le circuit est alimenté par un courant sinusoïdal de la forme $I_0 sin(\omega t+\phi_i)$ et si la tension à ses bornes est $V_0 sin(\omega t+\phi_v)$, l'impédance du circuit ou du composant est alors définie comme le nombre complexe de module V_0/I_0 et d'argument $\phi_v - \phi_i$

dernière. On retrouve ce résultat dans le travail de Zagrai et Giurgiutiu [170] qui ont entre autres démontré à travers des tests expérimentaux que l'évolution spectrale du module de l'impédance du capteur subit un décalage fréquentiel en présence d'un défaut (Figure 2.15).

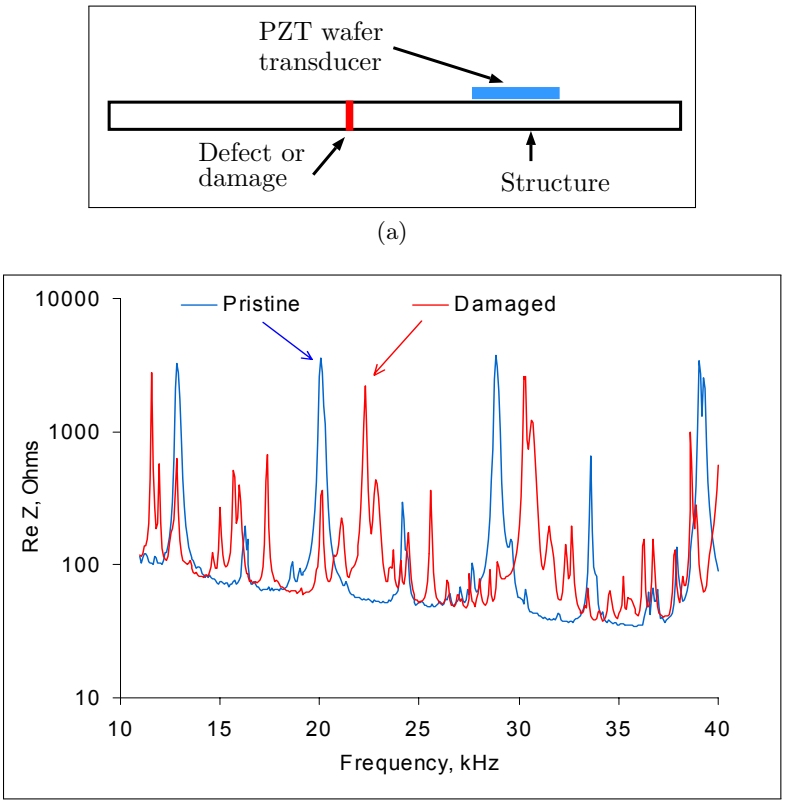


FIGURE 2.15 – (a) Montage du transducteur PZT sur une structure endommagée (b) Modification du spectre de l'impédance due à la présence d'une fissure [170]

Méthodes vibratoires

Les méthodes de contrôle santé des structures basées sur les vibrations sont parmi les approches SHM classiques. L'idée fondamentale derrière ces méthodes est que les caractéristiques dynamiques de la structure sont fortement corrélées avec les propriétés physiques de celle-ci, tels que la masse, la rigidité et l'amortissement [39, 54, 44, 2]. Par conséquent, les dommages, induisant des modifications de ces propriétés, peuvent être révélés via le suivi de la réponse dynamique de la structure. Les caractéristiques couramment utilisés comprennent les déformées modales, les fréquences propres, les courbures modales, les fonctions de réponse en fréquence (FRF : Frequency Response Functions), etc [35]. Par ailleurs, comparées aux approches basées sur les ondes de Lamb ou l'impédance électromécanique, les méthodes basées sur les vibrations sollicitent la structure à des fréquences plus basses. Dans la littérature, on distingue entre plusieurs méthodes SHM basées sur les vibrations parmi lesquelles on cite :

— les méthodes SHM vibratoires basées sur une modélisation de la structure et du dommage

— les méthodes SHM vibratoires sans modèles

— les méthodes SHM vibratoires basées sur la reconnaissance de formes statistique

Le lecteur souhaitant avoir plus de détails sur ces différentes familles de méthodes est vivement orienté vers la référence [35]. Parmi les travaux récents traitant des approches SHM basées sur les vibrations, nous citons les travaux de Deraemaeker et al.[3, 4]. Dans [3] une nouvelle approche pour la détection de dommage basée sur les vibrations est proposée. L'approche repose sur l'utilisation d'un grand réseau de capteurs auxquels un combinateur linéaire est attaché. Le combinateur fonctionne comme un filtre modal et le contenu en fréquence de sa sortie est proposée comme caractéristique pour la détection de dommage. Il a été démontré que si un dommage est présent au sein de la structure, des pics parasites apparaissent dans la FRF du filtre modal, alors que si des variations de température sont considérés, la FRF du filtre modal est seulement décalée. L'approche est intéressante en raison de sa capacité de différencier entre les signatures issues de dommage et celles issues des variations d'un paramètre environnemental. Ce point de sensibilité des caractéristiques vibratoires aux paramètres environnementaux est encore abordé dans [4]. Un exemple de contrôle santé d'une structure composite à base de signature vibratoire est donnée dans [166]. Dans ce papier, une stratégie de détection de dommage de type délaminage dans une poutre en matériau composite est proposée. Les réponses dynamiques de la structure aux états sain et endommagé sont enregistrées via un vibromètre LASER et l'énergie de déformation modale est considérée comme descripteur sensible au dommage.
Bien que la plupart des méthodes SHM basées sur les vibrations puissent utiliser les variations de la réponse dynamique pour répondre à la problématique de détection, la localisation et la quantification de la taille du dommage s'avèrent être très difficile avec de telles approches.

Méthodes d'émission acoustique (EA)

Selon la norme NF A09-350 [13] l'émission acoustique (EA) est définie comme étant un phénomène de libération d'énergie sous forme d'ondes élastiques transitoires résultant des microdéplacements locaux internes au sein d'un matériau soumis à sollicitation. La technique d'EA est une méthode passive basée sur le fait que lorsqu'un dommage est activé au sein d'une structure sous l'effet d'une sollicitation artificielle ou d'une sollicitation de fonctionnement la source d'EA engendre une redistribution de l'énergie emmagasinée dans toutes les directions. L'onde élastique émise peut se propager jusqu'à la surface de l'échantillon entraînant des petits déplacements qui peuvent être mesurés par des transducteurs de type piézoélectrique. Les signaux provenant d'un ou de plusieurs capteurs sont amplifiés et mesurés pour produire des données à interpréter afin d'analyser l'état de santé de la structure [102]. L'analyse des signaux recueillis permet de détecter et de localiser les dommages et pour certaines applications spéci-

13. Vocabulaire Utilisé en émission Acoustique - Association Française de NORmalisation AFNOR

fiques de les classifier. Les principaux paramètres exploitables d'un signal d'EA sont (Figure 2.16) :

— le seuil de référence : c'est la tension électrique, réglable et prédéfinie, qui devrait être dépassée pour qu'il y ait détection

— l'amplitude maximale

— le temps de montée : le temps qui sépare le premier dépassement de seuil et l'amplitude maximale du signal

— la durée : le temps qui sépare le premier et le dernier dépassement du seuil

— le nombre de coups : le nombre de franchissements du seuil sur la durée du signal

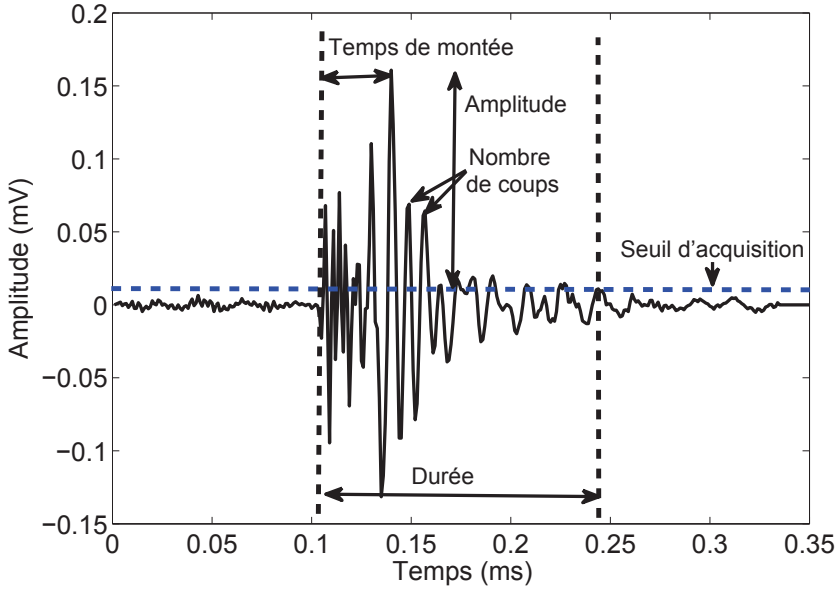


FIGURE 2.16 – Paramètres typiques d'un signal d'EA

Plusieurs études ont été conduites sur l'utilisation de l'EA pour les matériaux composites. Il a été démontré que non seulement la détection et la localisation de dommage sont possibles mais aussi la classification de type de dommage [101, 100, 91, 73]. Bien que la technique d'émission acoustique soit une méthode généralement acceptée pour tester des structures en matériaux composites, un certain nombre de problèmes se posent lors de son application pratique. Jusqu'à présent, il n'existe pas de méthodes d'essai qui garantissent la localisation en temps réel des signaux d'EA pour les structures composites de formes complexes.

2.4 Classification et quantification de dommage dans les composites

Dans cette section nous nous intéressons aux travaux abordant la classification de type et la quantification de sévérité de dommage dans des structures en matériaux composites. Parmi les références les plus pertinentes traitant de ces deux niveaux du processus SHM (Figure 2.8) avec une application particulière sur les structures composites, nous citons les travaux suivants ;

Zhou et al. [177] ont proposé une approche basée sur les modèles de Markov cachés (HMMs) pour la classification de type de dommage dans des structures composites. Des descripteurs de dommage ont été extraits à partir d'une analyse temps-fréquence des signaux mesurés. Les caractéristiques de dommage ont ensuite été considérées dans le cadre d'une modélisation statistique par les HMMs. Une fois établis, les HMMs ont été utilisés dans un cadre bayésien pour la classification de type de dommage. La technique proposée a été démontrée via son application à la classification de dommages de type délaminage, impact et dommage de traction progressive dans des composites stratifiés. Les dommages de type délaminage ont été simulés à travers l'insertion de patches de Téflon entre les plis du composite.

Larrosa et al. [30] ont développé une approche pour classifier des dommages de type microfissuration matricielle et délaminage dans des composites stratifiés. Des techniques classiques de traitement du signal (analyse dans le domaine temporel et transformée de Fourier à court terme) combinées à une analyse discriminante Gaussienne ont été proposées pour caractériser les dommages dans des plaques composites qui ont été équipées d'actionneurs et de capteurs piézoélectriques et soumises à un chargement cyclique pour créer les endommagements. Les données des capteurs ainsi que des caractérisations par rayons X ont été acquises. Ces données expérimentales ont été utilisées pour apprendre un modèle de classification ainsi que pour tester la performance et la robustesse du modèle appris.

Huang et al. [15] ont implémenté une stratégie de classification et de quantification de sévérité de dommage dans des structures composites intelligentes. L'approche proposée a été appliquée sur des résultats de simulation numérique. Les signaux transitoires obtenus à partir des simulations ont été analysés et certains paramètres ont été identifiés pour le modèle de la structure aux états sain et endommagé. Les paramètres identifiés ont été par la suite utilisés pour classer et quantifier les différentes classes de dommage.

Tian et al. [186] et Mesnil et al. [113] ont développé une approche utilisant les ondes de Lamb et plus particulièrement la notion du "Nombre d'onde" pour la détection et la quantification

de dommage de type délaminage dans des coupons tests en matériau composite. L'approche a été testée à travers des données de simulation numérique ainsi que des données expérimentales. Pour la validation expérimentale, deux coupons stratifiés fournis par la NASA Langley ont été considérés. Le premier est gardé dans un état sain. Pour le deuxième coupon, un délaminage a été généré en insérant un film de Téflon entre les plis pendant le processus de drapage.

Plus récemment, McCrory et al. [76] ont proposé une approche pour la localisation et la classification de dommages dans un coupon composite sous un essai de flambage. L'approche proposée est basée principalement sur l'analyse des signaux d'émission acoustique (EA) et sur l'utilisation de trois techniques de classification ; ANN (Artificial Neural Network), UWC (Unsupervised Waveform Clustering) et MAR (corrected Measured Amplitude Ratio). La comparaison des résultats obtenus avec ces trois techniques montre une forte concordance quant à la nature du dommage présent dans le coupon, les signaux étant attribués à deux mécanismes d'endommagement différents ; le délaminage et la fissuration matricielle.

He et al. [149] ont présenté une nouvelle approche pour quantifier des dommages de type délaminage dans des structures composites. Cette approche utilise des données vibratoires qui adossées à une méthode inverse permettent de déterminer la profondeur du délaminage fournissant la meilleure correspondance avec la réduction locale de la rigidité de flexion dans la région endommagée. L'approche est démontrée à l'aide de données simulées et expérimentales. Pour la validation expérimentale, des coupons en Carbone/Epoxy ont été considérés. Des inserts en Téflon ont été utilisés pour simuler les dommages de type délaminage.

Par comparaison aux multiples travaux abordant les problématiques de détection et de localisation de dommages dans les composites, on constate un manque de littérature sur les problématiques de classification et de quantification. Par ailleurs, dans les quelques travaux que nous avons pu trouvé dans la littérature et que nous avons listé ci-dessus, nous remarquons que dans les différentes approches proposées, il n'y a pas de prise en compte d'effets non linéaires induits par le dommage lors de l'extraction des descripteurs. De plus, pour la validation expérimentale de ces approches, des dommages simulés, généralement par insertion de Téflon, ont été considérés.

2.5 Contexte et originalité du travail

Selon le bref aperçu du SHM et de son application aux matériaux composites présenté dans ce chapitre, nous pouvons tirer trois constats :

— Les problématiques de classification et de quantification de dommage sont de loin moins abordées dans la littérature que celles de détection et de localisation de dommage.

— Rares sont les méthodes de contrôle santé des structures qui prennent en compte les effets non linéaires induits par le dommage.

— Souvent, des dommages simulés et/ou pas bien calibrés sont introduits dans les structures qui servent de supports de validation.

Ce travail de thèse a pour objectif d'aborder ces trois constats. En effet, nous cherchons à proposer un workflow ou une stratégie de quantification de dommage de type délaminage dans des stratifiés en CFRP. Dans cette stratégie, les effets non linéaires générés par le dommage sont pris en compte via le modèle de Hammerstein en parallèle qui permet de capturer toute ou une partie des non linéarités. Pour tester l'approche proposée, des supports de test contenant des dommages réalistes et bien calibrés en type et en taille sont préparées en exploitant la méthode de choc LASER.

2.6 Conclusion

Ce chapitre avait pour objectif d'introduire le contrôle santé des structures et son application à la surveillance des structures composites. Le domaine du SHM fait intervenir une panoplie de disciplines et de spécialités y compris la mécanique, le traitement du signal, la science des matériaux, la technologie des capteurs, etc. De par cette diversité, le SHM est un domaine en pleine expansion permettant :

— d'augmenter la sécurité et la durée de vie des structures

— d'observer en permanence l'état des structures

— d'automatiser la maintenance

— de détecter très tôt des dommages pour permettre une réponse proactive

— d'économiser des coûts et gagner du temps

Souvent les approches SHM sont abordées dans un cadre de reconnaissance de formes statistique (Pattern recognition paradigm). L'information contenue dans les signaux issus des capteurs embarqués/collés sur la structure est généralement condensée sous forme de descripteurs de dommage qui servent comme caractéristiques pour l'apprentissage statistique des différents états de la structure.
Notre objectif dans cette thèse est de surveiller l'état de santé de structures composites équipés d'éléments piézoélectriques représentatives du contexte aéronautique. En particulier nous nous intéressons à la quantification de dommage de type délaminage. Nous portons une attention particulière à la technique de calibration de dommage ainsi qu'à la prise en compte des effets dynamiques non linéaires induits par le dommage. Dans les chapitres suivants, nous allons développer tous ces points. Pour commencer, nous allons aborder la technique du choc LASER comme un moyen innovant et prometteur pour la génération et la calibration de dommages dans les composites. C'est l'objet du chapitre 3.

Chapitre 3

Choc LASER : Application à la calibration de dommages dans les composites

3.1 Introduction

Comme évoqué précédemment, un des objectifs de la présente thèse est de proposer une stratégie de contrôle de santé structurale intégré permettant de quantifier les dommages de type délaminage dans des structures composites. Pour ce faire, un point essentiel à aborder concerne le choix de la technique à adopter pour introduire volontairement dans nos supports d'étude des endommagements calibrés en type (délaminage), en position (profondeur) et en taille (sévérité).

Dans le cadre de ce travail, le choc LASER a été sélectionné pour la génération et la calibration d'endommagement de type délaminage. Connue sous le nom LASer Adhesion Test (LASAT), cette méthode a déjà été utilisée pour caractériser la cohésion d'assemblages collés [14]. Toutefois son application pour la génération d'endommagements calibrés dans des matériaux composites est récente et encore partiellement comprise. Un verrou à lever concerne donc l'exploitation de la technique du choc LASER de façon à générer des dommages calibrés a priori en type, position et taille dans des échantillons en matériaux composites représentatifs de structures aéronautiques.

Dans ce chapitre nous allons présenter le concept et les fondamentaux du choc LASER. Suite à quoi, nous justifierons la sélection de cette méthode dans le cadre du présent travail. Les investigations expérimentales qui ont été conduites, d'abord à l'échelle de l'échantillon et ensuite à l'échelle de nos supports SHM seront ensuite présentées. Nous finirons par discuter du potentiel de la méthode ainsi que des nouvelles perspectives qu'elle pourrait ouvrir dans le domaine du SHM.

3.2 Le choc LASER : Principe et fondamentaux

La technique du choc LASER repose sur une irradiation LASER brève et très intense d'une surface cible. Focalisée sur un matériau, elle sublime la surface en un plasma [1] intense. Ce plasma se détend, produisant par réaction une onde de choc dans le matériau. La propagation de cette onde de choc dans le matériau impacté permet de créer une sollicitation en traction, locale et intense. Si elle est suffisamment élevée, cette sollicitation peut endommager le matériau, et plus particulièrement une interface. Par rapport à ce principe de base, on peut distinguer trois phases inhérentes au choc LASER :

1. la génération d'un rayonnement LASER
2. l'interaction LASER-matière et la génération d'onde de choc
3. la propagation d'onde de choc au sein de la cible et la génération de dommage

La technique du choc LASER a été exploitée dans plusieurs cas d'applications tels que le LSP (LASER Shock Peening) [129] et le LASAT (LAser Shock Adhesion Test)[85]. Le LASAT consiste à tester l'adhésion des joints collés en se basant sur les ondes de choc générées par LASER. Cette technique a d'abord été appliquée au test d'adhésion substrat-revêtement [141, 142, 173]. Plus récemment, la technique a été appliquée aux structures composites et en particulier au test d'adhérence des composites collés [156]. Gay et al. [51] et Ecault et al. [14] ont démontré que si les paramètres LASER sont adéquatement réglés, un joint faible peut être discriminé d'un joint sain. Le travail de Bossi et al. [136] a également abordé le test d'adhérence des composites collés. Dans le cadre du présent travail, la technique du choc LASER est adoptée dans l'optique de calibrer les endommagements introduits dans nos échantillons d'études. Les raisons derrière le choix de cette alternative sont élucidées dans la section 3.3.

3.2.1 Génération du rayonnement LASER

Les sources LASER utilisées dans les applications en choc sont des sources à haute puissance, à courte durée d'impulsion (ns) et ayant des intensités allant jusqu'à plusieurs GW/cm^2. À première vue, les sources LASER haute puissance sont composées de deux parties principales : La première partie est la cavité LASER. Les caractéristiques de cette dernière déterminent les caractéristiques de l'impulsion LASER, en particulier sa durée et sa longueur d'onde. La deuxième partie est constituée d'un ou de plusieurs amplificateurs qui augmentent considérablement l'énergie de l'impulsion LASER (voir figure 3.1).

1. gaz ionisé à haute température et haute pression

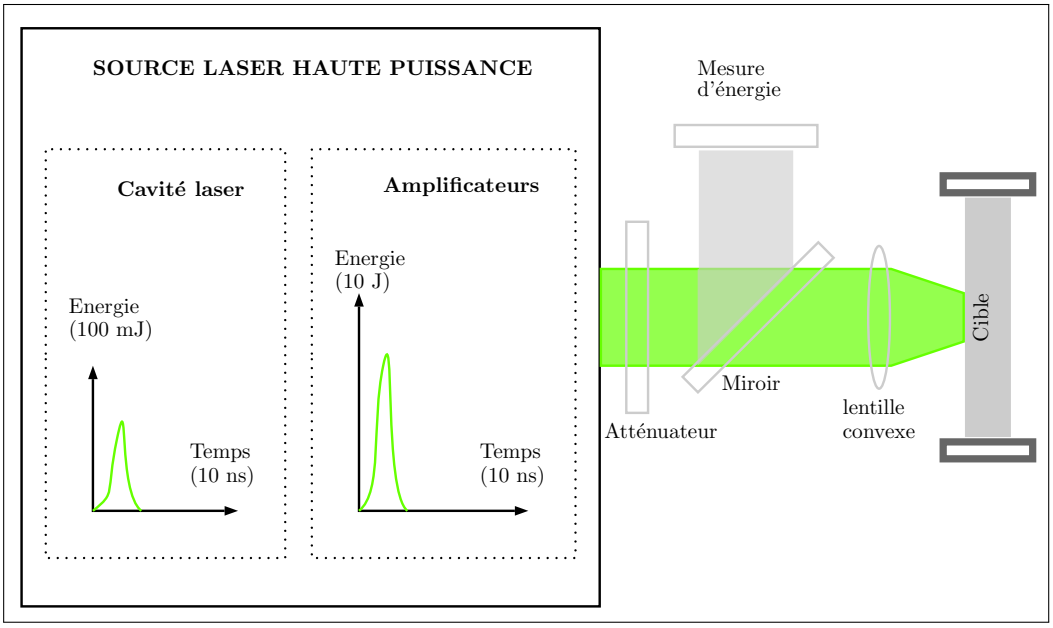


FIGURE 3.1 – Génération du rayonnement LASER

Après amplification, l'impulsion LASER est à plusieurs joules. Par la suite, ce faisceau haute puissance peut être focalisé sur une cible à l'aide d'une lentille convexe, ce qui augmente considérablement l'intensité du rayonnement. En effet, l'intensité du LASER $I(GW/cm^2)$ est calculée en utilisant l'énergie du faisceau $E(J)$, la durée d'impulsion Δt (ns) et la surface du spot LASER $S(cm^2)$ comme définie dans l'équation (3.1).

$$I = \frac{E}{S \times \Delta t} \tag{3.1}$$

3.2.2 Interaction LASER-matière et génération d'onde de choc

L'interaction LASER-matière est responsable de la génération du haut niveau de pression sur la surface impactée et par la suite d'une onde de choc au sein de la cible. En effet, quand une impulsion LASER de courte durée et de haute puissance atteint la surface d'une cible, les premiers micromètres de celle-ci sont immédiatement transformés en plasma qui se dilate rapidement contre la surface (voir figure 3.2). L'expansion du plasma crée par réaction une onde de choc dans le matériau, dont la pression peut couvrir une plage allant du MPa au GPa. Afin d'avoir des niveaux de pression significatifs, un confinement à l'eau est généralement utilisé. Le milieu de confinement ralentit l'expansion du plasma et résulte en une pression accrue (5 à 10 fois supérieure par rapport au mode d'impact sans confinement) et une durée plus longue du choc (2 à environ 3 fois plus grande) [86, 128]. Par ailleurs, une couche sacrificielle peut être interposée entre la surface de la cible et le milieu de confinement pour absorber les effets thermiques induits par le plasma, et ne conserver que l'impulsion mécanique. Souvent,

une couche d'aluminium est utilisée comme couche sacrificielle puisque l'interaction LASER-aluminium est bien documentée dans la littérature [125].

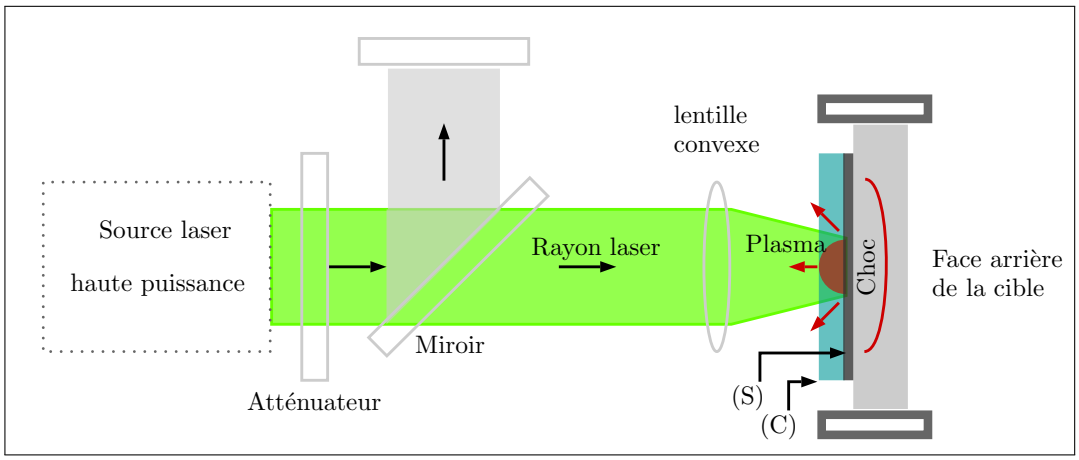


FIGURE 3.2 – Interaction LASER-matière - Impact LASER avec un milieu de confinement (C) et une couche sacrificielle (S)

3.2.3 Propagation d'onde de choc et génération de dommage

On distingue deux configurations de choc LASER, selon que seule une face de la cible est irradiée (Choc LASER à une impulsion) ou que les deux côtés de la cible sont irradiés (Choc LASER symétrique).

Choc LASER à une impulsion

La figure 3.3 présente deux diagrammes temps-position illustrant l'état de contrainte à l'intérieur de la cible en fonction du temps et de la position. Le chargement produit par un impact LASER sur la face irradiée est une impulsion de pression. Cette dernière est maintenue constante durant un certain temps appelé durée d'impulsion puis relâchée jusqu'à la pression ambiante. Les diagrammes temps-position sont abordés en détail dans [160]. Dans le présent travail et pour des raisons de simplification, la cible est considéré sans tenir compte des phénomènes de réflexion/transmission qui se produisent aux interfaces des plis. Il convient de noter que cette hypothèse est uniquement considérée pour simplifier les diagrammes temps-position et qu'il ne s'agit pas d'une hypothèse de travail [126].
Dans le cas du choc LASER à une seule impulsion, l'onde de choc incidente (S1) créée par l'expansion du plasma se propage à travers l'épaisseur de la cible selon les caractéristiques du matériau sous impact et sa géométrie [127]. Arrivant en face arrière, frontière où l'on passe à une impédance acoustique nulle, (S1) est réfléchie en une onde de détente (R2) se propageant vers la face avant de l'échantillon. Pendant ce temps, la face avant de la cible est déchargée à la fin de l'impulsion de pression. Ceci génère également une onde de détente (R1) se propageant

de la face avant vers la face arrière. En fonction de l'impédance du matériau cible et de son épaisseur, ces deux ondes de détente (R1 et R2) peuvent se croiser dans l'épaisseur de la cible et générer des contraintes de traction locales et concentrées en une zone mise en exergue sur la figure 3.3 par le cercle rouge. Si les contraintes de traction induites sont suffisamment élevées, un dommage (D) peut être créé à l'intérieur de l'échantillon irradié.

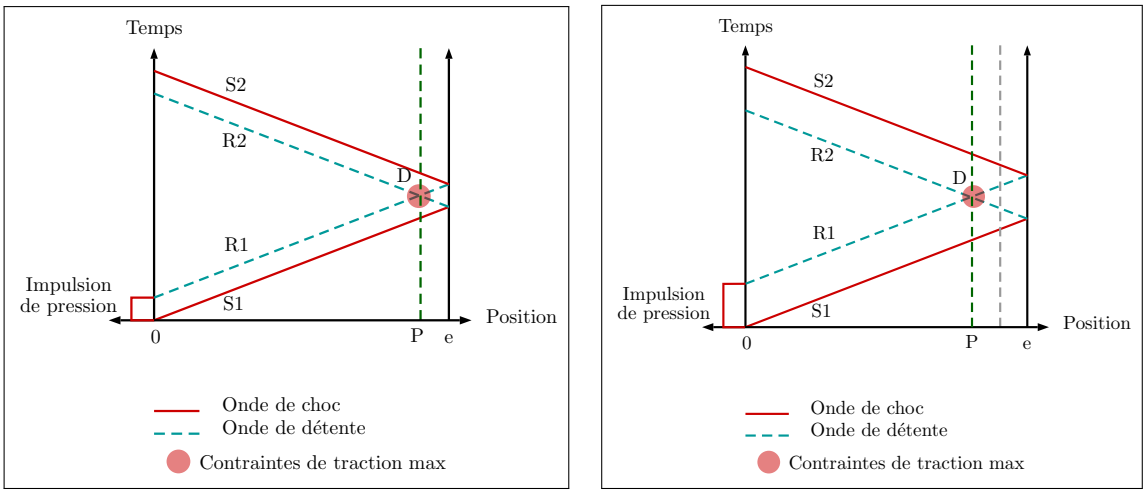


FIGURE 3.3 – Diagramme 1-D temps/position dans le cas du choc LASER à une seule impulsion - Durée d'impulsion plus longue en (a) qu'en (b)

Comme nous pouvons le remarquer sur la figure 3.3, la durée de l'impulsion LASER est un paramètre important, car il influence la position du maximum de contrainte de traction dans l'épaisseur de la cible. Ainsi, dans le cas de cibles en matériaux composites, si le but est de localiser les contraintes de traction à proximité d'une interface donnée, la durée d'impulsion est le paramètre à faire varier. En outre, la sévérité du dommage induit est directement liée au niveau de contraintes de traction généré lui-même lié à l'énergie du faisceau LASER incident. Ainsi, si le but est de contrôler la sévérité des dommages, l'énergie du faisceau LASER est le paramètre à faire varier.

Choc LASER symétrique

Dans la configuration du choc LASER symétrique, les deux faces gauche (L) et droite (R) de l'échantillon sont à la fois irradiées (voir figure 3.4). L'onde de choc incidente (SL) créée par l'impulsion gauche, se propage à travers l'épaisseur de la cible. En arrivant à la face droite de l'échantillon, (SL) est réfléchie en une onde de détente notée (R-SL). De même, l'onde de choc incidente (SR) créée par l'impulsion droite est réfléchie en une onde de détente (R-SR) quand elle atteint la face gauche de l'échantillon. Le croisement des deux ondes de détente (R-SL) et (R-SR) génère des contraintes de traction locales et concentrées en une zone mise en exergue

par le cercle rouge situé à la profondeur moyenne P. Si les contraintes de traction induites par ledit croisement sont suffisamment élevées, un dommage (D-SHM) peut être généré à la profondeur moyenne de l'échantillon cible. Pendant ce temps, la face gauche est déchargée à la fin de l'impulsion de pression gauche. Ceci génère une onde de détente (RL) se propageant de la face gauche jusqu'à la face droite. Il est de même pour la face droite qui est déchargée à la fin de l'impulsion droite. Ceci est à l'origine d'une onde de détente (RR) se propageant depuis la face droite jusqu'à la face gauche. Le croisement de (RR) et (R-SR) peut entraîner un dommage (DL) à proximité du côté gauche de l'échantillon dans le cas où les contraintes de traction induites par un tel croisement sont suffisamment importantes. De même, l'intersection de (RL) et (R-SL) peut résulter en un dommage (DR) près de la face droite de l'échantillon.

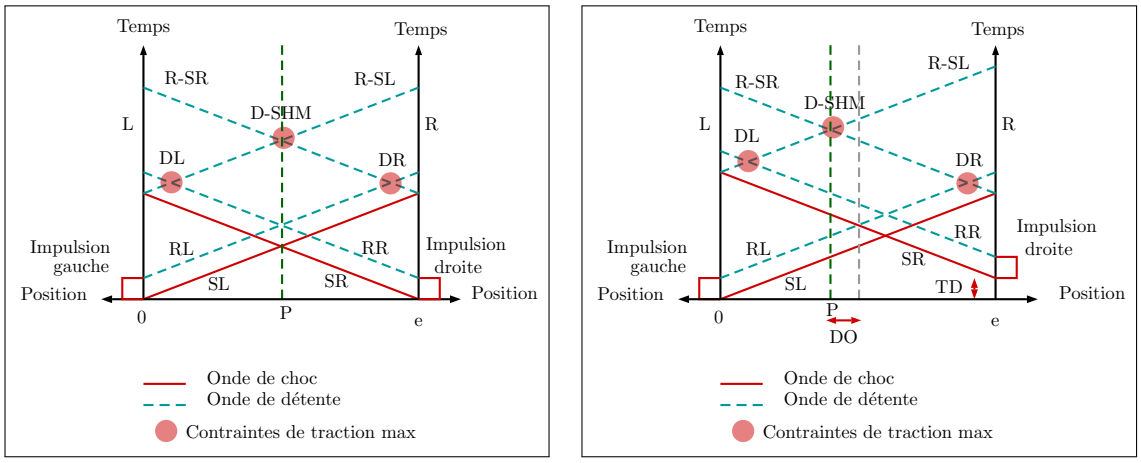


FIGURE 3.4 – Diagramme 1-D temps/position dans le cas du choc LASER symétrique - (a) délai temporel nul, (b) délai temporel non nul

A partir des diagrammes temps-position présentés dans la figure 3.4, on peut remarquer que l'introduction d'un délai temporel non nul entre les deux impulsions LASER modifie la position des zones de maximum de contraintes de traction et par conséquent la position des dommages à travers l'épaisseur de l'échantillon impacté. Le diagramme 3.4a illustre le cas du choc LASER symétrique avec un délai temporel nul. Si nous nous focalisons uniquement sur le dommage D-SHM, nous pouvons voir que ce dernier est positionné à la profondeur moyenne de l'échantillon cible. Le schéma 3.4b présente le cas où un délai temporel non nul noté (TD) est introduit entre les deux impulsions LASER. Dans ce cas, le dommage D-SHM est décalé d'une distance notée (DO) par rapport à la profondeur moyenne de la cible. Théoriquement, dans une approche 1D où l'on néglige les phénomènes de transmission/réflexion, le produit du délai temporel (TD) et de la vitesse du son dans le matériau (C) donne le décalage en profondeur (DO) par rapport

à la profondeur moyenne de l'échantillon (3.2).

$$DO = \frac{1}{2}C \times TD \tag{3.2}$$

Ainsi, si le but est de bien localiser les contraintes de traction à proximité d'une interface donnée et par conséquent la profondeur du dommage, le délai temporel est le paramètre à régler. Si le but est de contrôler la sévérité du dommage, l'énergie des deux impulsions LASER est le paramètre à ajuster. Pour les applications SHM, il serait commode d'introduire seulement D-SHM et de contrôler sa profondeur et sa sévérité.

3.3 Pourquoi le choix du choc LASER pour la génération de dommage ?

Une étape primordiale dans les études liées au SHM consiste à déployer et valider rigoureusement les approches de contrôle santé proposées sur des structures de test. Pour le contrôle des délaminages dans des structures en matériaux composites, par exemple, les stratégies SHM ont été souvent testées sur des supports endommagés volontairement. Les impacts classiques sont une des techniques de génération de délaminage qui a été largement utilisée. Dans [108] Santos et al. ont utilisé une machine de chute pour impacter leurs structures de test et avoir un support sur lequel ils ont pu valider leur stratégie de surveillance de dommage. L'insertion de patches de Téflon est par ailleurs une des techniques qui a été souvent choisie pour simuler les délaminages dans des composites stratifiés. Dans [111] Quaegebeur et al. ont proposé une approche de surveillance de santé structurale pour détecter les délaminage interlaminaires. Ils ont ensuite validé leur stratégie sur un stratifié en CFRP. Un ruban de Téflon a été inséré entre deux plis consécutifs du stratifié pour simuler un délaminage. De même, dans [59], Bottai et Giurgiutiu ont effectué des expériences de détection de dommages sur des échantillons en composites contenant des patches de Téflon simulant un dommage de type délaminage.
Les méthodes de génération de délaminages citées ci-haut sont assez rudimentaires. Les délaminages simulés par insertion de patches de Téflon sont loin d'être représentatifs d'un délaminage réaliste. Une méthode de contrôle santé intégrée validée sur un support contenant un délaminage simulé par patches de Téflon pourrait être remise en question dans le sens où l'interaction du Téflon et du signal excitant la structure test n'est plus la même que l'interaction de ce même signal d'excitation avec une structure contenant un vrai délaminage. Par ailleurs, avec l'approche par impacts classiques, il est difficile de ne générer que des endommagements de type délaminage. Les impacts classiques peuvent induire d'autres types de dommages tels que les ruptures de fibres [25]. Par ailleurs, cibler un interpli bien défini n'est pas possible avec une approche par impacts classiques.
Dans le cadre de ce travail, et comme on s'intéresse à introduire dans nos supports des délaminages à des profondeurs bien définies et ayant des sévérités bien contrôlées, la calibration du dommage en type, taille et position est une étape indispensable afin d'avoir un support

pour une validation rigoureuse. Le choc LASER a été choisi comme alternative aux méthodes actuellement utilisées car il permet de créer une courte et intense sollicitation mécanique à l'interface que l'on souhaite solliciter. Cette sollicitation est susceptible de décoller les plis qui sont de part et d'autres de cette interface et de créer ainsi un délaminage. La taille et la profondeur du délaminage créé à l'intérieur de la cible peuvent être contrôlées en ajustant adéquatement les paramètres de la source LASER, en particulier l'énergie du faisceau et la durée de l'impulsion. Le choc LASER a été récemment appliqué au test d'adhérence [14] et semble être une alternative prometteuse qui pourrait répondre à nos objectifs par rapport aux supports de validation de nos algorithmes de quantification. Par ailleurs, le choix du choc LASER pour la génération et la calibration des délaminages est justifié par la non disposition à l'heure actuelle de mesures expérimentales qui reproduisent la physique du délaminage ainsi que la non disponibilité de modèles de délaminage recalés pour les applications SHM.

3.4 Investigations expérimentales

3.4.1 Échantillons d'étude

Les échantillons considérés dans ce travail sont des stratifiés CFRP fournis par notre collaborateur industriel Safran Nacelles. Ils sont composés de seize couches unidirectionnelles en drapage A-B-A-B selon la séquence $(0°, 90°)$ (figure 3.5). Les échantillons sont de dimensions $50mm \times 50mm \times 2.2mm$.

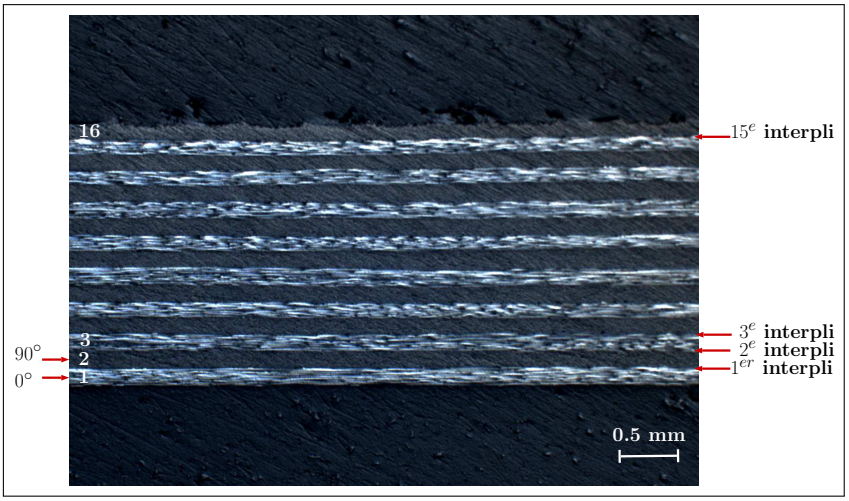


FIGURE 3.5 – Observation microscopique d'une section transversale d'un échantillon sain

3.4.2 Outils de caractérisation

Afin de caractériser le dommage induit dans le matériau à l'issu d'un impact LASER, des analyses post-mortem par ultrasons [2] ont été conduites. Pour la suite nous distinguons entre trois configurations d'analyse ultrasons : A-scan, B-scan et C-scan. Avec l'analyse de type A-scan, il est possible de représenter l'amplitude du signal en fonction du temps à un endroit donné, afin de visualiser le phénomène d'écho propre à l'émission-réception d'ultrasons. Un graphe de type B-scan trace la dynamique (le maximum de l'amplitude au bout d'un temps assez long) d'un signal en fonction de son abscisse le long d'une ligne. Il s'agit en quelque sorte d'une vue en coupe le long de cette ligne. Un C-scan est une image à part entière qui représente la dynamique en tout point de la surface, selon une échelle de couleurs qui peut être continue ou binaire. Ceci est par conséquent équivalent à une "vue de dessus". La figure 3.6 [3] schématise ces trois types de représentations dans le cas d'une évaluation par sonde à ultrasons.

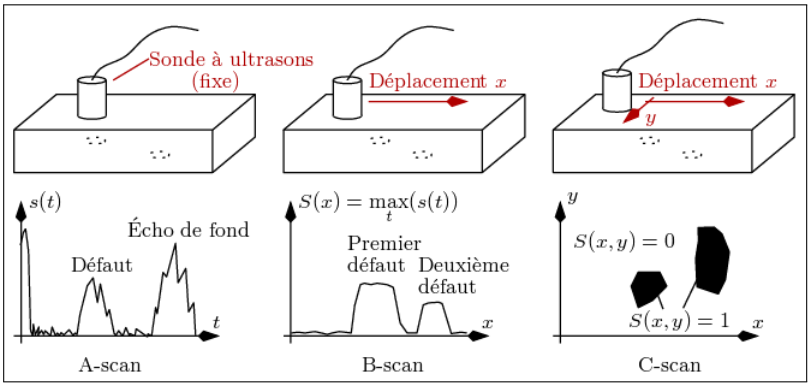


FIGURE 3.6 – Illustration du contrôle par ultrasons : A-scan, B-scan, C-scan

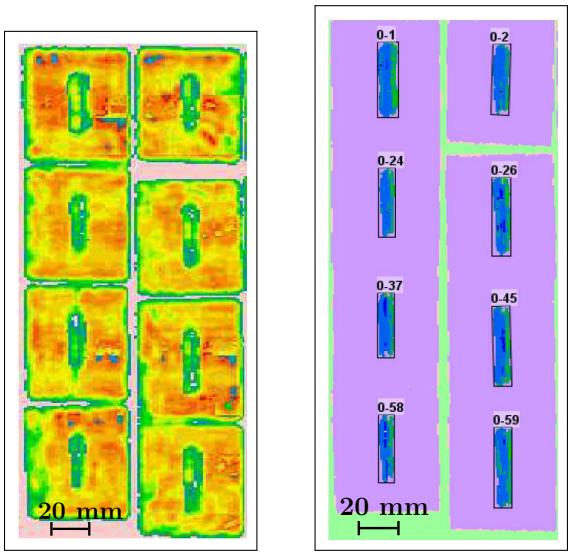
A-scan

Des analyses de type A-scan ont été menées afin de caractériser la présence ou non d'un dommage suite à un impact LASER. Ce type d'analyse a été notamment utilisé lors de la recherche des seuils d'endommagement de nos échantillons d'étude (voir paragraphe 3.4.4). Un mono élément émettant à 10MHz en mode impulsion-echo (pulse-echo mode en anglais) a été utilisé. Nous introduisons une variable que l'on nomme "visiblité d'écho de dommage" et qui prend la valeur de zéro quand aucun écho de dommage n'est observé entre l'écho de surface et l'écho de fond, une valeur de un lorsqu'un écho de dommage est nettement observé et une valeur entre zéro et un quand l'écho de dommage n'est pas clairement distingué.

2. Ondes acoustiques comprises entre 20 kHz et 10 GHz. Fréquences trop élevées et aigus pour être perçues par l'oreille humaine (ondes audibles entre 20 et 20 kHz), d'où leur nom.
3. Source : https ://www.cyril-ravat.fr/memoire/memoirese11.html

C-scan

Afin de caractériser la taille et la profondeur d'un dommage induit par impact LASER, des cartographies de type C-scan ont été effectuées en utilisant un transducteur à 64 éléments émettant à la fréquence de 10MHz en mode impulsion-echo. Le logiciel NDTKit développé au sein du groupe Airbus et distribué par Testia sous le nom de Ultis [143], a été utilisé pour traiter les données brutes (figures 3.7a (a),(b)). Nous avons donc pu quantifier la surface endommagée (mm^2), la surface du plus petit rectangle entourant l'endommagement (mm^2), la longueur du contour entourant le dommage (mm), la profondeur moyenne du dommage (mm) et l'écart type sur la profondeur.



(a) (b)

FIGURE 3.7 – Illustration d'un résultat de cartographie C-scan : (a) avant traitement NDTKit, (b) après traitement NDTKit

Analyses par ressuage

Afin de mieux caractériser l'endommagement induit par le choc LASER, on a procédé à un contrôle par ressuage appelé aussi essai des liquides pénétrants (Penetrant Testing PT en anglais). Ce dernier est une méthode qui permet de révéler des défauts débouchants. Cette technique consiste à appliquer, sur la surface à contrôler, un liquide pénétrant qui va s'infiltrer à l'intérieur des défauts débouchants. Après imprégnation, l'excès de pénétrant est éliminé en surface. Une fois sèche, cette même surface est ensuite recouverte d'une fine couche de produit révélateur qui va agir comme un buvard et aspirer le pénétrant présent dans les défauts. On obtient ainsi une indication colorée ou fluorescente selon le type de pénétrant utilisé, caractéristique du défaut. Pour le cas d'un liquide pénétrant fluorescent, la résurgence du liquide à partir des fissures et des porosités est rendu visible par un éclairage aux rayons ultraviolets.

Les traces colorées indiquent les endroits où il y a des fissures (Figure 3.8). La figure 3.9 [4] illustre un résultat typique d'un test de ressuage sur un pièce métallique endommagée.

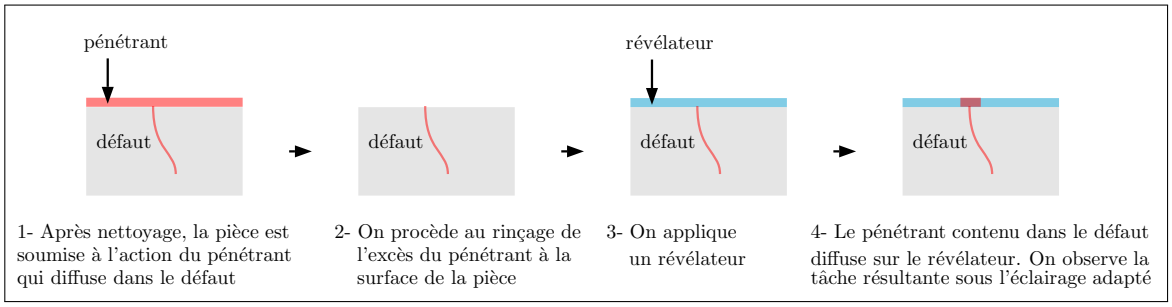


FIGURE 3.8 – Étapes d'un test de contrôle par ressuage

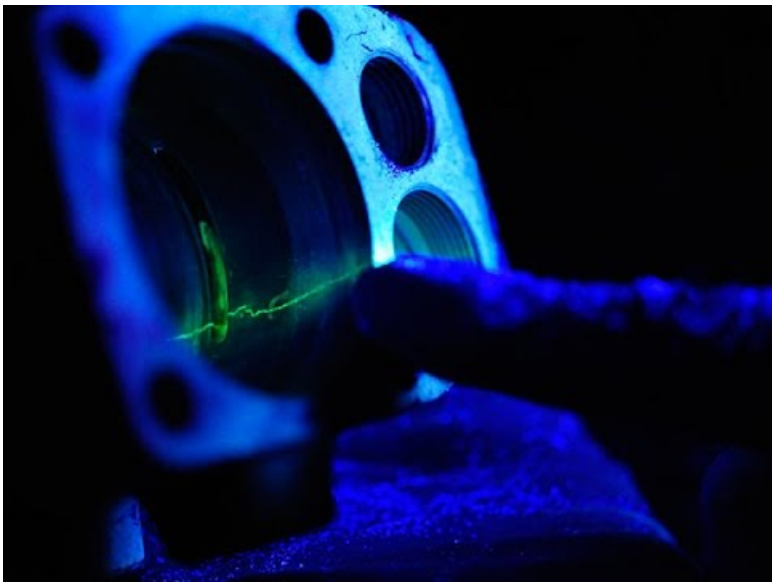


FIGURE 3.9 – Illustration d'un résultat de contrôle par ressuage sur une pièce métallique

Dans notre cas d'application, nous procédons à la découpe d'un échantillon irradié au milieu de la trace d'impact. Celle-ci est distinguée par un léger changement de couleur de la surface irradiée par le LASER (figure 3.10). La section transverse de l'échantillon est badigeonnée avec du Babbco WB-200, un liquide pénétrant fluorescent et auto-révélateur. Nous observons par la suite la section sous un éclairage ultraviolet après avoir enlevé l'excès de liquide pénétrant à la surface de l'échantillon. Cet essai a été choisi car il permet un contraste plus élevé et donc une signature plus claire du dommage (Figure 3.10(b)).

4. Source : http ://www.mildenhall.af.mil/News/Photos/igphoto/2000131538/

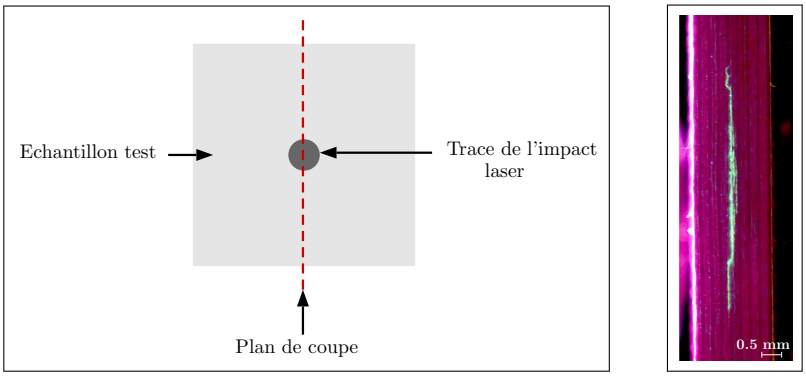


FIGURE 3.10 – (a) Position du plan de coupe (b) Exemple d'un résultat d'essai de ressuage

3.4.3 Source LASER

La source LASER utilisée dans le cadre de ce travail est le LASER Gaia HP de la plateforme Hephaistos du laboratoire PIMM (Figure 3.11). Il s'agit d'une source à deux voies de 7 joules chacune et émettant à $532nm$. L'impulsion LASER possède un profil temporel Gaussien avec une durée de $10ns$ à mi-amplitude. Le délai temporel que l'on peut introduire entre les deux voies du LASER peut être réglé entre 0 et quelques µs.

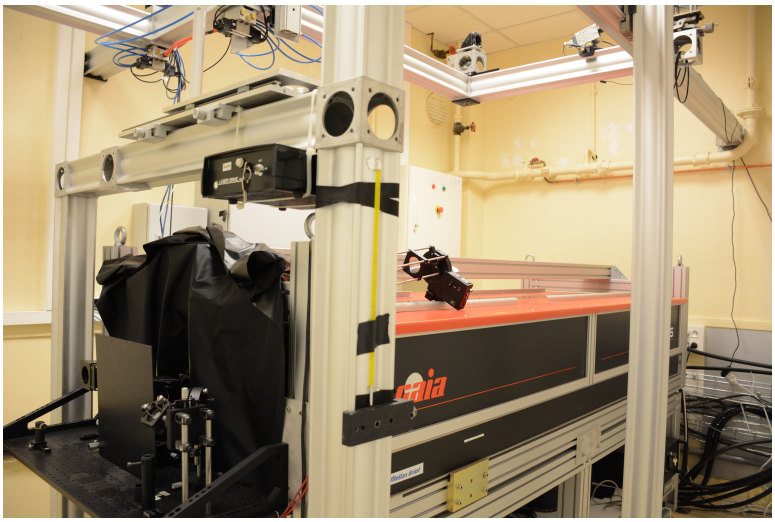


FIGURE 3.11 – Source LASER Gaia HP - Plateforme Hephaistos, laboratoire PIMM

3.4.4 Configurations expérimentales

Soient A et B les deux voies LASER comme le montre la figure 3.12. Les deux rayonnements LASER sont focalisés sur la cible au moyen de deux lentilles convergentes, chacune d'une longueur focale de $150mm$. Une distance de $12.8cm$ sépare l'échantillon d'essai de chaque

lentille ce qui correspond à une tâche LASER de $6mm$ de diamètre. Les impacts LASER ont été effectués avec un confinement à l'eau et une couche sacrificielle en aluminium. Quatre séries d'impacts ont été considérées et seront détaillées ci-dessous.

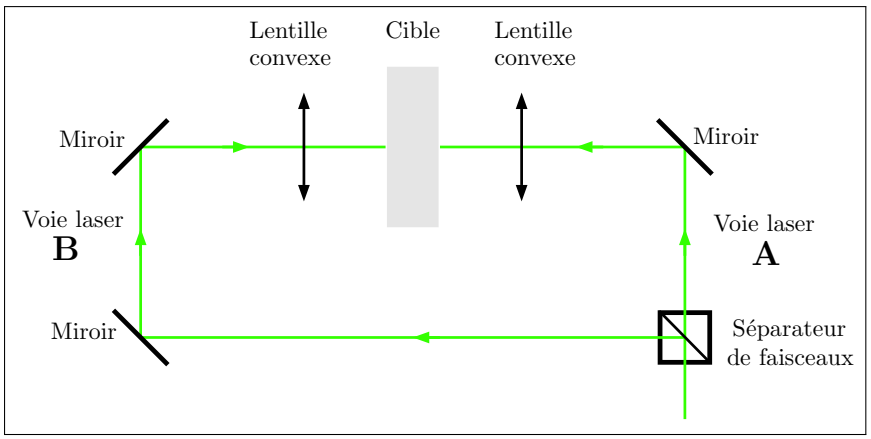


FIGURE 3.12 – Illustration simplifiée du setup expérimental

Série 1 : Recherche de seuils d'endommagement

Dans ce paragraphe, les seuils d'endommagements de nos échantillons test sont investigués. Deux seuils sont définis selon que le stratifié est soumis à :

— Une impulsion LASER : Dans ce cas de figure, une seule voie LASER (A ou B) est activée. L'échantillon est soumis à des impacts LASER d'intensité croissante. Pour chaque intensité, l'échantillon irradié est récupéré du banc LASER et analysé en utilisant un test ultrason de type A-scan pour détecter la présence ou non d'un endommagement (DL ou DR figure 3.4).

— Deux impulsions LASER symétriques : Dans ce cas, les deux voies LASER (A et B) sont activées à la fois. L'échantillon est soumis à des impacts symétriques d'intensité croissante. Pour chaque intensité, l'échantillon irradié est soumis à une analyse post-mortem de type A-scan pour détecter la présence ou non d'un endommagement (D-SHM figure 3.4).

Cette étape est cruciale car elle permettra par la suite de finement ajuster l'intensité LASER afin d'éviter les dommages proches des faces de l'échantillon (DL et DR) tout en ayant le dommage au milieu (D-SHM).

Série 2 : Effet du délai temporel

Afin d'étudier l'effet du délai temporel, une série d'impacts LASER symétriques a été considérée en se fixant une configuration en énergie, en l'occurence, 50% de l'intensité maximale de chaque voie LASER et en considérant différentes valeurs du délai temporel. Comme mentionné

dans l'équation (3.2), le produit $\frac{1}{2}TD \times C$ où C est la vitesse du son dans le matériau, donne le décalage du dommage en profondeur par rapport à la mi-épaisseur de l'échantillon. Par conséquent, dans le cas de notre matériau pour lequel C est estimée à $3 \times 10^{-3} mm/ns$ [126], un délai de $80ns$, par exemple, décalera la position de dommage de $\frac{1}{2}80 \times 3 \times 10^{-3} = 0.12mm$, ce qui correspond approximativement à l'épaisseur d'un pli. Plus généralement, un délai temporel de $n \times 80ns$ décalera la position du dommage de $n \times \frac{1}{2}80 \times 3 \times 10^{-3} = n \times 0.12mm$, ce qui correspond à l'épaisseur de n plies. Dans ce travail, des délais temporels de $0ns$, $80ns$,$160ns$ et $240ns$ ont été considérés. Pour l'analyse de la répétabilité, chaque configuration en termes de délai a été testée cinq fois. Des analyses post-mortem de type C-scan ainsi que des tests de ressuage ont été conduits afin d'estimer la profondeur de l'endommagement.

Série 3 : Effet de l'énergie

Afin d'investiguer l'effet de l'énergie du faisceau LASER sur l'endommagement, une série d'impacts symétriques à été conduite en considérant un délai temporel nul et diverses valeurs d'énergie. Les configurations d'énergie qui ont été testées sont : 20%, 40%, 60%, 80% et 100% de l'intensité maximale de chaque voie LASER. Pour l'analyse de la répétabilité, chaque configuration d'énergie a été testée cinq fois. Des analyses post-mortem de type C-scan ainsi que des tests de ressuage ont été effectués afin d'estimer la taille de l'endommagement.

Série 4 : Accumulation de dommage par impacts LASER multiples

Dans ce paragraphe, la combinaison d'endommagements par impacts LASER contigus est investiguée. En effet, afin d'accumuler les endommagements créés par chaque impact, des séries d'impacts contigus, comme illustrées schématiquement sur la figure 3.13 ont été réalisées. Chaque impact a été considéré à 100% du maximum de l'énergie de chaque voie LASER et à délai temporel nul. Des séries allant de 2 à 7 impacts contigus ont été considérées.

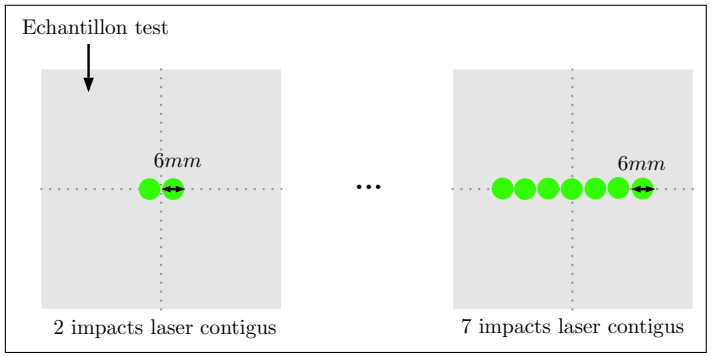


FIGURE 3.13 – Schématisation de la configuration d'impacts LASER contigus

3.5 Résultats et analyses

3.5.1 Recherche de seuils d'endommagement

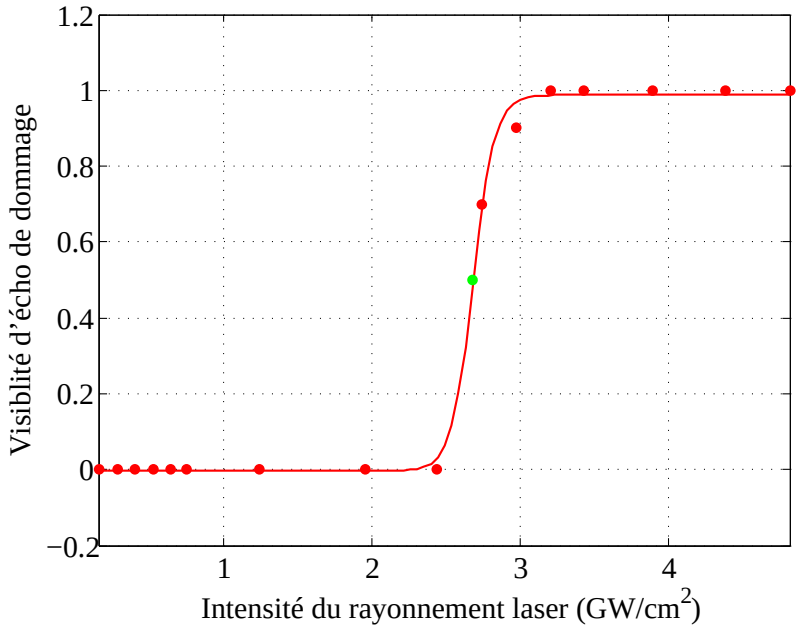


FIGURE 3.14 – Visibilité d'écho de dommage en fonction de l'intensité du faisceau LASER - Seuil d'endommagement dans le cas d'une impulsion LASER

La figure 3.14 illustre les données obtenues lors de la recherche du seuil d'endommagement sous un seul impact LASER. L'axe horizontal correspond à l'intensité d'un faisceau LASER (A ou B). L'axe vertical correspond à la variable "visibilité d'écho de dommage" définie ci-haut. La courbe obtenue après un ajustement de type sigmoide se compose de trois zones. Une première zone correspond à une intensité LASER entre $0.2GW/cm^2$ et $2{,}4GW/cm^2$. Pour de telles valeurs d'intensité, aucun écho de dommage n'a été observé lors des analyses ultrasons de type A-scan. La deuxième zone correspond à une intensité LASER comprise entre $2{,}4GW/cm^2$ et $3{,}2GW/cm^2$. Dans cet intervalle, un écho de dommage a été ambigument observé. Enfin, la troisième zone correspond à une intensité LASER supérieure à $3{,}2GW/cm^2$. Pour de telles valeurs d'intensité, un écho de dommage a été distinctement remarqué. Si l'on suppose que le seuil d'endommagement de nos échantillons d'essai lorsqu'ils sont soumis à une impulsion LASER ($seuil_{un-impact}$) correspond au point à 50% après l'ajustement de type sigmoide, alors $seuil_{un-impact}$ correspond à une intensité LASER de $2{,}7GW/cm^2$.

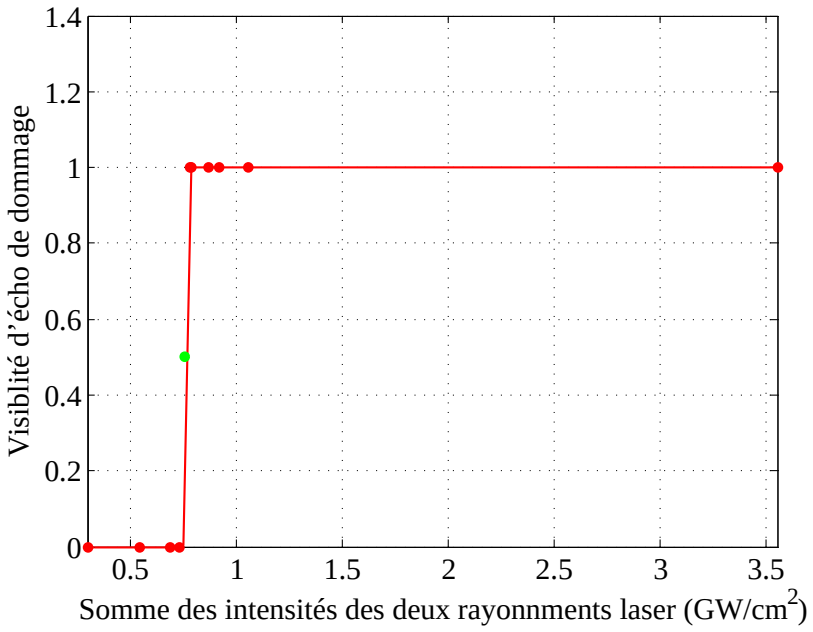


FIGURE 3.15 – Visibilité d'écho de dommage en fonction de la somme des intensités des deux faisceaux LASER : Seuil d'endommagement dans le cas d'impulsions symétriques.

La figure 3.15 illustre un résultat similaire à celui de la figure 3.14, à la seule différence que l'axe horizontal de la figure 3.15 correspond à la somme de l'intensité LASER de la voie A et de l'intensité LASER de la voie B puisque dans ce cas l'échantillon est sous la sollicitation des deux voies LASER simultanément. La variable "visibilité d'écho de dommage" est tracée en fonction de la somme des intensités des faisceaux LASER et, de façon similaire, une sigmoide est ajustée aux données. Si l'on suppose que le seuil d'endommagement de nos échantillons lorsqu'ils sont soumis à des impacts LASER symétriques ($seuil_{sym-impacts}$) est associée au point à 50%, alors $seuil_{sym-impacts}$ correspond à une intensité LASER de $0{,}76 GW/cm^2$. Nous notons que le seuil d'endommagement sous impacts LASER symétriques est nettement inférieur à celui sous un seul impact. Ainsi, si l'on adopte la configuration du choc LASER symétrique pour endommager nos échantillons et si l'intensité LASER varie dans l'intervalle $[seuil_{sym-impacts}, seuil_{un-impact}]$, on s'attend à ce que seul l'endommagement D-SHM aura lieu alors que les endommagements proches des surfaces (DL et DR figure 3.4) seront évités.

3.5.2 Effet du délai temporel

Les figues 3.16, 3.17, 3.18, 3.19 illustrent les résultats d'analyses par ressuage lors de l'investigation de l'effet du délai temporel sur la profondeur de l'endommagement. Conformément aux résultats théoriques, un délai temporel nul correspond à un délaminage qui se produit à

la profondeur moyenne de l'échantillon alors qu'un délai temporel non nul induit un décalage de la profondeur du dommage. Un délai de $80ns$, par exemple, correspond à une profondeur de dommage de $1.24mm$. Un délai de $240ns$, quant à lui, correspond à une profondeur d'endommagement de $1.54mm$. La figure 3.20 illustre la profondeur du dommage en fonction du délai temporel et ceci pour différents types d'analyse : théorique (equation 3.2), C-scan et test de ressuage. Les résultats ainsi obtenus montrent que, comme attendu, un bon ajustement du délai temporel permet de bien positionner l'endommagement dans l'épaisseur de la cible. En outre, on peut noter qu'il existe une bonne concordance entre les résultats théoriques et expérimentaux. L'équation (3.2) peut a priori être utilisée pour effectuer des choix ultérieurs de délai temporel.

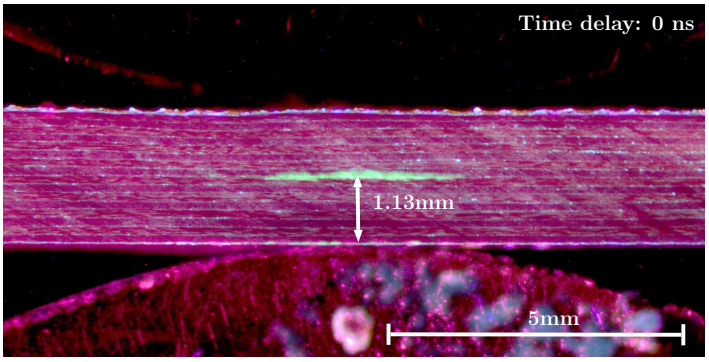


FIGURE 3.16 – Profondeur de l'endommagement dans le cas d'un choc LASER symétrique avec un délai temporel nul

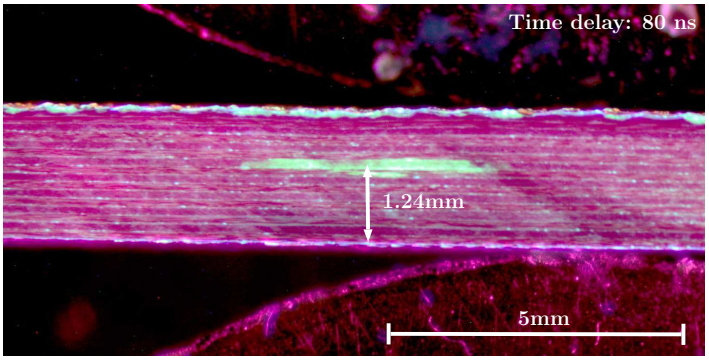


FIGURE 3.17 – Profondeur de l'endommagement dans le cas d'un choc LASER symétrique avec un délai temporel de $80ns$

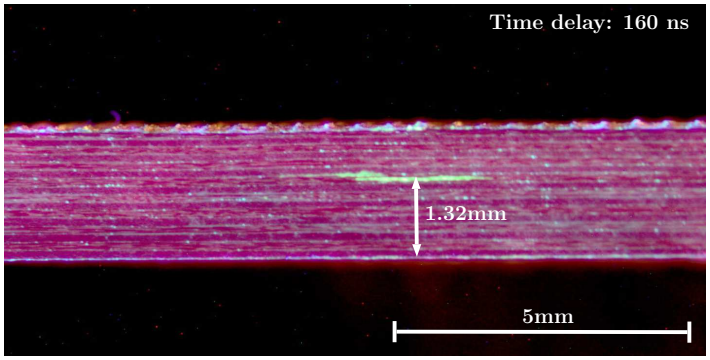


FIGURE 3.18 – Profondeur de l'endommagement dans le cas d'un choc LASER symétrique avec un délai temporel de $160ns$

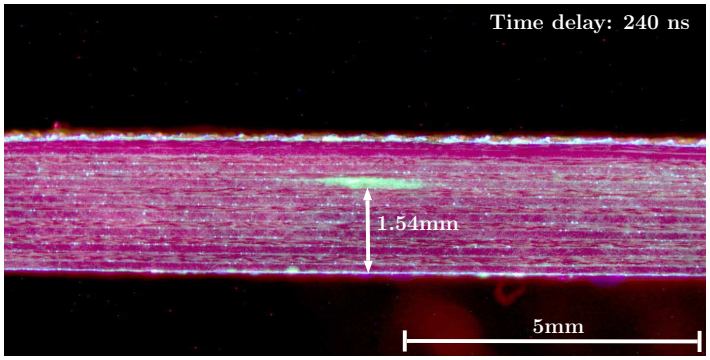


FIGURE 3.19 – Profondeur de l'endommagement dans le cas d'un choc LASER symétrique avec un délai temporel de $240ns$

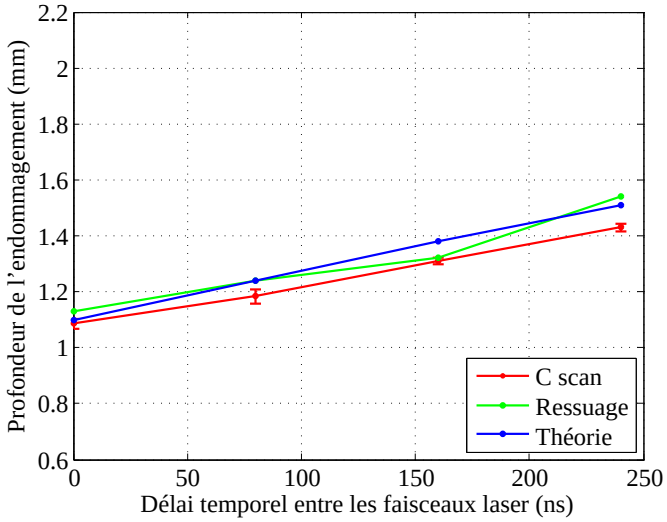


FIGURE 3.20 – Profondeur de l'endommagement en fonction du délai temporel entre les deux faisceaux LASER

3.5.3 Effet de l'énergie

Pour les différentes configurations d'énergie, les échantillons impactés ont été analysés par C-scan et par ressuage. Les figures 3.21, 3.22, 3.23, 3.24, 3.25 illustrent les résultats de test de ressuage pour les différentes configurations d'énergie. Pour 20% de l'intensité maximale de chaque faisceau LASER, le dommage induit est de taille $3.57mm$. Par ailleurs, la taille de l'endommagement augmente en faisant croître l'intensité de chacune des voies LASER jusqu'à ce qu'elle atteigne une valeur de $6.54mm$ pour 100% de l'intensité LASER maximale. Il est intéressant de noter une légère courbure dans la forme de l'endommagement sur la figure 3.25. Ceci pourrait s'expliquer par des effets de bord qui se traduisent par une sollicitation de cisaillement entraînant des fissures intralaminaires au niveau des bords du délaminage principal. Ce point est encore à investiguer dans de futurs travaux.

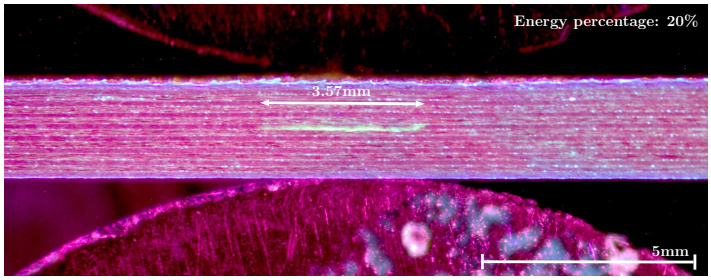


FIGURE 3.21 – Taille de l'endommagement : Choc LASER symétrique et 20% d'énergie

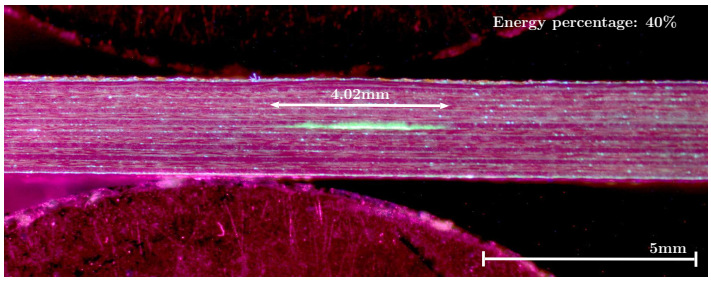


FIGURE 3.22 – Taille de l'endommagement : Choc LASER symétrique et 40% d'énergie

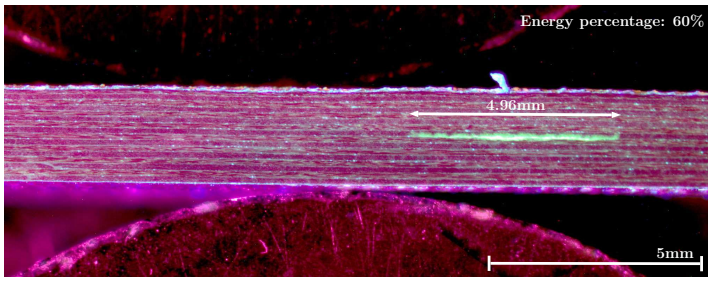


FIGURE 3.23 – Taille de l'endommagement : Choc LASER symétrique et 60% d'énergie

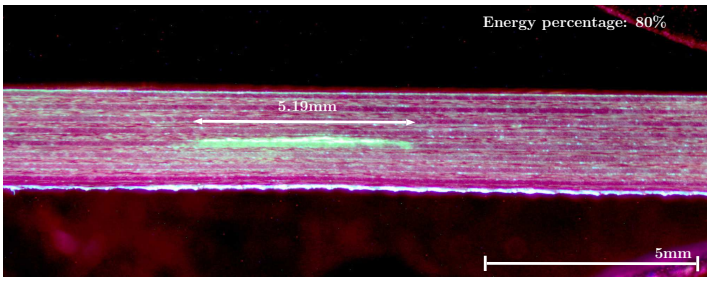


FIGURE 3.24 – Taille de l'endommagement : Choc LASER symétrique et 80% d'énergie

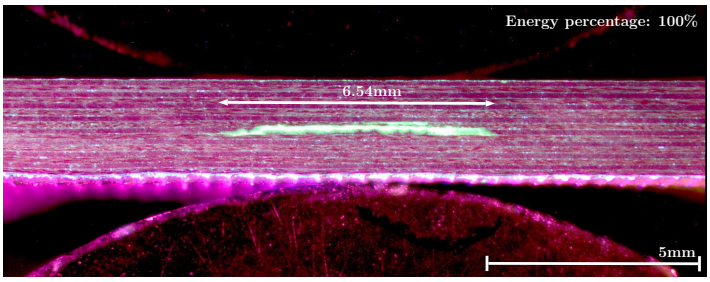


FIGURE 3.25 – Taille de l'endommagement : Choc LASER symétrique et 100% d'énergie

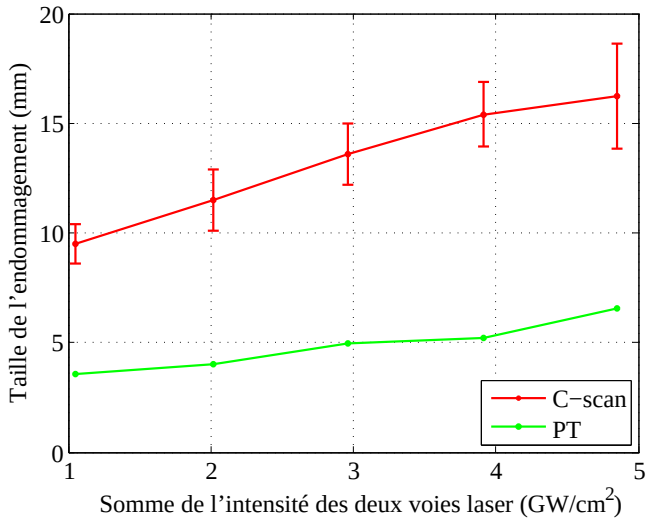


FIGURE 3.26 – Taille de l'endommagement (en mm) en fonction de la somme des intensités des deux faisceaux LASER

La figure 3.26 trace la longueur du plus petit rectangle entourant l'endommagement (obtenue par post-traitement des données C-scan) ainsi que la taille du dommage estimée par ressuage en fonction de la somme des intensités des deux faisceaux LASER. La taille de l'endommagement estimée par C-scan est d'environ $9mm$ dans le cas où l'on considère 20% de l'intensité maximale de chaque faisceau LASER. Par ailleurs, la taille de l'endommagement augmente quasi-linéairement avec l'intensité du LASER jusqu'à ce qu'elle atteigne une valeur d'environ

$16mm$ pour 100 % de l'intensité LASER maximale. Sur la base des analyses par ressuage, la taille de l'endommagement est comprise entre $3.5mm$ et $6.5mm$. La taille de l'endommagement est ainsi sous-estimée si on se base sur les anlayses de ressuage. Ceci pourrait s'expliquer par l'idée qu'il est difficile de visualiser les micro-délaminages qui apparaissent aux bords du délaminage principal. Ceci est inhérent à la nature même du test de ressuage qui offre un meilleur contraste mais pas une bonne résolution. Les analyses de type C-scan, permettent de capturer ces micro-délaminages.

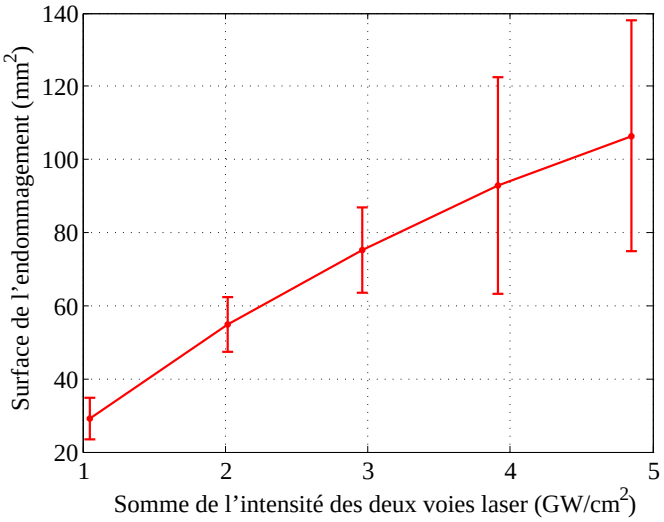


FIGURE 3.27 – Surface de l'endommagement (en mm^2) en fonction de la somme des intensités des deux faisceaux LASER

La figure 3.27 trace la surface endommagée (mm^2) estimée par C-scan en fonction de la somme des intensités des deux faisceaux LASER. On constate que pour 20% de l'intensité LASER maximale de chaque voie, la surface endommagée est d'environ $30mm^2$. Par ailleurs, la surface endommagée croît de façon quasi-linéaire avec l'énergie LASER jusqu'à atteindre une valeur d'environ $105mm^2$ pour 100% de l'énergie LASER maximale. Nous notons également que la taille de l'endommagement obtenu en considérant 100% de l'énergie maximale du LASER est de l'ordre de $7mm$ (Figure 3.25). Afin d'obtenir des endommagements de taille plus élevée qui nous serviront par la suite pour des applications SHM, l'idée est d'accumuler les endommagements par plusieurs impacts LASER contigus.

3.5.4 Accumulation de dommage par impacts LASER multiples

Les figues 3.28, 3.29, 3.30, 3.31, 3.32, 3.33, 3.34 illustrent les résultats d'analyse par ressuage lors de l'étude de l'accumulation d'endommagements par impacts LASER contigus. Pour un seul impact LASER, la taille de l'endommagement est estimée à environ $7.3mm$. En faisant croître le nombre d'impacts, la taille de l'endommagement a tendance à augmenter. Pour

sept impacts LASER contigus, l'endommagement obtenu par accumulation est de l'ordre de $41.7mm$. Cette tendance est également illustrée à travers la figue 3.35 qui trace la taille de l'endommagement estimée par C-scan en fonction du nombre d'impacts LASER. Un écart est également remarqué entre la taille de l'endommagement estimée par C-scan et celle estimée par ressuage. Avec les analyses par ressuage, nous avons tendance à sous-estimer la taille du dommage. Le même argument présenté précédemment peut s'appliquer ici. Les résultats obtenus démontrent que l'approche par impacts LASER contigus semble être prometteuse dans le sens où elle permet une accumulation satisfaisante des endommagements et par conséquent un bon contrôle de la taille de la zone endommagée.

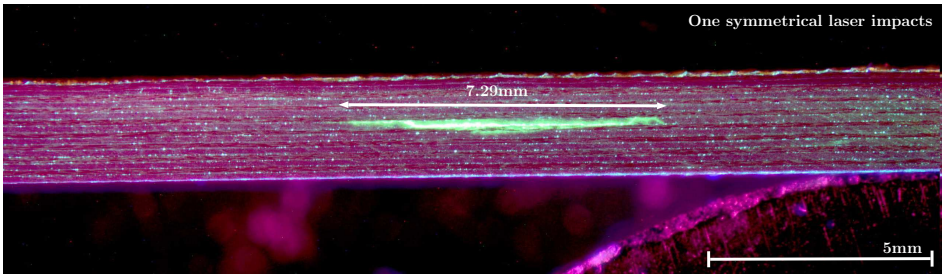


FIGURE 3.28 – Estimation de la taille de l'endommagement dans le cas d'un seul impact LASER

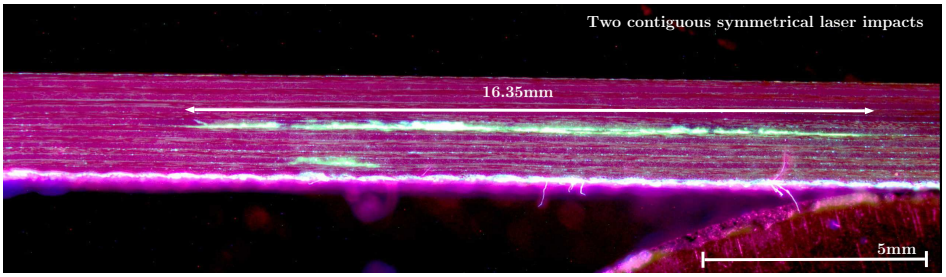


FIGURE 3.29 – Estimation de la taille de l'endommagement dans le cas de deux impacts LASER contigus

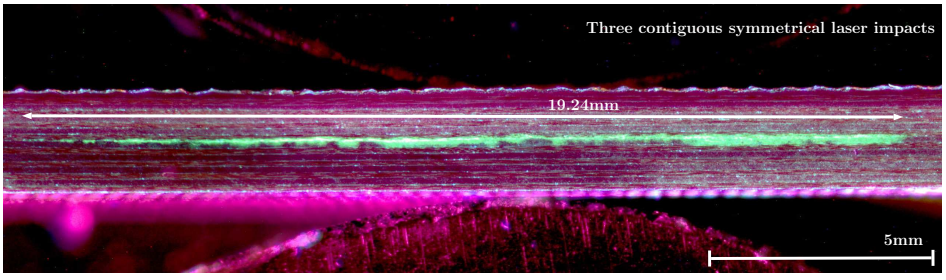


FIGURE 3.30 – Estimation de la taille de l'endommagement dans le cas de trois impacts LASER contigus

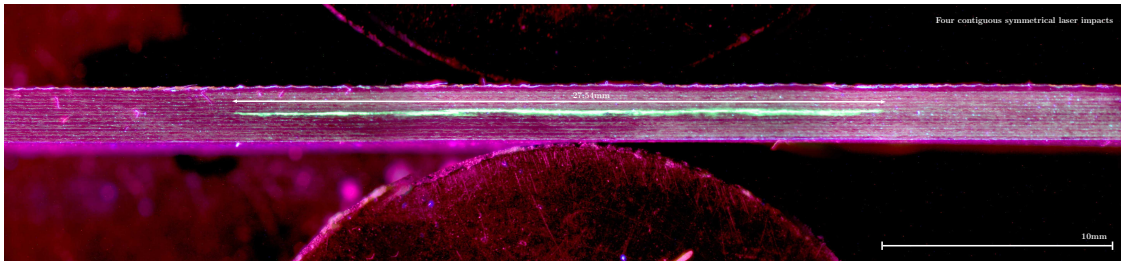


FIGURE 3.31 – Estimation de la taille de l'endommagement dans le cas de quatre impacts LASER contigus

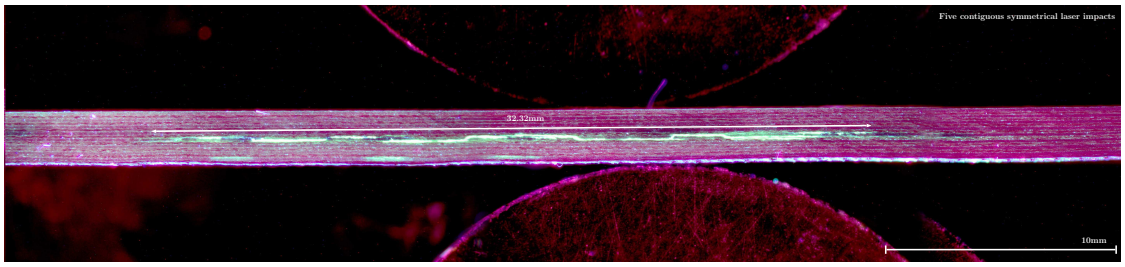


FIGURE 3.32 – Estimation de la taille de l'endommagement dans le cas de cinq impacts LASER contigus

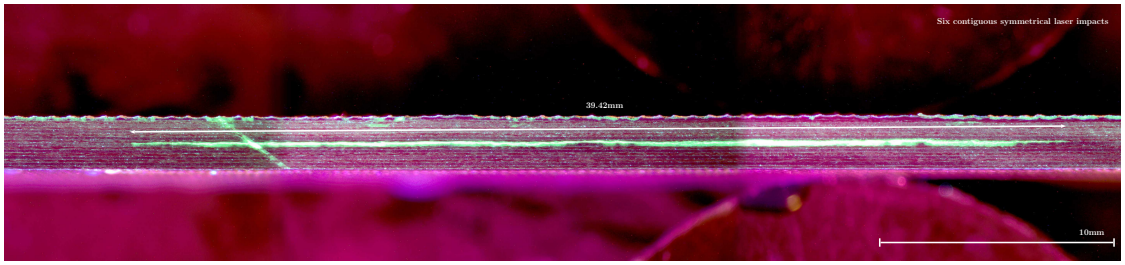


FIGURE 3.33 – Estimation de la taille de l'endommagement dans le cas de six impacts LASER contigus

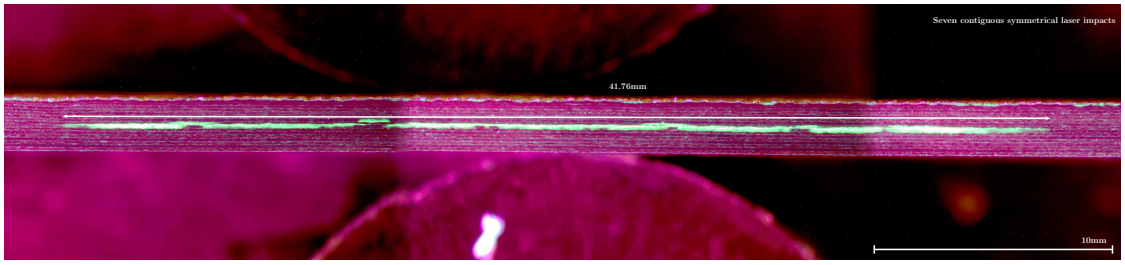


FIGURE 3.34 – Estimation de la taille de l'endommagement dans le cas de sept impacts LASER contigus

3.6 Discussion

Ce chapitre a abordé la technique du choc LASER comme une nouvelle alternative pour générer des délaminages contrôlés dans des structures composites. Une attention particulière

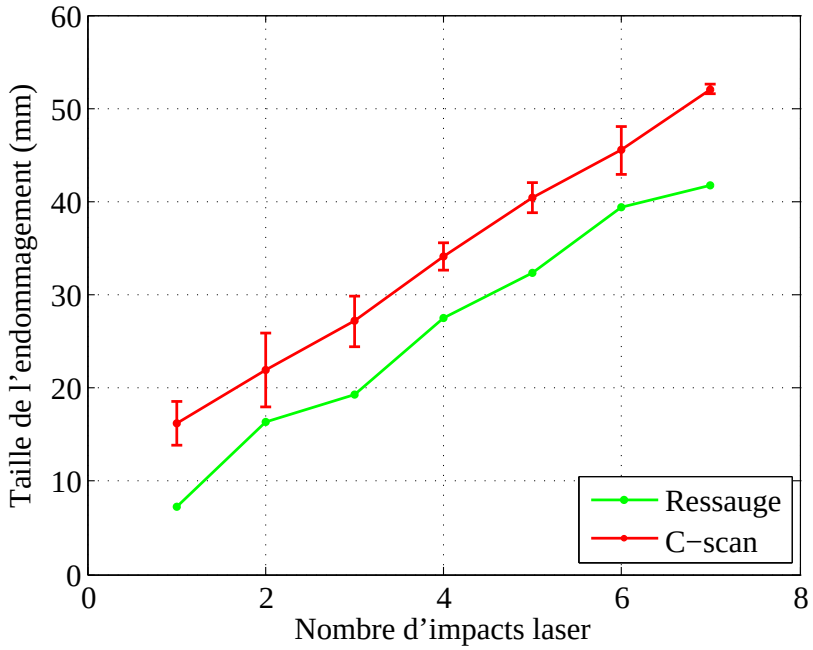


FIGURE 3.35 – Taille de l'endommagement en fonction du nombre d'impacts LASER

a été accordée à la configuration du choc LASER symétrique. Nous avons abordé non seulement l'effet du délai entre les deux voies du LASER sur la profondeur du dommage, mais aussi l'effet de l'énergie LASER sur la taille des endommagements. Le choc LASER a été appliqué dans diverses applications dont la plus connues est le LASAT. À notre connaissance, ce chapitre constitue les toutes premières investigations concernant l'application du choc LASER à la génération et à la calibration de dommages dans les composites. Les résultats que nous avons obtenues sont assez convaincants et les conclusions suivantes peuvent être tirées :

— Le choc LASER symétrique est une bonne alternative aux techniques conventionnelles de génération/simulation de délaminage ouvrant ainsi de nouvelles perspectives pour les applications SHM.

— Un réglage adéquat des paramètres LASER, à savoir l'énergie LASER (Intensité) et le délai temporel, permet une bonne calibration de l'endommagement en taille et en profondeur respectivement.

— Les impacts LASER contigus sont un moyen satisfaisant pour accumuler le dommage créé par un seul impact.

Nous notons par ailleurs que l'ajustement des paramètres LASER pour la génération et la calibration de dommage dans un matériau donné reste un sujet d'investigation. Le choix devrait a priori être basé sur des résultats de simulations numériques appelées aussi "simulations prédictives". Par conséquent, des modèles numériques calibrés avec des mesures expérimentales sont nécessaires. À cet égard, on peut citer le code ESTHER développé par le CEA. ESTHER

est l'un des très rares codes, si ce n'est pas le seul, traitant des simulations 1D de matériaux sous irradiation LASER à très haute puissance [140]. On peut aussi citer le code LS-DYNA pour les simulations 2D ou 3D de composites sous choc LASER [126]. L'optimisation des paramètres LASER est une étape clé vers le développement d'un outil de calibration de dommage par choc LASER. Des travaux plus approfondis sont encore à conduire concernant ce point.

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, il a été démontré expérimentalement que le choc LASER est une technique efficace pour la génération et la calibration de dommage de type délaminage dans des composites stratifiés. Des tests de type A-scan et C-scan ainsi que des essais de ressuage ont été conduits pour les analyses post-mortem. Des analyses par **tomographie** et par **microscopie acoustique** pourraient être adoptées dans des travaux futurs afin d'obtenir plus de détail sur les caractéristiques de l'endommagement généré par impact LASER. Enfin, il serait intéressant de mener des simulations prédictives calibrées sur la base des résultats expérimentaux obtenues dans le présent travail afin d'optimiser le choix des paramètres LASER. Par ailleurs, nous notons que la technique du choc LASER pourrait être appliquée aux composites sandwich afin d'introduire du décollement entre peau et nida (Annexe A).

Chapitre 4

Stratégie de quantification de dommage

4.1 Introduction

La quantification de dommage est une des étapes essentielles d'un processus de contrôle santé intégré des structures. Tout comme la détection et la localisation, elle repose sur l'extraction de caractéristiques sensibles à la présence d'un dommage dans la structure. Une fois ces caractéristiques extraites, elles servent, généralement, comme données d'entrée pour apprendre des modèles décisionnels permettant de statuer par rapport à l'état de santé de la structure. Les paradigmes de l'apprentissage automatique (Machine learning) et de la reconnaissance de formes (Pattern recognition) offrent un cadre naturel pour les applications de contrôle santé des structures [82, 37]. Dans ce chapitre, nous aborderons, dans un premier temps, l'apprentissage statistique et en particulier son application au domaine du contrôle santé des structures. Dans un second temps, nous détaillerons les principaux ingrédients clés de la stratégie de quantification proposée dans ce travail. Pour ce faire, nous commencerons par donner un bref aperçu des fondements théoriques des machines à vecteurs de support. Le modèle de Hammerstein en parallèle ainsi que la méthode d'identification adoptée dans ce manuscrit seront ensuite présentés. Par ailleurs, nous aborderons les techniques de réduction de dimension. Une attention particulière sera portée à l'Analyse en Composantes Principales (ACP). Enfin, dans un troisième temps, nous détaillerons le workflow de quantification qu'on propose et qui sera appliqué dans les chapitres qui suivent.

4.2 Ingrédients clés

Généralement, il existe deux approches pour le contrôle santé des structures : les approches basées sur des **modèles** (model-driven methods) et las approches basées sur les **données** (data-driven methods) [82]. Les méthodes basées sur des modèles établissent un modèle phy-

sique de la structure, généralement par la méthode des éléments finis, ainsi que des métriques permettant de comparer le modèle aux données mesurées sur la structure réelle. Si le modèle est établi pour un système ou une structure dans son état sain, toute déviation indique que la structure s'est écartée de l'état normal et que des dommages sont éventuellement présents au sein de la structure. Les approches basées sur les données établissent, elles aussi, un modèle ou une représentation statistique du système, par exemple, une fonction de densité de probabilité de l'état sain, encore appelé état de référence. Tout écart de l'état sain est alors signalé par des données mesurées qui apparaissent dans des régions à très faible probabilité. Les algorithmes et les stratégies SHM qui ont été développés au cours des années en utilisant des approches basées sur les données (data-driven) sont principalement tirées de la discipline de la **reconnaissance de formes** (pattern recognition), ou plus généralement de l'apprentissage automatique. dans ce qui suit nous donnerons un bref aperçu de l'apprentissage statistique et notamment de son application au contrôle santé des structures.

4.2.1 L'apprentissage statistique

L'apprentissage statistique peut être vu comme étant une formalisation ou une théorisation du domaine du Machine Learning, traduit en français par apprentissage numérique, apprentissage automatique ou encore apprentissage artificiel, selon les auteurs [163]. Le terme de machine learning admet plusieurs définitions, mais toutes sous-tendent l'idée d'**inférer** une information à partir d'exemples, d'améliorer la qualité de cette inférence avec le nombre d'exemples, ainsi que la capacité à généraliser à de nouvelles situations. Usuellement, on distingue deux types d'apprentissage :

— **apprentissage supervisé :** les exemples fournis sont sous la forme de couples entrée-sortie (x_i, y_i), avec x_i le vecteur des caractéristiques ou des variables explicatives et y_i la sortie ou la variable cible. L'objectif est d'inférer la sortie y pour une nouvelle entrée x. Dans le cas où $y_i \in \{-1, 1\}$ (ou plus généralement $y_i \in \mathbb{N}$) on parlera de **classification** ou de **discrimination** [138], si $y_i \in \mathbb{R}$, on parlera de **régression**.

— **apprentissage non supervisé :** les exemples fournis ne sont que les vecteurs des caractéristiques x_i. L'objectif est alors de résumer l'espace des x_i possibles. Ceci regroupe notamment l'estimation de densité, la quantification vectorielle, ou encore le "clustering" qui consiste à trouver une structure de sous-groupes homogènes dans un groupe de données hétérogènes.

Souvent le problème d'apprentissage statistique se ramène à un problème d'optimisation d'un certain critère d'où le lien très étroit entre les deux disciplines. Pour une revue détaillée sur les fondements mathématiques de l'apprentissage statistique, le lecteur est vivement orienté vers [163].

Le paradigme de l'apprentissage automatique offre un cadre naturel pour les applications de contrôle santé intégré [40, 38]. Dans [83], Worden et al. associent un type d'apprentissage

bien spécifique à chacune des étapes du processus SHM illustré à la page 17 (Figure 2.8). Par exemple, le niveau 1 du processus SHM traitant du problème de détection de dommage est généralement abordé comme étant un problème d'apprentissage non supervisé se ramenant à l'estimation d'une densité de probabilité. Le niveau 4 traitant de la quantification de sévérité de dommage est, quant à lui, abordé comme étant un problème d'apprentissage supervisé de régression ou de classification. Dans [79], Worden et al. présentent les différents axiomes fondamentaux, ou principes généraux qui ont émergé dans le domaine du contrôle santé des structures. L'axiome 3 énonce que la **détection** et la **localisation** de dommage peuvent être effectuées en mode apprentissage **non supervisé** , la **classification** de type de dommage et la **quantification** de sévérité ne peuvent généralement être effectuées qu'en mode apprentissage **supervisé**. En règle générale, l'apprentissage statistique ne peut être qu'une étape de tout un processus d'analyse SHM comme celui illustré par Worden et al. (Figure 4.1) dans la référence [83].

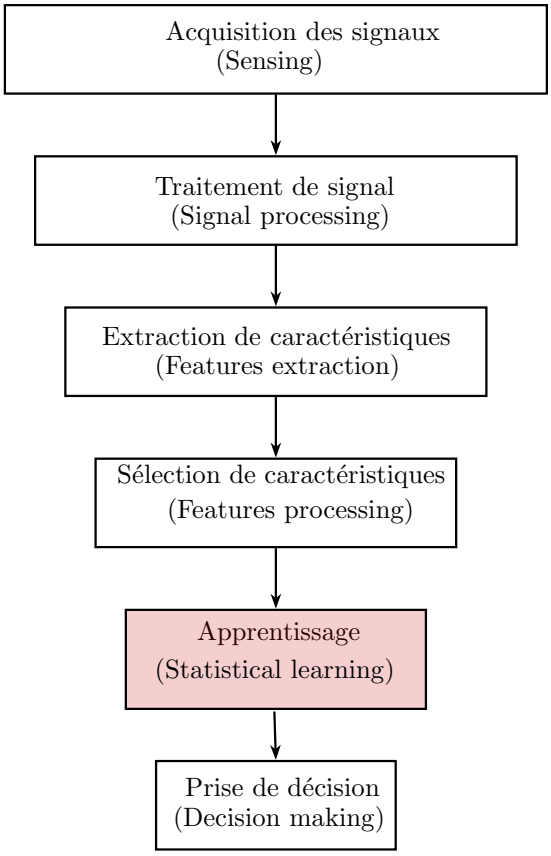


FIGURE 4.1 – L'apprentissage statistique comme une étape d'un processus d'analyse SHM

Il est généralement nécessaire de convertir les données mesurées en caractéristiques appelées aussi descripteurs, c'est-à-dire en des quantités qui rendent la règle d'apprentissage explicite.

Par ailleurs, la sélection des caractéristiques peut être considérée comme un processus d'amplification. Dans le contexte de détection de dommage, par exemple, on transforme les données de manière à ne retenir que les informations nécessaires pour le diagnostic de l'état de santé de la structure sous contrôle. Toute autre information redondante est supprimée. Un autre objectif de la sélection des caractéristiques est de produire des vecteurs descripteurs ayant une faible dimension. La raison derrière ceci est que les algorithmes d'apprentissage exigent généralement de plus en plus de données quand le problème est de grande dimension. Il s'agit de ce qu'on appelle la **malédiction de la dimension** (Curse of dimensionality en anglais). Avant de procéder à l'extraction et à la sélection de caractéristiques , il peut être nécessaire de nettoyer les données : le filtrage pourrait être utilisé comme moyen de rejet de bruit, les valeurs manquantes peuvent être estimées, etc. Selon Worden [83], l'étape d'apprentissage n'est pas nécessairement la partie la plus complexe du problème. Le prétraitement des données et/ou la sélection des caractéristiques peuvent, quant à eux, être très difficiles. En effet, une sélection judicieuse des caractéristiques peut considérablement simplifier le problème d'apprentissage.

De nombreux travaux traitant de l'application de l'apprentissage statistique et de la reconnaissance des formes au contrôle santé des structures existent dans la littérature [83, 38]. Plusieurs auteurs se sont intéressés à l'application des **Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)** [151] à la surveillance des structures : Dans [174], Lopes et al. présentent une technique pour détecter, localiser et caractériser un dommage structural en combinant la technique de contrôle santé des structures basée sur l'impédance électromécanique avec un réseau neuronal artificiel. Heung et al. [63] proposent une approche SHM utilisant les vecteurs de Ritz comme caractéristiques pour apprendre un RNA. Une attention particulière est portée à la conception du réseau, c'est-à-dire, à la sélection du nombre de couches cachées et du nombre de neurones dans chaque couche cachée. Une méthode de conception basée sur une approche probabiliste bayésienne pour la sélection du modèle est proposée. Un modèle de treillis est utilisé pour démontrer la méthodologie proposée. Zang et Imregun traitent dans [31] de la détection de dommage structural en utilisant des fonctions de réponse en fréquence (FRF) réduites en tant que données d'entrée pour des réseaux neuronaux artificiels. La sortie du réseau neuronal est une prédiction de l'état actuel de la structure (sain ou endommagé). L'approche proposée est particulièrement intéressante en raison de sa robustesse au bruit. D'autres auteurs se sont intéressés à l'application des **arbres de décision** pour le monitoring des structures. Mechbal et al. [110] proposent un algorithme probabiliste de reconnaissance de formes pour la détection, la localisation et la quantification de dommage dans des structures mécaniques intelligentes. Un classifieur probabiliste multi-classes fournissant les probabilités associées à chaque sévérité et position de dommage est proposé. Il s'agit d'un algorithme original basé sur les arbres de décision probabiliste (Probabilistic Decision Trees) produisant les probabilités à postériori associées à l'existence, à la position et à la sévérité des dommages. Les **machines à vecteurs de support** (SVM) ont aussi été utilisées par plusieurs auteurs pour des applications SHM. Dans

[184], Mao et Todd abordent la classification de type de dommage comme étant un problème d'apprentissage supervisé de classification. Une machine à vecteurs de support est apprise sur les données de mesure tout en prenant en compte les effets des incertitudes. Un banc d'essai d'une machine rotative est utilisé pour valider le processus de classification proposé.

Dans ce manuscrit, comme déjà évoqué, nous abordons le problème de quantification de dommage de type délaminage. Ceci est traité comme étant un problème d'apprentissage supervisé de classification. Chacune des classes correspond à une sévérité bien définie du dommage. Une machine à vecteurs de support est choisie pour apprendre les différents états de dégradation de la structure.

4.2.2 Les machines à vecteurs de support : SVM [1]

Les machines à vecteurs support (Support Vector Machine : SVM) sont une classe des techniques d'apprentissage. Introduites par Vladimir Vapnik au début des années 90 [19, 66], elles reposent sur une théorie mathématique bien établie. Les SVMs sont à la base utilisées pour la discrimination binaire ou la régression. Aujourd'hui, elles sont utilisées dans différents domaines de recherche et d'ingénierie. Les champs d'application typiques incluent la reconnaissance d'image comme la reconnaissance de caractères manuscrits, la catégorisation de texte, la reconnaissance de la parole, les applications biométriques, la bioinformatique, la détection de défauts, le diagnostic médical, la détection d'intrusion réseau, etc.

SVM binaires Dans le cas d'un problème de classification binaire, on dispose de N exemples d'apprentissage (x_1,y_1),...,(x_i,y_i),...,(x_N,y_N), où $x_i \in \mathbb{R}^d$ est le vecteur des caractéristiques du $i^{ème}$ exemple d'apprentissage étiqueté par $y_i \in \{-1,+1\}$. Si les exemples d'apprentissage sont linéairement séparables, la machine d'apprentissage implémente la fonction de décision (4.1) :

$$f(x) = sgn(< x,w > +b) \tag{4.1}$$

où $w \in \mathbb{R}^d, b \in \mathbb{R}$, sgn est la fonction signe et $< x,w >$ est le produit scalaire entre x et w. Cette fonction de décision détermine la position de chaque exemple par rapport à l'hyperplan séparateur ($< x,w > +b = 0$). Les machines à vecteurs de support ont été introduites en tant que classifieurs à vaste marge [175]. Pour un ensemble d'apprentissage linéairement séparable, la marge est définie comme étant la distance minimale séparant les exemples des deux classes, mesurée perpendiculairement à l'hyperplan séparateur (Voir figure 4.2). La maximisation de cette marge constitue l'idée de base derrière l'algorithme des SVMs.

1. Cette sous-section est destinée aux lecteurs qui n'ont pas des pré-requis sur les machines à vecteurs de support. Ceci permet d'avoir un document auto-suffisant.

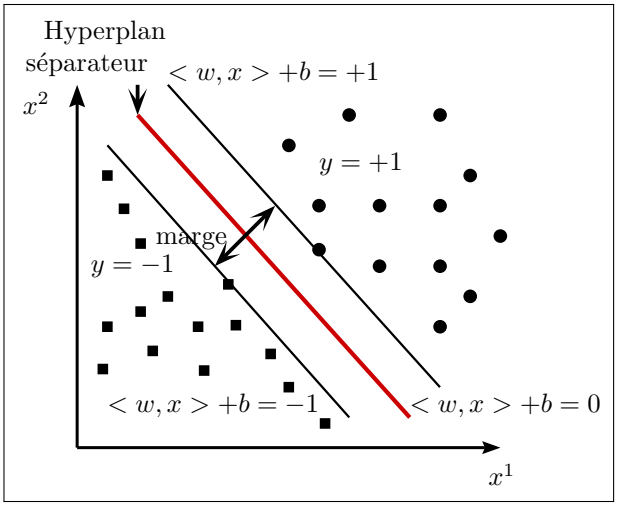


FIGURE 4.2 – SVM binaire - cas bidimensionnel

Il en découle un problème d'optimisation qui contrôle la complexité de la machine, et qui permet de sélectionner l'hyperplan séparateur optimal parmi tous les hyperplans qui séparent les deux classes de l'ensemble d'apprentissage.
Dans sa forme originale, l'algorithme des SVMs conduit à un problème d'optimisation quadratique sous contraintes. La fonction objective étant convexe, le problème admet une solution unique. Ceci est l'un des principaux avantages des SVMs par rapport à d'autres algorithmes d'apprentissage tels que l'algorithme de rétro-propagation de l'erreur pour les réseaux neuronaux [23, 47]. Le problème des SVMs peut être formulé comme suit : *Trouver les paramètres w (également appelés poids) et b qui maximisent la marge tout en veillant à ce que les échantillons d'apprentissage soient bien classés.* Ceci peut être réécrit comme un problème d'optimisation quadratique (Quadratic Programming : QP) [78] :

$$\begin{aligned} \min_{w} \quad & \frac{1}{2}||w||^2 \\ \text{s.c} \quad & y_i(< x_i, w > +b) \geq 1, \ i = 1, \ldots, N. \end{aligned} \tag{4.2}$$

La solution du problème 4.2 correspond au point col, aussi appelé, point selle du Lagrangien, soit :

$$\mathcal{L} = \frac{1}{2}||w||^2 - \sum_{i=1}^{N} \alpha_i [y_i(< x_i, w > +b) - 1] \tag{4.3}$$

où $\alpha_i \geq 0$ sont les multiplicateurs de Lagrange. Le problème d'optimisation primal (équation

(4.2)) est alors équivalent au problème dual (équation (4.4)) :

$$\begin{aligned} \max_{\alpha_i} \quad & \sum_{i=1}^{N} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{N} \alpha_i \alpha_j y_i y_j < x_i, x_j > \\ \text{s.c} \quad & \alpha_i \geq 0,\ i = 1, \ldots, N. \\ & \sum_{i=1}^{N} \alpha_i y_i = 0 \end{aligned} \tag{4.4}$$

La fonction de décision qui en résulte est donnée par [78] :

$$f(x) = sgn(\sum_{\alpha_i > 0} y_i \alpha_i < x, x_i > +b) \tag{4.5}$$

où les x_i sont les vecteurs de support (SVs), c'est-à-dire les exemples d'apprentissage ayant des multiplicateurs de Lagrange α_i non nuls. Par ailleurs, seuls les vecteurs de support définissent la marge. Un avantage de cet algorithme d'apprentissage est donc son caractère "creux" (sparsity) puisque seul un petit sous-ensemble de la base d'apprentissage est finalement retenu pour établir la fonction de décision.
Afin de traiter les données non linéairement séparables, on dispose de ce qu'on appelle les machines à vecteurs de support à **marge souple** désignées en anglais par "soft margin SVMs" (Figure 4.3). Des variables ξ_i dites "variables d'écart" ou "slack variables" en anglais sont introduites pour permettre à quelques exemples d'apprentissage de se situer à l'intérieur de la marge. Un hyperparamètre C est alors utilisé pour régler le compromis entre le taux d'erreur accepté et la maximisation de la marge.

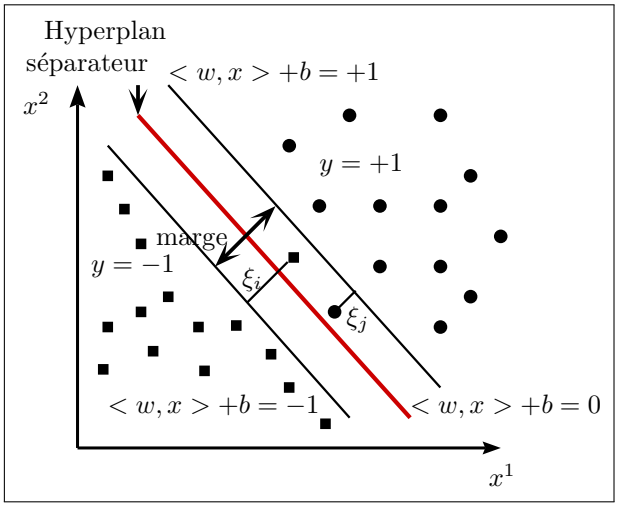


FIGURE 4.3 – SVM binaire à marge souple - cas bidimensionnel

Le problème d'optimisation est maintenant formulé comme suit (équation (4.6)) :

$$\begin{aligned} \min_{w,\xi_i} \quad & \frac{1}{2}||w||^2 + C\sum_{i=1}^{N}\xi_i \\ \text{s.c} \quad & y_i(< x_i,w > +b) \geq 1-\xi_i,\ i=1,\ldots,N. \\ & \xi_i \geq 0 \end{aligned} \tag{4.6}$$

Cette nouvelle formulation conduit au même problème dual (4.4) mais avec l'addition d'une borne supérieure sur les multiplicateurs de Lagrange [78]

$$0 \leq \alpha_i \leq C,\ i=1,\ldots,N \tag{4.7}$$

Dans le cas où la frontière de décision n'est pas linéaire, les données sont d'abord transformées dans un espace F de dimension plus élevée. Dans ce nouvel espace de représentation, la frontière de décision devient linéaire (Figure 4.4). Ceci permet de garder les mêmes modèles de problèmes d'optimisation vus précédemment. Cette transformation d'espace est souvent réalisée à l'aide d'une fonction ϕ appelée "mapping function"

$$\phi : x \in \mathbb{R}^d \longmapsto \phi(x) \in F \tag{4.8}$$

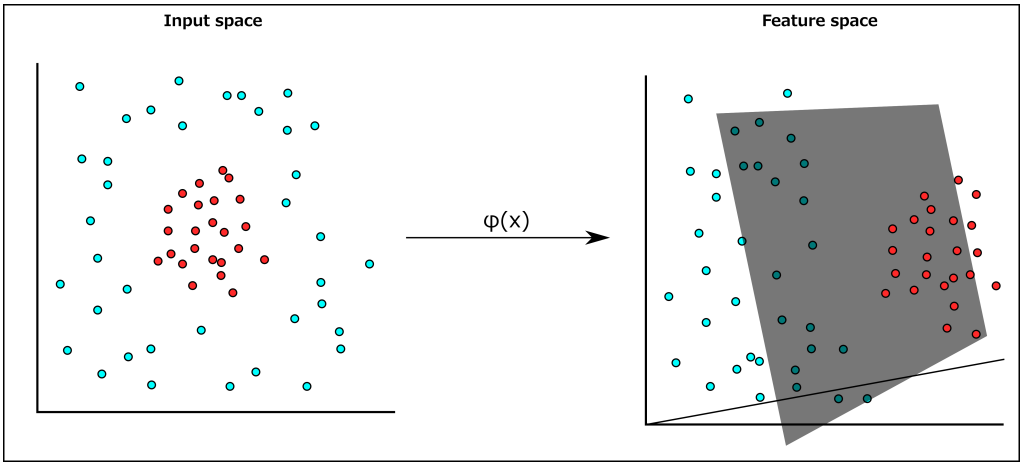


FIGURE 4.4 – Transformation d'espace de représentation

Cela conduit à la fonction de décision $f(x) = sgn(< \phi(x),w > +b)$ où w est un vecteur de F. Afin d'éviter le problème de "malédiction de la dimension" [78], on utilise ce que l'on appelle l'astuce du noyau (Kernel trick), qui mène, à la fonction de décision donnée par l'équation (4.9) :

$$f(x) = sgn(\sum_{\alpha_i>0} y_i\alpha_i k(x,x_i) + b) \tag{4.9}$$

où $k(x,x_i) =< \phi(x),\phi(x_i) >$ est une fonction noyau appliquée au couple (x,x_i). Au lieu de calculer $\phi(x)$ et $\phi(x_i)$ ainsi que leur produit scalaire, on calcule plutôt une seule fonction $k(x,x_i)$

qui représente à la fois le mapping vers l'espace des caractéristiques et le produit scalaire dans cet espace. Cette fonction noyau k permet de surmonter le problème de détermination de la transformation ϕ et permet d'apprendre des relations non linéaires par des machines linéaires. Pour l'apprentissage d'une machine SVM non linéaire, il suffit donc de remplacer le produit scalaire $< x_i,x_j >$ dans (4.4) par la fonction noyau $k(x_i,x_j)$. Pour être un noyau admissible, cette fonction doit satisfaire les conditions de Mercer [78] ; la matrice noyau $K \in \mathbb{R}^{N \times N}$ définie par $K_{i,j} = k(x_i,x_j)$ doit être semi-définie positive (symétrique et n'a pas de valeurs propres négatives). La construction de tels noyaux est largement étudiée dans [133], néanmoins, il existe certains noyaux qui sont très utilisés et qui sont considérés comme standards tels que le noyau linéaire, le noyau polynomial et le noyau RBF (Radial Basis Functions).

— **Noyau linéaire :** Si les données sont linéairement séparables, on n'a pas besoin de changer d'espace, et le produit scalaire suffit pour définir la fonction de décision.

$$k(x_i,x_j) = x_i^T x_j \tag{4.10}$$

— **Noyau polynomial :** Le noyau polynomial élève le produit scalaire à une puissance d.

$$k(x_i,x_j) = (x_i^T x_j)^d \tag{4.11}$$

Si $d = 1$ le noyau devient linéaire. Le noyau polynomial dit non homogène défini par $k(x_i,x_j) = (x_i^T x_j + c)^d$ est aussi utilisé.

— **Noyau RBF :** Les noyaux RBF (Radial Basis functions) sont des noyaux qui peuvent être écrits sous la forme $k(x_i,x_j) = f(d(x_i,x_j))$ où d est une métrique sur l'espace de représentation original et f est une fonction dans $\mathbb{R}$. Un exemple de noyau RBF est le noyau Gaussien.

$$k(x_i,x_j) = exp(-\frac{||x_i - x_j||^2}{2\sigma^2}) \tag{4.12}$$

où σ est un réel positif représentant la largeur de bande du noyau.

SVM multiclasses Les machines à vecteurs de support sont à la base introduites pour traiter des problèmes de classification binaire. Toutefois, les applications réelles font intervenir, dans la plupart des cas, la classification multiclasses. Cette dernière consiste à affecter une observation à une parmi plusieures classes possibles. Ainsi, la décision n'est plus binaire et un seul hyperplan ne suffit plus. Le problème de classification multiclasses est souvent décomposé en plusieurs sous-problèmes de classification biclasses [64, 139]. Ces méthodes décomposent l'ensemble d'apprentissage en plusieurs sous ensembles représentant chacun un problème de classification binaire. Pour chaque problème un hyperplan de séparation est déterminé par la méthode des SVMs binaires. La prise de décision par rapport à la classe d'appartenance d'un nouvel exemple est faite en combinant les décisions de tous les classifieurs binaires.

Dans la littérature, on trouve plusieurs méthodes de décomposition parmi lesquelles on cite :

— L'approche **One Against All** (OAA)

— L'approche **One Against One** (OAO)

L'approche **One Against All** est la plus simple et la plus ancienne. Selon Vapnik [175], elle consiste à déterminer pour chaque classe k un hyperplan (w_k, b_k) la séparant de toutes les autres classes. Cette classe k est considérée comme étant la classe positive $(+1)$ et les autres classes comme étant la classe négative (-1). Pour un problème à M classes, celà résulte en M SVM binaires. Un hyperplan (w_k, b_k) est défini pour chaque classe k par la fonction de décision suivante (4.13) :

$$\begin{aligned} f_k(x) &= sgn(< x,w_k > +b_k) \\ &= \begin{cases} +1 & \text{si } < x,w_k > +b_k > 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \end{aligned} \tag{4.13}$$

Prendre une décision par rapport à la classe d'appartenance d'un nouvel exemple x, revient à présenter ce dernier à toutes les fonctions de décision binaire et la fonction de décision finale est donnée par (4.14) :

$$k^* = \underset{1 \leq k \leq M}{\arg\max}(f_k(x)) \tag{4.14}$$

Si une seule fonction de décision $f_k(x)$ est égale à 1 et toutes les autres sont égales à 0, l'exemple x sera affecté à la classe k. L'équation (4.13) peut, toutefois, être vérifiée par plusieurs classifieurs binaires ce qui résulte en des régions d'ambiguïté ou d'indécision, l'exemple x est dit non classifiable. La figure 4.5 illustre un cas de classification à trois classes.

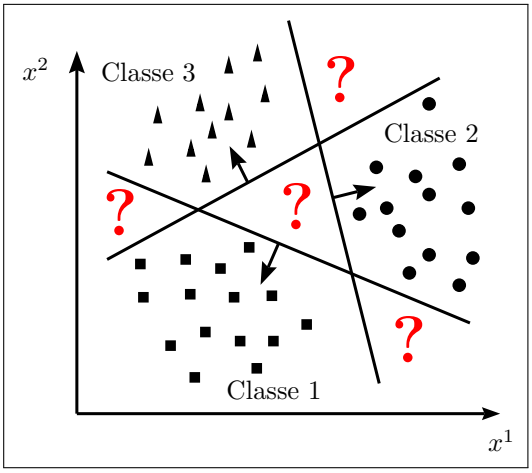


FIGURE 4.5 – Approche OAA - zones d'indécision

Afin d'éviter les zones d'indécision, la méthode OAA utilise le principe de "le gagnant prend tout" ("winner-takes-all"). La classe k retenue est celle qui maximise $< x,w_k > +b_k$. La

fonction de décision finale est donnée par :

$$k^* = \underset{1 \leq k \leq M}{\arg\max}(< x, w_k > + b_k) \tag{4.15}$$

Tout nouvel exemple x est affecté à la classe dont l'hyperplan est le plus éloigné de x et vérifiant $f_k(x) = 1$ (Figure 4.6).

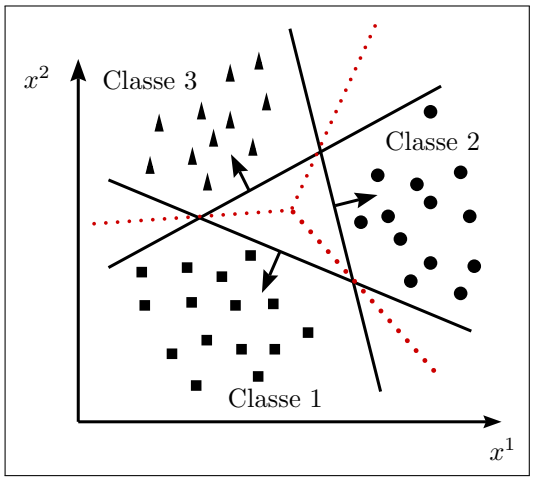


FIGURE 4.6 – Approche OAA - résolution du problème des zones d'indécision

La méthode OAA est cependant critiquée à cause de son asymétrie [18], puisque chaque hyperplan est appris sur un nombre d'exemples négatifs beaucoup plus important que le nombre d'exemples positifs. L'approche **One Against One** est une autre alternative pour aborder la classification multiclasses. Cette méthode OAO, aussi appelée approche "pairwise", revient à Knerr et ses co-auteurs [150] qui l'ont proposée pour les réseaux de neurones. Elle consiste à utiliser un classifieur pour chaque paire de classes. Ainsi, pour un problème à M classes, le nombre de classifieurs binaires appris est $M(M-1)/2$. Pour la prédiction de la classe d'appartenance d'un nouvel exemple, un schéma de vote est appliqué : tous les $M(M-1)/2$ classifieurs sont appliqués à l'exemple et la classe qui obtient le plus grand nombre de prédictions "+1" est prédite pour la décision finale. L'approche OAO peut, elle aussi, présenter certaines zones d'indécision qui correspondent au régions de l'espace des caractéristiques recevant le même nombre de votes (Figure 4.7).

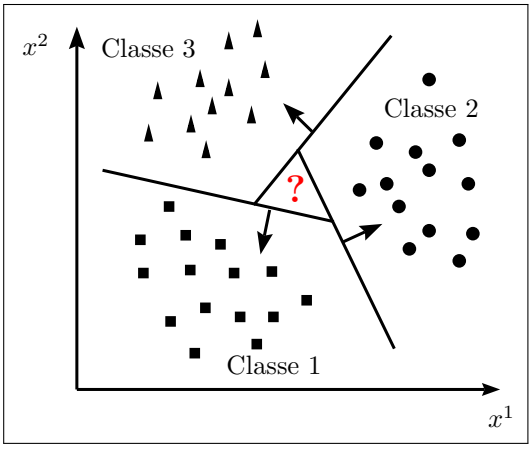


FIGURE 4.7 – Approche OAO - zones d'indécision

4.2.3 Évaluation de modèle

En apprentissage statistique, il est important, voire indispensable, d'évaluer les performances d'un modèle une fois ce dernier est élaboré. Pour ce faire, il est très important d'avoir des mesures permettant de qualifier le comportement du modèle appris. Deux métriques sont généralement utilisées :

— **Taux de reconnaissance**
La métrique intuitive utilisée est la précision P du modèle, appelée aussi le taux de reconnaissance. Elle représente le rapport entre le nombre d'exemples correctement classés et le nombre total d'exemples testées (4.16).

$$P = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} L(y_i, f(x_i))$$
$$\text{avec,} \tag{4.16}$$
$$L = \begin{cases} +1 & \text{si } y_i = f(x_i) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Généralement, la précision est donnée sous forme de pourcentage ce qui nécessite de multiplier la valeur de P dans (4.16) par 100.

— **Matrice de confusion**
De la mesure du taux de reconnaissance, on peut déduire le taux d'erreurs commises par le modèle (100 − taux de reconnaissance). Toutefois, ceci ne donne aucune information sur la nature de ces erreurs. Dans la plupart des cas d'application, il est très important de connaître la nature des erreurs commises. Dans le cas de classification binaire, le

résultat de test d'un modèle peut être une des quatre possibilités suivantes :

$$\begin{cases} f(x_i) = +1 \text{ et } y_i = +1 \text{ Vrai posistif (True positive : TP)} \\ f(x_i) = +1 \text{ et } y_i = -1 \text{ Faux posistif (False positive : FP)} \\ f(x_i) = -1 \text{ et } y_i = -1 \text{ Vrai négatif (True negative : TN)} \\ f(x_i) = -1 \text{ et } y_i = +1 \text{ Faux négatif (False negative : FN)} \end{cases} \tag{4.17}$$

La matrice de confusion (table 4.1) est une matrice qui contient en lignes les vrai étiquettes y, et en colonnes les prédictions $f(x)$. Les éléments de la matrice représentent le nombre d'exemples correspondants à chaque cas.

TABLE 4.1 – Matrice de confusion - Cas de la classification binaire

y \ $f(x)$	+1	-1
+1	TP	FN
-1	FP	TN

Un modèle à faible taux d'erreur aura ses résultats concentrés sur la diagonale de sa matrice de confusion. Dans le cas multiclasses la matrice sera plus large avec toutes les classes possibles au lieu des deux classes $+1$ et -1. La précision P du modèle peut être calculée à partir de la matrice de confusion comme suit : $P = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN}$. Deux autres mesures sont utilisées dans la littérature : la sensitivité Sv et la spécificité Sp. La sensitivité représente le rapport entre les vrais positifs et le nombre des observations positives. La spécificité représente le rapport entre les vrais négatifs et le nombre total des observations négatives (équation (4.18)).

$$\begin{cases} Sv = \frac{TP}{TP+FN} \\ Sp = \frac{TN}{TN+FP} \end{cases} \tag{4.18}$$

Une autre métrique calculée à base de la sensitivité et de la spécificité peut également être utilisée. Il s'agit de la moyenne harmonique (équation (4.19)).

$$\text{moyenne harmonique} = \frac{2 \times Sv \times Sp}{Sv + Sp} \tag{4.19}$$

Pour la partie réservée aux applications (5 et 6), nous avons utilisé la boite à outils Matlab SVM-KM [2] développée par Canu et al. au sein du Laboratoire d'Informatique, du Traitement de l'Information et des Systèmes (LITIS) de INSA Rouen. Les détails associés à l'implémentation ainsi qu'à l'utilisation de cette boite à outils sont donnés dans [144].

2. SVM and Kernel Methods Matlab Toolbox, http ://asi.insa-rouen.fr/enseignants/ arakoto/toolbox/

4.2.4 Le modèle de Hammerstein en parallèle

Dans de nombreux cas, un dommage conduit une structure à présenter une réponse non linéaire. Le processus de contrôle santé intégré peut être considérablement amélioré si l'on prend en compte ces effets non linéaires lorsqu'on extrait les caractéristiques sensibles au dommage des données mesurées [80]. Il est ainsi très important d'avoir une manière de modéliser et de mesurer ces non linéarités dans la gamme de fréquences souhaitée. Le modèle de Hammerstein en parallèle s'inscrit dans le cadre de ce qu'on appelle "l'**identification des systèmes non linéaires**" [114] et permet de décrire et/ou de mesurer plusieurs types de non linéarités. De par sa généralité, ce modèle est simple à estimer.

Modèle : Les systèmes non linéaires peuvent être classiquement représentés par les séries de Volterra [94] ou par des approches "sandwich" [65]. Le modèle de Hammerstein en parallèle [117] est une sous-classe du modèle de Volterra et peut être utilisé pour représenter des systèmes ayant des noyaux de Volterra diagonaux, ce qui est le cas d'une grande majorité des systèmes étudiés dans ce travail de thèse. Ce modèle est composé de N branches en parallèle ($N \in \mathbb{N}^*$ étant l'ordre du modèle). Chaque branche comprend une non linéarité polynomiale statique suivie d'un filtre linéaire $h_n(t)$ (Figure 4.8).

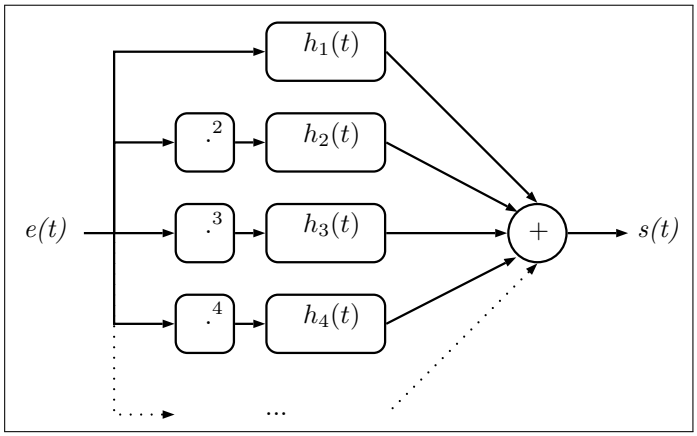


FIGURE 4.8 – Représentation du modèle de Hammerstein en parallèle

Mathématiquement, la relation entre l'entrée $e(t)$ et la sortie $s(t)$ d'un tel système est donnée par l'équation (4.20), où le symbole " $*$ " désigne le produit de convolution :

$$s(t) = \sum_{n=1}^{N} h_n * e^n(t) \tag{4.20}$$

Dans ce modèle, chaque réponse impulsionnelle $h_n(t)$ est convoluée au signal d'entrée élevé à sa $n^{\text{ème}}$ puissance et la sortie $s(t)$ est la somme de tous ces produits de convolution. La première

réponse impulsionnelle $h_1(t)$ représente la réponse linéaire du système. Les réponses impulsionnelles $h_n(t), n \in \{2...N\}$ modélisent les non linéarités. La famille $\{h_n(t)\}, n \in \{1...N\}$ est appelée noyaux du modèle. Ces noyaux sont supposés intégrables [97]. Par ailleurs, le modèle de Hammerstein en parallèle est entièrement représenté par ces noyaux. Comme le montre l'équation (4.20), le modèle de Hammerstein est linéaire dans les paramètres à estimer, c'est-à-dire la sortie du système est une combinaison linéaire des noyaux $\{h_n(t)\}_{n\in\{1...N\}}$. Une approche naïve consiste à identifier le modèle par la méthode des moindres carrés, telle que proposée pour les systèmes de Volterra [107]. Ainsi, l'erreur quadratique moyenne entre la sortie réelle du système $y(t)$ et la sortie estimée par le modèle $s(t)$ (équation (4.20)) peut être minimisée par rapport aux coefficients de $h_1(t), h_2(t),...,h_N(t)$ et la solution est donnée par :

$$\underset{h_1(t),h_2(t),...,h_N(t)}{\arg\min} \sum_t ||y(t) - s(t)||^2 \tag{4.21}$$

Cependant, la méthode des moindres carrés nécessite l'inversion d'une matrice de taille $MN \times MN$, où N est l'ordre du système et M est le nombres d'échantillons des réponses impulsionnelles $h_n(t)$. Cette matrice peut être mal conditionnée étant donné qu'elle est fonction de l'exposant (jusqu'à N) du signal d'entrée. Il en résulte des erreurs dans l'estimation des paramètres, surtout en présence de bruit. En outre, l'inversion de cette matrice est coûteuse et limitée dans les cas pratiques par la mémoire du système. Certaines méthodes numériques sont cependant disponibles pour contourner ces points (voir par exemple [57, 145]). Par ailleurs, des méthodes alternatives ont également été développées pour surmonter ces inconvénients. Gallman [117] et Hawksford [106] ont proposé une approche pour estimer les noyaux du modèle de Hammerstein en utilisant comme entrée un bruit gaussien à différentes amplitudes. Les procédures d'estimation employées sont fortement fondées sur la connaissance de l'ordre du modèle, ce qui est inconnu dans des cas pratiques. En outre, ces méthodes d'identification des noyaux à partir des mesures sont également coûteuses en termes de calcul. Farina [6] a proposé une autre approche basée sur une excitation du système de type "sweep exponentiel" (exponential chirp en anglais). Une limite supérieure de l'ordre de non linéarité du modèle doit être supposée. Cette méthode permet uniquement la séparation des différents ordres de non linéarité et non pas une identification complète des noyaux. Novak et al. [8] et Rébillat et al. [97] ont proposé une méthode permettant une identification directe de tous les noyaux $\{h_n(t)\}_{n\in\{1...N\}}$ associés aux différents ordres de non linéarité. L'avantage principal de l'approche proposée par Rébillat et al. par rapport à la méthode des moindres carrés, est qu'elle fournit une évaluation directe des N réponses impulsionnelles. C'est cette méthode d'identification que nous adoptons dans ce travail. Un bref aperçu de la méthode est donné dans ce qui suit.

Identification : L'approche d'identification proposée par Rébillat et al. est basée sur une procédure initialement introduite par Farina [6]. Afin de couvrir la gamme de fréquences dans laquelle le système doit être identifié, un signal sinusoïdal dont la fréquence varie dans le temps

est couramment utilisé. Lorsque la fréquence instantanée de $e(t) = Acos[\phi(t)]$ augmente exponentiellement de f_1 à f_2 sur un intervalle de temps T, le signal est appelé "Sweep exponentiel". Il a été démontré [97] que si l'on choisit $T = (2m - \frac{1}{2})\frac{ln(f_2/f_1)}{2f_1}$, avec $m \in \mathbb{N}^*$, on obtient :

$$\forall k \in \mathbb{N}^* \quad cos[k\phi(t)] = cos[\phi(t) + \Delta t_k] \tag{4.22}$$

$$\text{avec } \Delta t_k = \frac{Tln(k)}{ln(f_2/f_1)}$$

L'équation (4.22) indique que pour un signal de type sweep exponentiel, multiplier la phase par un facteur k revient à prendre le même signal, avancé dans le temps par Δt_k. En utilisant les polynômes de Tchebychev associés à cette propriété, $e^i(t)$ est réécrit comme dans l'équation (4.26).

$$e^i(t) = A^i cos^i(t) \tag{4.23}$$

$$= A^i \sum_{k=1}^{i} C(i,k) cos[k\phi(t)] \tag{4.24}$$

$$= A^i \sum_{k=1}^{i} C(i,k) cos[\phi(t) + \Delta t_k] \tag{4.25}$$

$$= A^{i-1} \sum_{k=1}^{i} C(i,k) e(t + \Delta t_k) \tag{4.26}$$

Ainsi, en choisissant un "sweep exponentiel" comme signal d'entrée et en combinant les équations (4.20) et (4.22), nous obtenons la relation suivante :

$$s(t) = \sum_{n=1}^{N} (g_n * e)(t + \Delta t_n) \tag{4.27}$$

$$\text{avec } g_n(t) = A^{n-1} \sum_{k=1}^{n} C(k,n) h_k(t)$$

Chaque $g_n(t)$ est la contribution des différents noyaux à la n$^{\text{ème}}$ harmonique. Afin d'identifier chaque noyau $h_n(t)$ séparément, un signal $z(t)$ opérant comme l'inverse, au sens de la convolution, du signal d'entrée $e(t)$ est tout d'abord construit [97]. La convolution de la sortie du modèle de Hammerstein en parallèle donnée par l'équation (4.27) et du filtre inverse $z(t)$ nous donne :

$$(z * s)(t) = \sum_{n=1}^{N} g_n(t + \Delta t_n) \tag{4.28}$$

Comme $\Delta t_n \propto ln(n)$ et que $f_2 > f_1$, plus l'ordre de non linéarité n est élevé, plus g_n est avancé dans le temps. Ainsi, de (4.22) si T est suffisamment long , les différents g_n ne se chevauchent pas dans le temps et peuvent être séparés en procédant à un simple fenêtrage temporel. En utilisant l'équation (4.29), la famille $\{h_n(t)\}_{n\in\{1...N\}}$ des noyaux de Hammerstein est complètement identifiée.

$$[h_1(t)...h_N(t)]^T = D\tilde{C}^T[g_1(t)...g_N(t)] \tag{4.29}$$

$$\text{avec } D = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & A^{-1} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & A^{1-N} \end{pmatrix}$$

Dans l'équation (4.29), $\tilde{C}^T$ représente la transposée de la matrice de Tchebychev C dont la première colonne et la première ligne ont été supprimées (Voir [97]).

4.2.5 Réduction de la dimension

Souvent en analyse de données et en apprentissage statistique, on cherche à réduire la dimension des données. En effet, ceci est motivé par plusieurs raisons parmi lesquelles on cite :

1. l'**efficacité statistique**. En effet, de nombreuses méthodes statistiques sont inefficaces en (très) grande dimension comme par exemple l'estimation d'une densité par des histogrammes.
2. le **coût algorithmique**. La complexité des algorithmes d'apprentissage dépend fortement de la dimension des données.
3. l'**objectif de visualisation**. Au delà de trois axes, il est difficile de se représenter la structure d'un nuage de points.
4. l'**extraction ou la création de "features"** qui sont capables de résumer au mieux l'information.

Dans ce manuscrit, nous nous intéressons en particulier à la méthode de réduction de dimension par l'**Analyse en Composantes Principales** souvent désignée par ACP. l'ACP fait partie du groupe des méthodes descriptives multidimensionnelles appelées **méthodes factorielles**. Ces méthodes qui sont apparues au début des années 30 ont été surtout développées en France dans les années 60, en particulier par Jean-Paul Benzécri qui a beaucoup exploité les aspects géométriques et les représentations graphiques [20]. L'ACP consiste à transformer des variables liées entre elles (dites "corrélées" en statistique) en nouvelles variables indépendantes les unes des autres (donc "non corrélées"). Ces nouvelles variables sont appelées "composantes principales", ou axes. Elle permet au praticien de diminuer l'information en un nombre de composantes plus limité que le nombre de variables d'origine. Il s'agit d'une approche à la fois **géométrique** (représentation des variables dans un nouvel espace géométrique selon des directions d'inertie maximale) et **statistique** (recherche d'axes indépendants expliquant au mieux la variabilité des données).

Échantillon : L'ACP est classiquement appliquée sur un ensemble de d variables quantitative X^1,...,X^d observées sur N individus, notés 1,...,i,...,N. L'observation de la variable X^j sur l'individu i sera plus simplement notée x_i^j. Les données se présentent ainsi sous la forme d'une matrice M à N lignes et d colonnes ($M_{i,j} = x_i^j$ est la j$^{\text{ème}}$ variable caractéristique de la

i$^{\text{ème}}$ observation).

$$M = \begin{pmatrix} x_1^1 & \dots & x_1^d \\ \vdots & \dots & \vdots \\ x_N^1 & \dots & x_N^d \end{pmatrix}$$

On note que le nombre d de variables d'une A.C.P. vaut au moins 2 ; le plus souvent, d est de l'ordre de 10 (ou de quelques dizaines). Quant au nombre d'observations (ou individus) N, il est au moins égal à d ; le plus souvent, il vaut plusieurs dizaines (voire plusieurs centaines).

Le problème à traiter : L'idée principale de l'ACP est d'extraire l'information pertinente contenue dans la matrice des données M. L'extraction de l'essentiel de la structure de cette matrice est faite en vue de faire des représentations graphiques à la fois fidèles aux données initiales et commodes à interpréter. Ces représentations sont réalisées en dimension réduite ; le nuage initial, décrit dans un espace de dimension d (puisqu'on dispose, au départ, de d variables quantitatives), est résumé (réduit, projeté) en dimension q (grâce à l'obtention de q **facteurs** : voir la définition de ce terme plus bas). Le nombre q de facteurs retenus est compris entre 1 et d ; le plus souvent, il vaut 2 ou 3.

Le critère utilisé : Les q facteurs que l'on va définir, pour résumer l'information contenue dans la matrice des données M, doivent **maximiser la dispersion** du nuage des observations. La dispersion d'une variable quantitative est, en général, mesurée par sa **variance** (ou par son **écart-type**[3]). Plus généralement, lorsqu'on dispose d'un nuage d'observations en plusieurs dimensions, on parle d'**inertie** (somme des variances des variables considérées). Le principe de l'Analyse en Composantes Principales consiste donc à rechercher, pour une dimension q restreinte (2 ou 3), les q facteurs maximisant l'inertie du nuage lorsqu'on le projette dans le sous-espace engendré par ces q facteurs : en passant de la dimension initiale d à la dimension réduite q, on perd, obligatoirement, de la dispersion, de l'inertie. L'idée est d'en perdre le moins possible en choisissant convenablement les facteurs. La figure 4.9 illustre une ACP dans un cas bidimensionnel. Les axes de départ sont X^1 et X^2 et les axes principaux $PCA1$ et $PCA2$. On observe que l'axe $PCA1$ permet d'expliquer une grande partie de la variance dans les données.

3. racine carrée positive de la variance

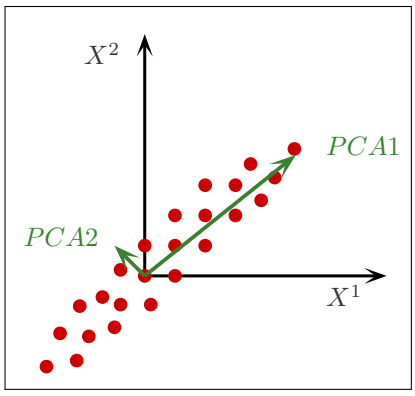


FIGURE 4.9 – Illustration d'une ACP dans un cas bidimensionnel

La méthode : La méthode de l'ACP cherche des combinaisons linéaires des variables initiales, appelées **facteurs**, ou encore **composantes principales**, s'écrivant sous la forme suivante :

$$C^1 = a_1^1 X^1 + a_1^2 X^2 + \cdots + a_1^d X^d \tag{4.30}$$
$$C^2 = a_2^1 X^1 + a_2^2 X^2 + \cdots + a_2^d X^d \tag{4.31}$$
$$\ldots$$

telles que :

- C^1 doit contenir un maximum d'"information", c'est-à-dire disperser le plus possible les individus. Le critère choisi est, de façon naturelle, $var(C^1)$ maximum. Pour des raisons techniques, on rajoute par ailleurs la contrainte $\sum_{j=1}^{d}(a_1^j)^2 = 1$
- On procède de la même façon pour C^2, en imposant, en plus, que C^1 et C^2 soient non corrélées (afin que l'information apportée par C^2 soit complètement nouvelle par rapport à l'information contenue dans C^1)
- Et ainsi de suite ...

Centrage/réduction des variables : Dans la pratique, on peut procéder soit à une ACP **centrée** (les variables $X^j, j = 1, \ldots, d$ considérées sont seulement centrées en retranchant à chaque observation la moyenne de la variable correspondante), soit à une ACP **réduite** (les variables sont centrées et réduites en divisant chaque donnée centrée par l'écart-type de la variable correspondante). L'ACP seulement centrée est recommandée lorsque les variables sont homogènes : même signification, même unité de mesure, même ordre de grandeur. L'ACP réduite est recommandée lorsque les variables sont hétérogènes.

Outils mathématiques : Les outils mathématiques auxquels ont fait appel pour chercher les composantes principales relèvent de l'algèbre linéaire, et essentiellement des notions de

vecteurs propres et de **valeurs propres**. Notons $\boldsymbol{S}$ la matrice $d \times d$ des variances-covariances des variables $X^j, j = 1, \ldots, d$ et $\boldsymbol{R}$ la matrice $d \times d$ de leurs corrélations linéaires. Dans la cas d'une ACP seulement centrée, C^1 est le vecteur propre normé de $\boldsymbol{S}$ associé à la plus grande valeur propre ($\boldsymbol{S}C^1 = \lambda_1 C^1$ et $||C^1|| = 1$), C^2 est le vecteur propre normé de $\boldsymbol{S}$ associé à la seconde plus grande valeur propre, et ainsi de suite. Par ailleurs, les différents vecteurs C^k sont orthogonaux. Dans le cas d'une ACP réduite, les C^k sont les vecteurs propres orthonormés de la matrice $\boldsymbol{R}$. Plus de détails théoriques sur l'ACP peuvent se retrouver dans [70].

Applications : L'Analyse en Composantes Principales est habituellement utilisée comme outil de compression linéaire. D'autre outils statistiques existent à cette fin, parmi lesquelles on cite le MDS (Multi-Dimensional Scaling). La KPCA [17](Kernel Principal Component Analysis) et la LLE [89, 158] (Locally Linear Embedding) sont, quant à eux, utilisés pour la réduction de dimension dans le cas non linéaire. Ces méthodes sont prometteuses et leur utilisation pour des applications de contrôle santé intégré pourrait être le sujet de travaux futurs.
Dans la littérature, on trouve plusieurs travaux dans le domaine du SHM qui sont basés sur l'ACP. Dans [46] Tibaduiza et al. proposent une approche de classification de dommage basée sur une analyse orientée données (data-driven). Les données analysées sont issues de mesures vibratoires réalisées à l'aide d'un réseau d'éléments piézoéléctriques. Un modèle de l'état sain de la structure d'étude est établi en appliquant une ACP aux données recueillies dans plusieurs expériences. Ces mêmes expériences sont effectuées pour d'autres états de la structure et les réponses dynamiques sont projetées sur la base des composantes principales du modèle de référence. Certaines de ces projections et indices de dommage sont utilisés comme caractéristiques d'entrée pour une carte auto-organisatrice apprise sur les données de l'état sain. L'approche proposée a été testée expérimentalement sur une plaque en aluminium instrumentée avec quatre transducteurs piézoélectriques. Les dommages sont simulés en ajoutant des masses à différentes positions. Mujica et al. [88] présentent, comparent et discutent l'utilisation des techniques comme l'ACP, le PLS (Partial Least Square) ainsi que certaines extensions appelées MPCA (Multiway PCA) et MPLS (Multiway PLS) pour la réduction de dimension dans des problèmes d'identification de dommage, et en particulier, de détection et de localisation d'impacts dans une partie d'un volet d'aile d'avion commercial. Dans [132], Hajriya et al. développent une méthode robuste de détection de dommage basée sur l'analyse en composantes principales. Un indicateur de dommage original basé sur la projection sur la matrice de séparation, ainsi qu'un seuil de détection adaptatif sont proposés. Ce seuil est analytique et repose sur la théorie des perturbations matricielles (Matrix Perturbation Theory : MPT). L'efficacité de la méthode est illustrée à l'aide de résultats de simulation d'une structure composite équipée de PZT et de résultats expérimentaux effectués sur une structure test à l'échelle du laboratoire.

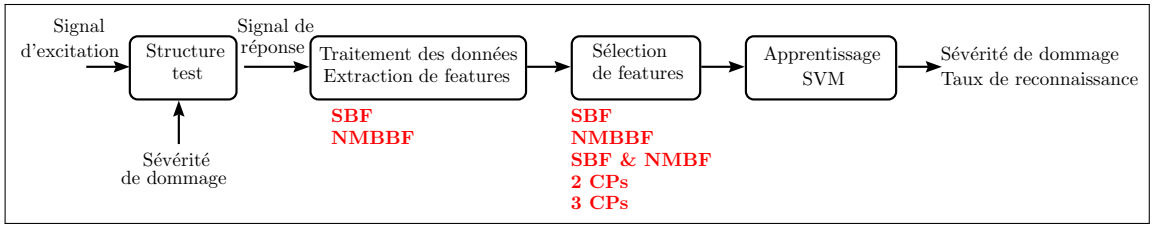


FIGURE 4.10 – Ingrédients clés de la stratégie de quantification proposée

4.3 Workflow pour la quantification de dommage

L'approche de quantification que l'on propose dans ce manuscrit est illustrée dans la figure 4.10. Étant donnée une structure test contenant une certaine sévérité de dommage, le premier point à aborder est le choix du signal qui va servir à exciter la structure d'étude. Une fois le signal d'excitation choisi, on procède à l'excitation de la structure. Suite à quoi, le signal de réponse est enregistré. Vient ensuite l'étape de traitement des données brutes et d'extraction de descripteurs de dommage, dits encore indicateurs de dommage. Dans ce travail, nous distinguons entre deux types d'indicateurs de dommage : les indicateurs basés sur une utilisation directe des signaux (SBF : Signal-Based Features) et les indicateurs basés sur un modèle non linéaire de la structure (NMBF : Nonlinear Model-Based Features). A partir de cette étape, l'information relative à l'état de la structure test est condensée dans les descripteurs. Dans le but de réduire la dimension du vecteur des caractéristiques, on procède à une Analyse en Composantes Principales. Les descripteurs de dommages ou les composantes principales servent ensuite comme entrée à un algorithme d'apprentissage statistique (les SVMs dans notre cas) afin d'apprendre les différents états de dégradation de la structure. Avec cet algoritme d'apprentissage supervisé, et une fois le modèle de décision appris, on classifie une structure dont on ne connaît pas la sévérité du dommage qu'elle contient à une certaine classe de sévérité. Des métriques évaluent par ailleurs les performances du modèle décisionnel appris et permettent de discuter de l'apport des indicateurs NMBF par rapport aux indicateurs SBF ainsi que la plus-value apportée par l'étape de réduction de dimensionnalité par l'ACP. Dans la suite, nous détaillons l'aspect extraction des caractéristiques ainsi que les différents scénarios possibles de descripteurs d'entrée.

4.3.1 Extraction de descripteurs de dommage

a. SBF : Descripteurs de dommage basés sur le signal

Les caractéristiques basées sur le signal sont issues d'une utilisation directe des signaux de réponse et ne considèrent aucun modèle sous-jacent de la structure d'étude. Plusieurs choix d'indicateurs de dommage sont proposés dans la littérature. Dans ce qui suit, quatre caractéristiques basées sur le signal sont considérées et sont calculées comme suit. Soient $s_{ref}(t)$ and

$s_d(t)$ le signal de réponse de la structure dans son état de référence et dans un état endommagé respectivement, où t réfère au temps, on définit :

— **Indice de dommage fonction du coefficient de corrélation : CC**

$$CC = 1 - \frac{cov(s_{ref}(t),s_d(t))}{\sigma_{s_{ref}(t)}\sigma_{s_d(t)}} \tag{4.32}$$

où $cov(s_{ref}(t),s_d(t))$ est la covariance entre $s_{ref}(t)$ et $s_d(t)$, $\sigma_{s_{ref}(t)}$ et $\sigma_{s_d(t)}$ sont les écarts types de $s_{ref}(t)$ et $s_d(t)$ respectivement.

— **Indice de dommage basé sur l'énergie résiduelle normalisée : NRE**

$$NRE = \frac{\sum_{t=T_1}^{T_2}(s_{ref}(t) - s_d(t))^2}{\sum_{t=T_1}^{T_2} s_{ref}(t)^2} \tag{4.33}$$

où $[T_1, T_2]$ est l'intervalle de temps dans lequel les signaux d'intérêt sont analysés.

— **Indice de dommage basé sur l'amplitude maximale : MA**

$$MA = \frac{\max_t(|s_{ref}(t) - s_d(t)|)}{\max_t |s_{ref}(t)|} \tag{4.34}$$

— **Indice de dommage basé sur l'enveloppe du signal**

$$ENV = \sqrt{\frac{\sum_{t=T_1}^{T_2} A^2_{s_{ref,d}(t)}}{\sum_{t=T_1}^{T_2} A^2_{s_{ref}(t)}}} \tag{4.35}$$

où $s_{ref,d}(t) = s_{ref}(t) - s_d(t)$, $A_{s(t)} = \sqrt{s^2(t) + \mathcal{H}\{s\}(t)^2}$, $\mathcal{H}\{s\}(t)$ est la transformée de Hilbert de $s(t)$ [4].

b. NMBF : Descripteurs de dommage basés sur le modèle de Hammerstein

Dans ce manuscrit, les indicateurs NMBF que l'on propose sont basés sur le modèle de Hammerstein en parallèle présenté précédemment (Figure 4.8). Le choix de ce modèle est, comme déjà mentionné, justifié par le fait qu'il permet de décrire et/ou de capturer les non linéarités induites par la présence d'un dommage. De par sa généralité, ce modèle est simple à estimer. En effet, le modèle de Hammerstein en parallèle est entièrement défini par ses noyaux

4. En mathématiques et en traitement du signal, la transformée de Hilbert, ici notée $\mathcal{H}$, d'une fonction de la variable réelle est une transformation linéaire qui permet d'étendre un signal réel dans le domaine complexe, de sorte qu'il vérifie les équations de Cauchy-Riemann. La définition exacte de la transformée de Hilbert est donnée par : $\hat{s}(t) = \mathcal{H}\{s\}(t) = (h * s)(t) = vp\left\{\int_{-\infty}^{+\infty} s(\tau)h(t-\tau)\,\mathrm{d}\tau\right\}$, où $h(t) = 1/\pi t$ et vp est l'abréviation de valeur principale de Cauchy

$\{h_n(t)\}_{n\in\{1\dots N\}}$ (N étant l'ordre du modèle et peut être automatiquement estimé [95]). Après identification du modèle, le signal de sortie $s(t)$ peut être réécrit comme suit :

$$s(t) = \sum_{n=1}^{N}(h_n * e^n)(t) \tag{4.36}$$

$$= (h_1 * e)(t) + \sum_{n=2}^{N}(h_n * e^n)(t) \tag{4.37}$$

$$= s^L(t) + s^{NL}(t) \tag{4.38}$$

$$= s^L(t) + \sum_{n\ odd}(h_n * e^n)(t) + \sum_{n\ even}(h_n * e^n)(t) \tag{4.39}$$

$$= s^L(t) + s_o^{NL}(t) + s_e^{NL}(t) \tag{4.40}$$

où le signal de sortie est décomposé en une partie linéaire et une partie non linéaire 4.39. La partie non linéaire est à son tour décomposée en une contribution d'harmoniques paires (even en anglais) et impaires (odd) 4.40. Trois caractéristiques sont choisies et calculées comme détaillées ci-après :

— **Décalage en fréquence (Frequency shift)**

$$f_{shift} = \frac{f_d - f_{ref}}{f_{ref}} \tag{4.41}$$

où f_d et f_{ref} sont les fréquences du premier mode de la structure dans un état endommagé et dans son état de référence respectivement. Ces fréquences peuvent être facilement extraites du modèle de Hammerstein en parallèle en considérant le noyau $h_1(t)$ qui correspond à la réponse linéaire du système.

— **Le ratio de l'énergie non linéaire et de l'énergie linéaire : *NLL***

$$NLL = \frac{\int_{f_1}^{f_2}|S^{NL}(f)|^2\,\mathrm{d}f}{\int_{f_1}^{f_2}|S^{L}(f)|^2\,\mathrm{d}f} \tag{4.42}$$

où $S^{NL}(f)$ et $S^L(f)$ sont respectivement les transformées de Fourier de la partie non linéaire et de la partie linéaire du signal de sortie $s(t)$, $[f_1, f_2]$ est l'intervalle de fréquences dans lequel les signaux d'intérêt sont analysés.

— **Le ratio des harmoniques paires et des harmoniques impaires *EO***

$$EO = \frac{\int_{f_1}^{f_2}|S_e^{NL}(f)|^2\,\mathrm{d}f}{\int_{f_1}^{f_2}|S_o^{NL}(f)|^2\,\mathrm{d}f} \tag{4.43}$$

où $S_e^{NL}(f)$ et $S_o^{NL}(f)$ sont respectivement les transformées de Fourier de la contribution des harmoniques paires et celle des harmoniques impaires.

A la différence des descripteurs de type SBF qui sont basés sur une utilisation directe des signaux, les descripteurs de type NMBF sont construits en se basant sur les caractéristiques du modèle de Hammerstein en parallèle une fois ce dernier identifié. Ainsi, par construction, ces descripteurs prennent en compte les effets non linéaires générés par le dommage dans la réponse dynamique de la structure.

4.3.2 Choix des descripteurs

Suite à l'étape d'**extraction des caractéristiques**, nous abordons l'étape de **sélection/réduction de la dimension des vecteurs de descripteurs**. En apprentissage statistique, cette étape de sélection des attributs est une étape fondamentale qui consiste à choisir un sous ensemble des caractéristiques d'origine pertinent pour la construction du modèle. Cette étape de sélection de variables est généralement motivée par quatre raisons :

- la simplification des modèles afin de les rendre plus faciles à interpréter,
- la réduction des temps de calcul nécessaires pour l'apprentissage des modèles,
- la malédiction de la dimensionnalité,
- l'amélioration de la capacité des modèles à généraliser en réduisant l'ajustement excessif aux données.

Dans ce manuscrit, en se basant sur les caractéristiques définies précédemment, nous distinguons entre cinq scénarios différents pour le choix des attributs :

- Seules les caractéristiques SBF sont utilisées pour entraîner le modèle décisionnel
- Seules les caractéristiques NMBF sont utilisées pour entraîner le modèle décisionnel
- Les caractéristiques SBF et NMBF sont utilisées pour entraîner le modèle décisionnel
- Seules les trois premières composantes principales issues de l'ACP sur les caractéristiques SBF et NMBF sont utilisées pour entraîner le modèle décisionnel
- Seules les deux premières composantes principales issues de l'ACP sur les caractéristiques SBF et NMBF sont utilisées pour entraîner le modèle décisionnel

Les trois premiers scénarios permettent de mettre en exergue l'apport des caractéristiques NMBF par rapport aux SBF. Les deux derniers scénarios permettent, quant à eux, d'investiguer l'influence de la réduction de la dimension du vecteur des caractéristiques, sur les performances du modèle décisionnel et d'identifier parmi les différentes caractéristiques, lesquelles sont les plus pertinentes.

4.4 Conclusion

Les aspects théoriques rappelés à travers ce chapitre ont pour objectif de permettre une compréhension plus facile et de rendre le document auto-suffisant. Nous avons introduit brièvement l'apprentissage statistique et en particulier son application au domaine de contrôle santé des

structures. Les principaux ingrédients clés de la stratégie de quantification proposée dans ce manuscrit ont été, dans un premier temps, détaillés : Un bref aperçu des fondements théoriques des machines à vecteurs de support a été donné. Le modèle de Hammerstein en parallèle ainsi que la méthode d'identification adoptée ont été par ailleurs présentés. La réduction de dimensionnalité par Analyse en Composantes Principales a été également abordée. Dans un second temps, tous ces ingrédients clés ont été agencés pour résulter en un workflow de quantification. Dans la suite, ce workflow sera appliqué sur des données de simulation ainsi que sur des données réelles issues de mesures effectuées sur des structures en CFRP endommagées de façon calibrée par la technique du choc LASER.

Chapitre 5

Application : le modèle beam NL

5.1 Introduction

Avant de passer à l'application de l'approche de quantification mise en œuvre dans le chapitre 4 sur des structures réelles, une étude préliminaire sur un modèle simulé a été conduite. Ce chapitre concerne les résultats de l'application d'une telle approche sur des données de simulation issues d'un modèle éléments finis d'une poutre présentant des non linéarités de différents types et sévérités. Il s'agit d'une étude de preuve de concept permettant une évaluation des performances potentielles de l'approche de quantification proposée dans ce manuscrit. Dans un premier temps, nous présenterons le modèle de simulation ainsi que les différents paramètres qui lui sont associés. Dans un second temps, les résultats obtenus seront illustrés et analysés afin de discuter des avantages et des limites de l'approche de quantification que nous proposons.

5.2 Le modèle Beam NL

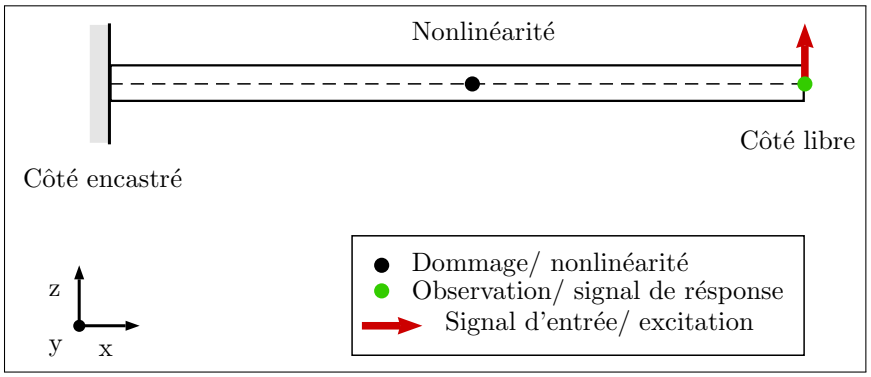


FIGURE 5.1 – Illustration du modèle de simulation

La structure de test sur laquelle nous avons mené notre étude préliminaire est un modèle de poutre encastrée-libre (Figure 5.1) qui a été développé dans une étude précédente [96] conduite par Rébillat et al. Dans cette étude, les auteurs proposent une approche de surveillance de santé structurale pour des isolateurs électriques basée sur des données vibratoires. Le logiciel SDT (Structural Dynamic Toolbox) [1] [49] est utilisé afin de simuler la réponse dynamique de notre modèle.

5.2.1 Le modèle linéaire de base

Le modèle de base est une poutre en acier de longueur $4m$ et de section circulaire de rayon $0.17m$. Un coefficient d'amortissement de Rayleigh $\beta = 10^{-3}$ est appliqué au modèle dont les propriétés matériaux sont données dans la table 5.1. Par ailleurs, le modèle est implémenté en utilisant des éléments finis de type "poutre". Au total, le modèle contient $Ndiv = 20$ nœuds.

TABLE 5.1 – Propriétés matériaux du modèle de simulation - Beam NL

Propriété	**Valeur**
Module de Young (E)	210 GPa
Coefficient de Poisson (ν)	0.285
Masse volumique (ρ)	7800 kg/m^3

A une position nodale donnée par la valeur du paramètre NLx, un ressort de torsion est placé entre les deux degrés de liberté (DDL) de rotation [2] à la place d'un couplage continu. La figure 5.2 illustre le comportement classique des fréquences du système en fonction de la rigidité du couplage. La courbe en "S" obtenue, montre que pour les très petites valeurs de rigidité, le couplage est trop faible, aucune énergie n'est stockée et les parties de la poutre, de part et d'autre du ressort de torsion, peuvent se déplacer sans contraintes. Pour des raideurs très élevées, le couplage correspond à celui accompagnant un comportement de rigidité infinie (couplage saturé). Dans la zone intermédiaire, le couplage est accompagné d'un stockage d'énergie, induisant une variation de fréquence.

1. SDT est un logiciel de la société SDTools qui se spécialise dans l'implémentation de solutions basées sur MATLAB traitant de l'analyse modale expérimentale et de la modélisation éléments finis pour des problèmes vibratoires

2. En éléments finis, la notion de DDL définit ce que peut et ne peut transmettre comme chargement un élément. Par exemple, deux éléments poutres connectés entre eux, se comportent comment une vraie liaison soudée du fait que les éléments poutres vont transmettre trois forces (axiales et tranchants/cisaillement) et trois moments (torsion et fléchissant/flexion). Cependant, un élément poutre connecté à un élément barre (truss en anglais) se comportera comme une rotule du fait que l'élément barre ne peut que transmettre des efforts axiaux.

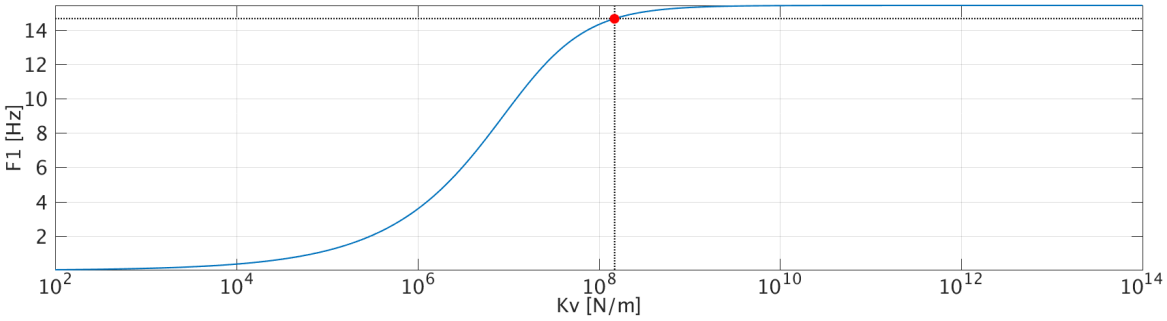


FIGURE 5.2 – Étalonnage de la rigidité linéaire en se basant sur la fréquence du premier mode

5.2.2 Non linéarités

En s'inspirant des travaux présentés dans [1, 42, 104, 48, 135], quatre types de non linéarités ont été implémentés :

— la rigidité bilinéaire

— la saturation

— la "zone morte"

— le frottement de Coulomb

Ces quatre types de non linéarités sont illustrés par les courbes force-déplacement relatif (Figures 5.3, 5.4, 5.5 et 5.6). Les non linéarités sont par ailleurs définies par rapport à un état sain pour lequel le ressort de torsion se comporte de façon linéaire. Un paramètre de sévérité de dommage α est défini et varie entre 0 (structure à l'état sain) et 1 (structure totalement endommagée). Une première simulation à l'état sain est tout d'abord effectuée afin de définir le paramètre R_{max} qui correspond au déplacement relatif maximum de la structure dans son état sain et qui intervient dans la définition des non linéarités. Les quatre types de non linéarités ont été choisis comme des représentations idéalisées de quatre types de dommage :

— **La rigidité bilinéaire**
La cas "bilinéaire" (Figure 5.3) correspond physiquement à une fissure qui s'ouvre et qui se ferme et applique ainsi une rigidité plus faible en traction qu'en compression. La rigidité en traction est fixée à k_v alors que celle en traction est fixée à $(1-\alpha)k_v$.

— **La saturation**
La non linéarité de type saturation (Figure 5.4) peut être considérée comme un phénomène de frottement à sec qui peut correspondre à des mouvements relatifs entre des parties d'un système provoqués par une surmultiplication de la valeur de la force. La rigidité de base est fixée à k_v, La saturation prend lieu pour un déplacement relatif

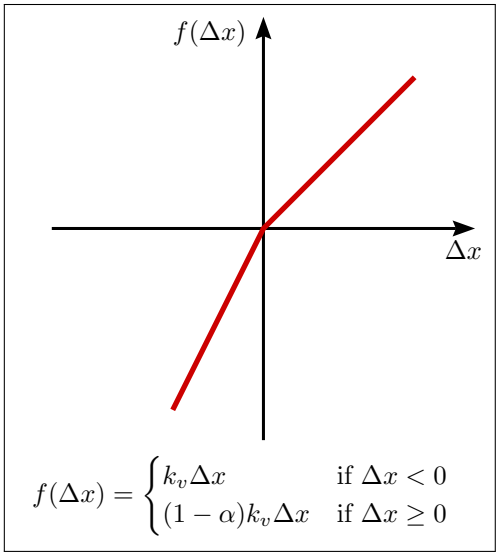


FIGURE 5.3 – Non linéarité de type rigidité bilinéaire

maximal égale à $(p_0 + (1-\alpha)(1-p_0))R_{max}$. Ainsi, pour α égale à 0, aucun phénomène de saturation ne prend lieu et pour α égale à 1, une saturation se manifeste pour un déplacement relatif de $p_0 R_{max}$. Par conséquent, p_0 peut être considéré comme étant un pourcentage de saturation.

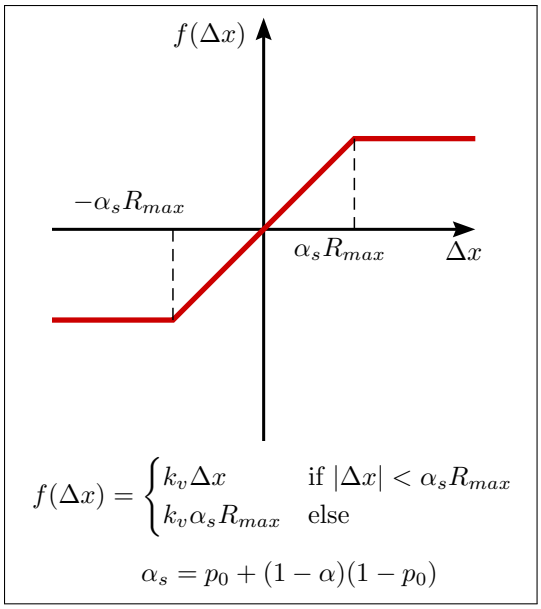


FIGURE 5.4 – Non linéarité de type saturation

— **La "zone morte"**

La non linéarité de type "zone morte" (Figure 5.5) permet de modéliser des systèmes où

les dommages induisent une perte de contact entre deux parties provoquant ainsi un jeu mécanique. Ce type de non linéarité applique au ressort de torsion une rigidité linéaire k_v uniquement au delà d'un seuil de déplacement relatif donné par $\alpha p_0 R_{max}$. Ainsi, pour α égale à 0, aucun phénomène de zone morte ne prend lieu et pour α égale à 1, une zone morte s'étend sur une gamme de déplacement relatif allant de $-p_0 R_{max}$ à $p_0 R_{max}$. Par conséquent, p_0 peut être considéré comme étant un pourcentage définissant l'étendue de la zone morte.

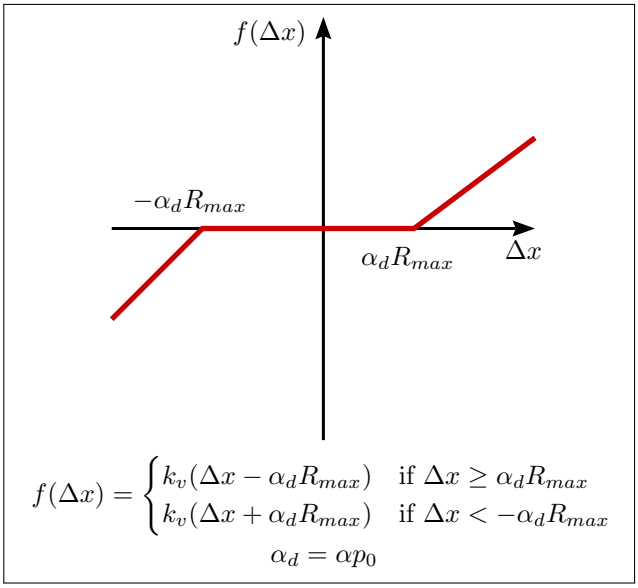


FIGURE 5.5 – Non linéarité de type zone morte

— **le frottement de Coulomb**

La non linéarité de type frottement de Coulomb permet de modéliser des systèmes pour lesquelles le dommage se manifeste par l'apparition d'un saut de force très brusque. Ceci est du, par exemple, à un manque de lubrification entre les pièces ou à des dommages de type délaminage et/ou "kissing bond" dans les structures. Ce type de non linéarité correspond à un changement brutal du signe de la fore (Figure 5.6) et applique une rigidité linéaire, avec un saut de force entre la traction et la compression. Cette discontinuité de force prend lieu pour des déplacements relatifs au dessous d'une certaine tolérance (10^{-6} dans notre cas d'étude) et elle est générée en considérant un décalage de déplacement relatif égale à $\alpha p_0 R_{max}$. Ainsi, pour α égale à 0, aucun saut de force ne prend lieu et pour α égale à 1, la force passe de $-k_v p_0 R_{max}$ à $k_v p_0 R_{max}$. Par conséquent, p_0 peut être considéré comme étant un pourcentage quantifiant le phénomène de frottement de Coulomb.

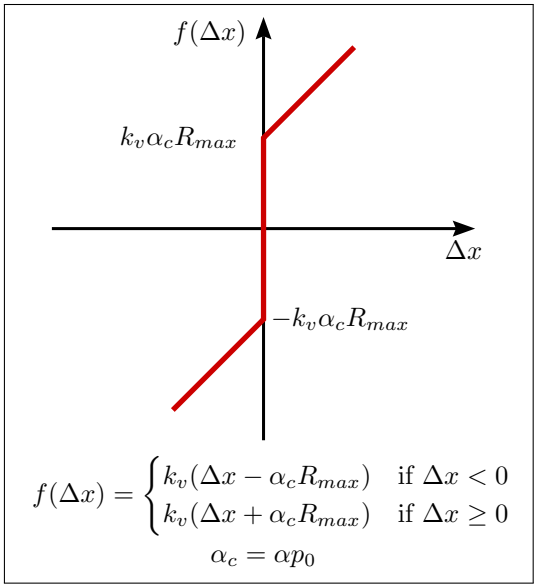


FIGURE 5.6 – Non linéarité de type frottement de Coulomb

5.2.3 Excitation, observation

Le modèle est excité avec une force ponctuelle dans la direction z (Figure 5.1) et dont l'amplitude est définie par un signal de type "sweep exponentiel" (chirp en anglais) (Figure 5.7). Comme précédemment évoqué dans le chapitre 4, ce choix d'excitation est justifié, entre autres, par le fait qu'avec un signal de type sweep et en se basant sur l'approche d'identification proposée par Rébillat et al.[97], l'estimation du modèle de Hammerstein est plus simple.

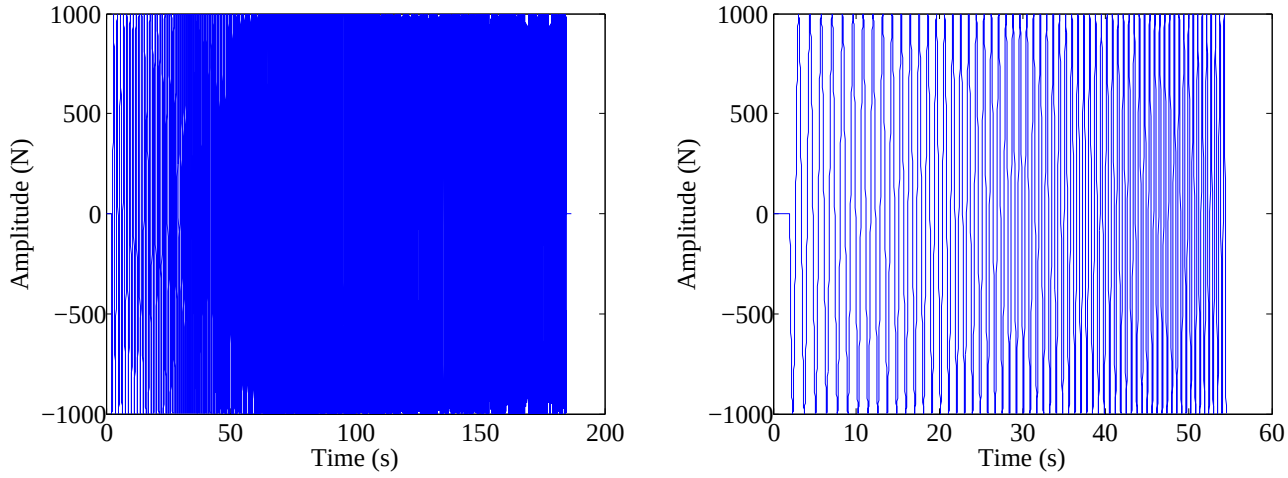


FIGURE 5.7 – Signal d'excitation de type sweep exponentiel : (a) sans effet de zoom, (b) avec effet de zoom

Par ailleurs, le signal d'excitation est caractérisé par les paramètres synthétisés dans la table 5.2. Les valeurs prises par ces paramètres dans le cas de nos simulations sont données par la troisième colonne de la table. La position de l'excitation est spécifiée via le paramètre fIx qui peut prendre des valeurs dans l'intervalle [0,1]. Fixer fIx à une valeur $v \in [0,1]$ revient à imposer une excitation à une position égale à $v \times 100\%$ de la longueur totale de la poutre à partir du côté encastré de celle ci. Par ailleurs, nous introduisons la notion d'observation qui correspond au signal de réponse du modèle. Il s'agit d'une translation nodale dont la position est aussi à spécifier par l'utilisateur du code via le paramètre ox.

TABLE 5.2 – Paramètres à définir pour la génération du signal d'excitation

Propriété	**Détails**	**Valeur**
f_{min}	la fréquence minimale du sweep	$0.7Hz$
f_{max}	la fréquence maximale du sweep	$25Hz$
fs	fréquence d'échantillonnage	$110Hz$
t_{len}	la durée du sweep	$180s$
amp	l'amplitude maximale du sweep	$1000N$

Finalement, le pas de temps de simulation dt est fixé dans le cas des simulations que nous avons conduites à $1/fs$.

5.3 Extension de l'approche de quantification à la classification de type de dommage

Dans la suite du chapitre, la stratégie de quantification présentée dans la figure 4.10 sera légèrement modifiée (Figure 5.8). En effet, nous investiguons, dans un premier temps, si l'approche proposée permet de classifier différents types de dommage (autrement dit de non linéarités). Ensuite, pour un type de dommage fixé, nous explorons si cette même approche permet de distinguer entre les différentes classes de sévérité de dommage. Enfin nous étudions l'effet du bruit [3] contenu dans le signal de réponse du modèle simulé sur les performances des modèles décisionnels. Ceci est d'une importance majeure car dans des applications réelles, les signaux mesurés peuvent être bruités ce qui pourrait dégrader les performances des modèles de prise de décision.

3. Un bruit correspond à tout phénomène perturbateur gênant la transmission ou l'interprétation d'un signal. Il s'agit d'un signal parasite qui vient se superposer au signal dit utile (i.e l'information que l'on souhaite récupérer). Un bruit peut être d'origine externe ou interne selon que la source qui le génère est externe ou interne au système physique générant le signal utile

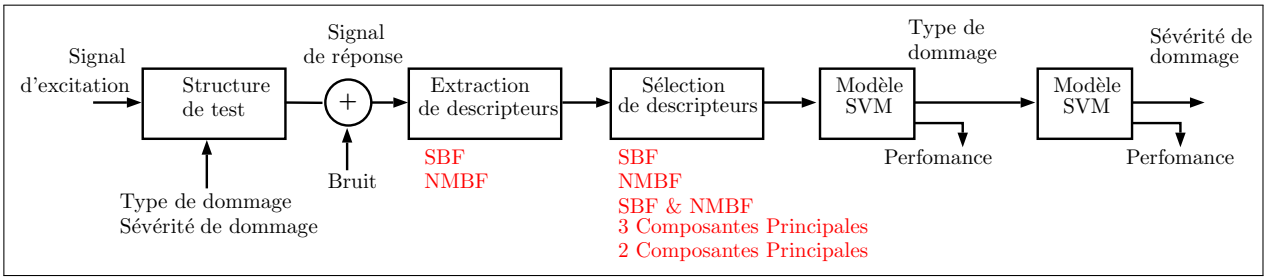


FIGURE 5.8 – Workflow de quantification légèrement modifié pour aborder la classification de type de dommages

La mise en œuvre des différentes étapes de l'approche de classification/quantification proposée a été réalisée à travers un script Matlab dont les principales étapes sont illustrées dans la figure 5.9.

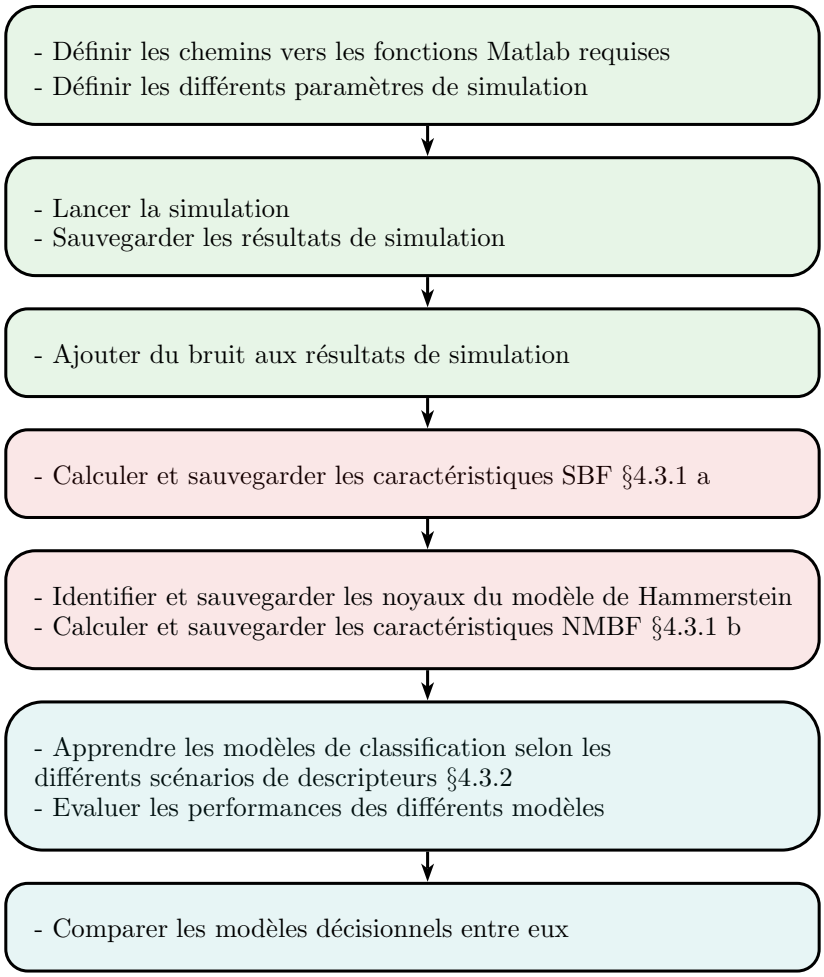


FIGURE 5.9 – Les principales parties du script matlab pour le modèle beam NL

5.4 Classification de type de dommage

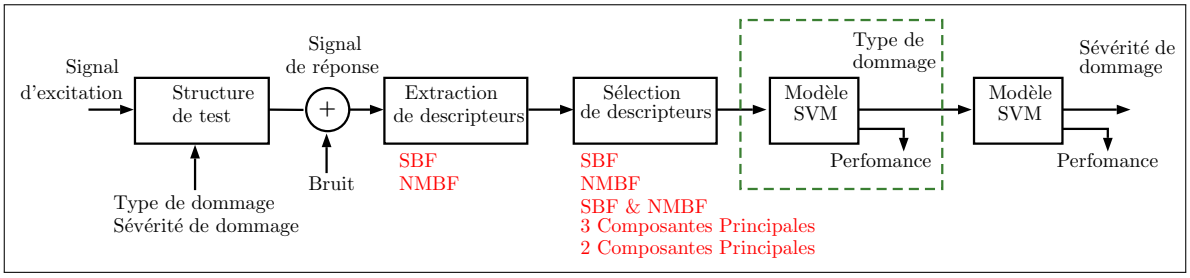


FIGURE 5.10 – Workflow de quantification légèrement modifié - Focus sur la classification de type de dommages

5.4.1 Données de simulation

Pour chaque type de dommage (autrement dit de non linéarité), des simulations ont été conduites en considérant des sévérités de dommage α variant de 0 à 0.9 avec un pas de 0.15 et une position de dommage définie par le paramètre NLx fixé à 0.5 dans le cas de nos simulations. Fixer NLx à une valeur donnée $v \in [0,1]$, revient à positionner le dommage à $v \times 100\%$ de la longueur de la poutre à partir du côté encastré de celle ci. Par ailleurs, nous fixons la position de l'excitation fIx ainsi que de l'observation du signal de réponse ox à 1.
Après avoir obtenu les résultats de simulation, un bruit blanc Gaussien [4] centré et ayant un rapport signal sur bruit variant de $40dB$ à $100dB$ avec un pas de $5dB$ est ajouté au signaux de réponse du modèle. Le rapport signal sur bruit est donné par l'équation (5.1).

$$SNR_{dB} = 10log_{10}(\frac{P_{signal}}{P_{bruit}}) \tag{5.1}$$

où P_{signal} et P_{bruit} correspondent à la puissance [5] du signal de réponse et celle du bruit respectivement.
La fonction **awgn** de Matlab a été utilisée pour bruiter les signaux de simulation. En effet, il s'agit d'un modèle de base utilisé dans la théorie de l'information pour **émuler l'effet de nombreux processus aléatoires** qui se produisent dans la nature. Le modèle est dit :

— **additif** car le signal de bruit est ajouté à tout autre bruit qui pourrait être intrinsèque au système d'information,

— **blanc** car il se réfère à l'idée que le signal de bruit a une puissance uniforme sur la bande de fréquence du système d'information. C'est une analogie avec la couleur blanche qui a des émissions uniformes à toutes les fréquences du spectre visible,

4. Un bruit blanc est une réalisation d'un processus aléatoire dans lequel la densité spectrale de puissance est la même pour toutes les fréquences de la bande passante. Le bruit blanc gaussien est un bruit blanc qui suit une loi normale de moyenne et variance données.

5. Soit un signal $x(t)$ défini sur un intervalle $[t_1, t_2]$. La puissance de ce signal est définie par son énergie par unité de temps. Elle est donnée par l'équation suivante : $P_x = \frac{1}{t_2 - t_1} \int_{t_1}^{t_2} x^2(t)dt$

— **Gaussien** car le signal de bruit possède une distribution normale dans le domaine temporel (le bruit est dit centré si sa moyenne dans le domaine temporel est nulle).

Le fait qu'il n'y a rien de plus aléatoire qu'un bruit blanc Gaussien centré justifie notre choix d'un tel signal pour le bruitage des données de simulation.

Afin d'enrichir notre base de données, 20 répétitions ont été considérées pour chaque valeur de rapport signal sur bruit. Ainsi, avec de tels paramètres, on obtient un total de 7280 signaux de réponse bruités ; 1820 sorties bruitées pour chaque type de non linéarité. Ces signaux sont par la suite utilisés pour calculer les différents descripteurs de dommage détaillés dans le chapitre 4 §4.3.1. Ainsi, on obtient 1820 vecteurs descripteurs pour chaque type de dommage.
Plusieurs modèles SVM sont appris selon les différents scénarios de descripteurs présentés à la sous section 4.3.2 du chapitre 4. Pour l'apprentissage de ces modèles, seules les caractéristiques de dommage calculées en utilisant les signaux de réponse avec un SNR maximum ($SNR_{max} = 100dB$) sont utilisées. En effet, nous considérons, pour l'étape d'apprentissage, le cas le plus favorable où le bruit est très faible. Pour des applications réelles, cela peut correspondre à un apprentissage via des modèles ou dans des environnements bien contrôlés. Pour le test des performances des modèles SVM, nous considérons des situations moins favorables pour lesquelles le bruit contenu dans les signaux de réponse n'est pas négligeable. Ainsi, les caractéristiques de dommage calculées à l'aide de signaux de sortie correspondant à des valeurs de SNR inférieures à SNR_{max} sont utilisées pour tester la capacité de généralisation des différents classifieurs.

5.4.2 Des signaux aux descripteurs de dommage

Les signaux issus de la simulation et bruités comme détaillé ci-dessus sont utilisés pour le calcul des descripteurs de dommage (chapitre 4, §4.3.1). Ces descripteurs servent ensuite comme entrée pour les algorithmes de classification. Comme déjà évoqué, les caractéristique de dommage de type SBF sont calculés en utilisant les signaux de réponse uniquement. Le calcul des descripteurs de type NMBF est précédé d'une étape d'identification du modèle de Hammerstein en parallèle (figure 5.9) ayant comme signal d'entré une excitation de type "sweep exponentiel" et comme signal de sortie la réponse de la structure (dans notre cas, le signal de la réponse dynamique du modèle simulé). Dans ce qui suit, et afin d'éclairer le lecteur sur cette étape d'identification, nous illustrons les résultats obtenus pour une configuration parmi celles qui ont été étudiées ; prenons par exemple le modèle simulé avec une non linéarité de type raideur "bilinéaire" situé à $NLx = 0.5$. Le dommage (autrement dit la non linéarité) est de sévérité $\alpha = 0.45$ et le SNR considéré est égale à $100dB$. En utilisant le signal de réponse obtenu avec de tels paramètres et le signal d'excitation défini à la section 5.2.3, nous procédons à l'étape d'identification détaillée dans le chapitre 4, §4.3.1. Les différentes fonctions $g_n(t)$ (chapitre 4,

section 4.2.4) sont séparées les unes des autres en procédant à un simple fenêtrage temporel sur le produit de convolution du signal de réponse et de l'inverse, au sens de la convolution, du signal d'excitation (Figure 5.11). En utilisant l'équation (4.29), la famille $\{h_n(t)\}_{n\in\{1...N\}}$ des noyaux de Hammerstein, est complètement identifiée. La figure 5.12 illustre la représentation fréquentielle des noyaux de Hammerstein obtenus. Nous notons que l'ordre de non linéarité maximale N est égale à 4 dans ce cas. Comme le montre la figure 5.13, avec une telle valeur de l'ordre N, le signal de sortie reconstruit en se basant sur les noyaux estimés se superpose bien avec le signal de sortie d'origine, c.-à-d celui qui a été obtenu par simulation.

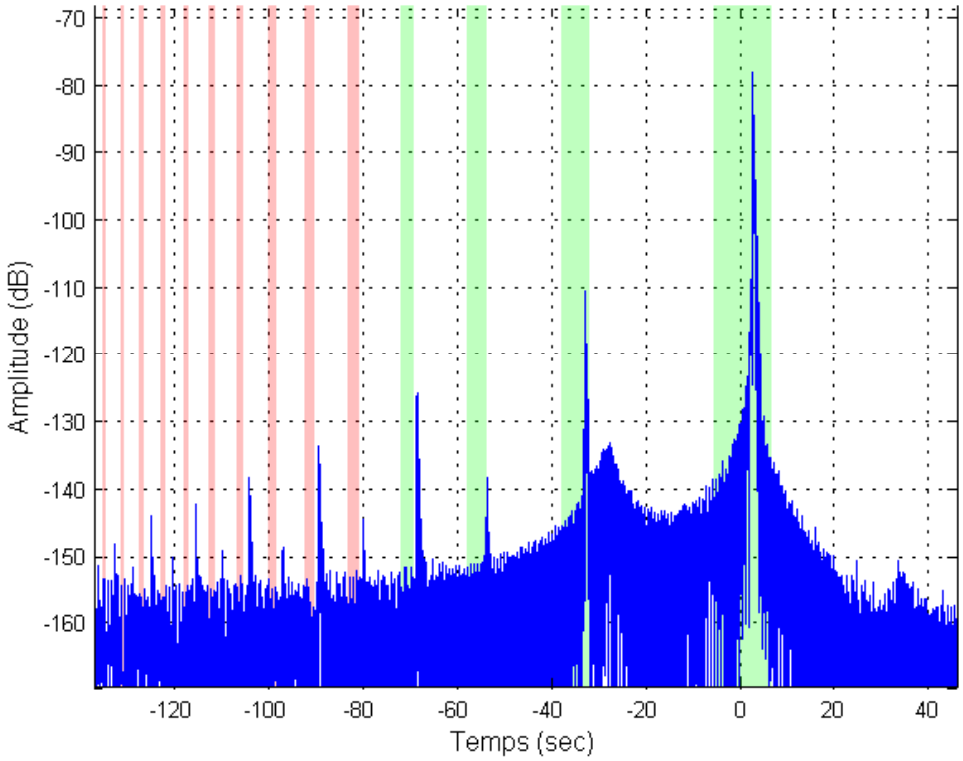


FIGURE 5.11 – Principe du fenêtrage temporel pour l'extraction des fonctions $g_n(t)$ - Données de simulation - cas "bilinéaire", $NLx = 0.5$, $\alpha = 0.45$, $SNR = 100dB$

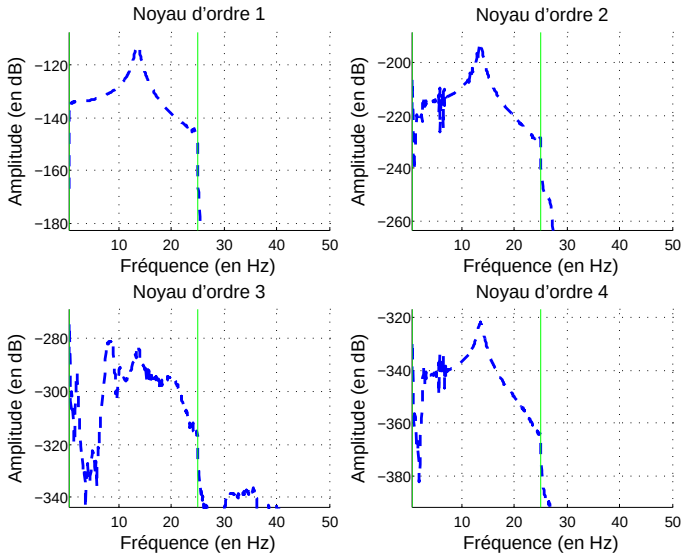


FIGURE 5.12 – Représentation fréquentielle des noyaux de Hammerstein - Données de simulation - cas "bilinéaire", $NLx = 0.5$, $\alpha = 0.45$, $SNR = 100dB$

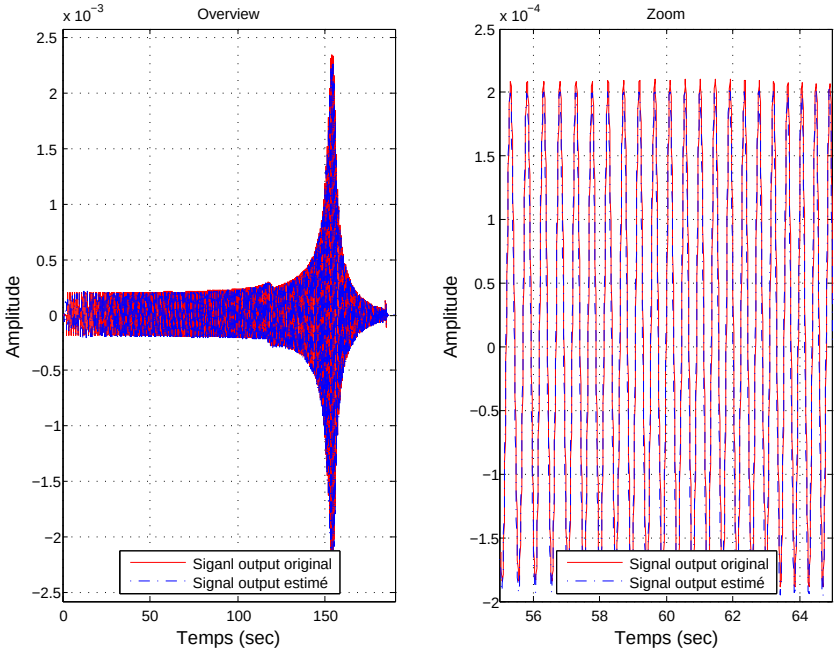


FIGURE 5.13 – Superposition entre le signal de sortie d'origine et celui reconstruit - Données de simulation - cas "bilinéaire", $NLx = 0.5$, $\alpha = 0.45$, $SNR = 100dB$

5.4.3 Résultats de classification

Les figures 5.14(a) et 5.14(b) illustrent, respectivement, le taux de reconnaissance des différents modèles SVM selon les approches "OAO" et "OAA", sur les données de test versus le rapport signal sur bruit SNR (en dB). On peut remarquer que les classifieurs appris sur les descripteurs NMBF ou les deux (SBF et NMBF) en même temps ont les mêmes performances pour toutes les valeurs de SNR. En outre, pour les valeurs élevées du rapport signal sur bruit (en l'occurence $SNR > 70dB$), ces classifieurs ont les meilleures performances en termes de taux de reconnaissance sur les données de test.
La performance des classifieurs appris sur les trois premières composantes principales issues de l'application de l'ACP sur des vecteurs descripteurs contenant à la fois les SBF et les NMBF, et retenant 95,4% de la variance totale des données, est légèrement inférieure à celle des classificateurs appris sur les caractéristiques NMBF. Néanmoins, les classifieurs appris sur les trois composantes principales sont plus robustes au bruit.
Il en est de même pour les classifieurs appris sur les deux premières composantes principales, retenant 83,3% de la variance des données. Ces classifieurs présentent des performances légèrement inférieures par rapport à celles des modèles appris sur les trois premières composantes principales. Cependant, ils sont plus robustes au bruit par rapport aux classifieurs appris sur les descripteurs NMBF.
Enfin, les modèles SVM appris sur les descripteurs SBF sont les moins performants en termes de taux de reconnaissance sur la base de test mais ne montrent aucune sensibilité au bruit contenu dans les signaux de réponse du modèle simulé.

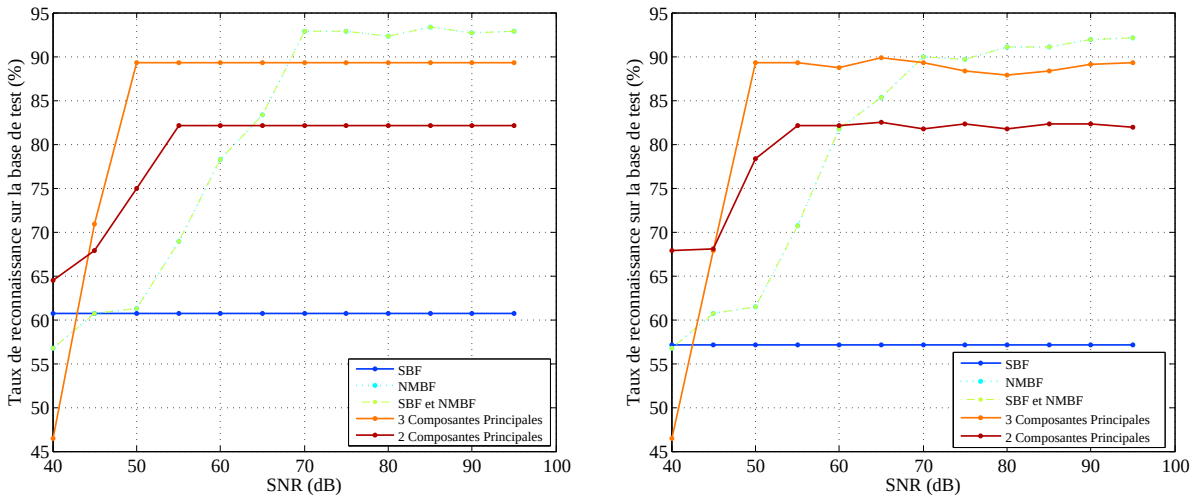


FIGURE 5.14 – Comparaison de la performance de classification pour les différents scénarios de descripteurs de dommage - Classification par type de dommage : (a) approache "OAO" , (b) approache "OAA"

La table 5.3 fournit les coefficients des trois premières composantes principales, CP1, CP2 et CP3, dans l'espace des descripteurs d'origine. Pour la première composante principale, nous notons une contribution quasi-équivalente des descripteurs CC, NRE, MA, ENV et f_{shift}. Pour la deuxième et la troisième composantes principales, on peut noter une contribution dominante des descripteurs NLL et EO par rapport à toutes les autres caractéristiques. Ainsi, on peut tirer que les descripteurs NLL et EO fournissent plus d'informations concernant le type de dommage et, par conséquent, sont des caractéristiques discriminantes.

TABLE 5.3 – Coefficients des trois premières composantes principales dans l'espace des descripteurs d'origine

CP / Descripteur	**CP1**	**CP2**	**CP3**
Cross Correlation : CC	0.4497	-0.0885	0.0267
Normal Residual Energy : NRE	0.4247	-0.1023	0.1891
Maximum Amplitude : MA	0.4248	-0.1520	-0.1344
Signal Envelope : ENV	0.4515	0.0182	0.1022
Frequency shift : f_{shift}	0.4422	-0.0564	0.0249
Non Linear to Linear energy : NLL	0.0912	0.8262	0.5170
Even to Odd harmonics energy : EO	-0.1708	-0.5220	0.8167

5.5 Quantification de dommage

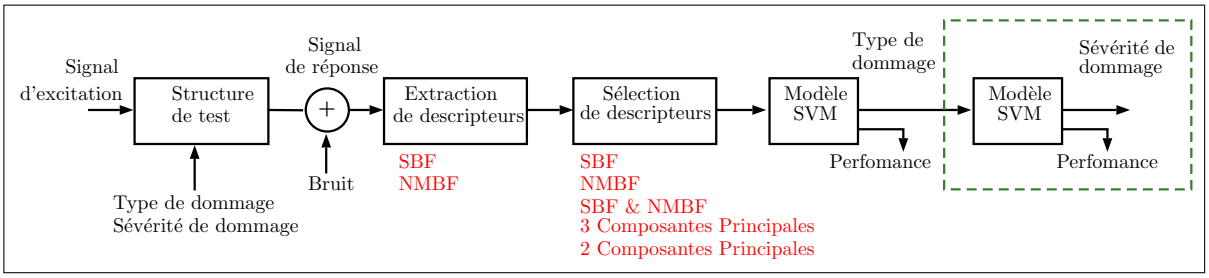


FIGURE 5.15 – Workflow de quantification légèrement modifié - Problème de quantification pour un type de dommage fixé

5.5.1 Données de simulation

Pour le problème de quantification de dommage, on se donne un type de dommage (autrement dit de non linéarité) spécifique parmi les non linéarités "saturation", "zone morte" ou "frottement de Coulomb". Le cas "bilinéaire" sera traité avec plus de détails dans la sous section suivante. Une fois le type de dommage fixé, et en adoptant les mêmes paramètres de simulation décrits précédemment, un total de 1820 signaux de réponse bruités sont obtenus par type de dommage : 260 signaux pour chaque classe de sévérité de dommage (on rappelle que le paramètre de sévérité de dommage α varie dans [0,0.9] avec un pas de 0.15). Ces signaux

de réponse sont ensuite utilisés pour calculer les différents descripteurs de dommage. Ainsi, on obtient 260 vecteurs de caractéristiques pour chaque classe de sévérité de dommage. Divers classifieurs SVM sont par la suite appris selon les différents scénarios de caractéristiques d'entrée (voir la sous-section 4.3.2 du chapitre 4).
La figure 5.16 présente l'amplitude des signaux de réponse en fonction de la sévérité de dommage (paramètre α) dans le cas de la non linéarité de type "zone morte". Comme attendu, une augmentation de la sévérité de dommage entraîne des distorsions de plus en plus importantes des signaux de réponse. Cela s'applique également aux autres types de non linéarités.

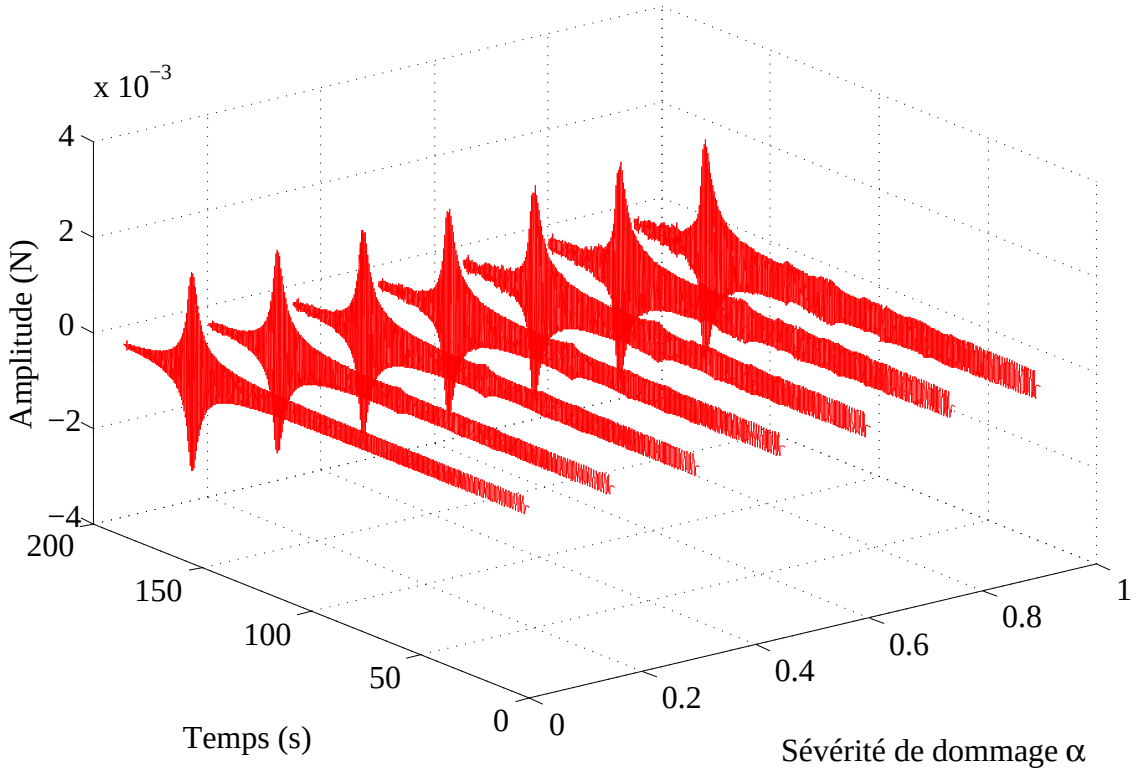


FIGURE 5.16 – Amplitude des signaux de réponse en fonction de la sévérité de dommage α - Cas de non linéarité de type "zone morte", $NLx = 0.5$

5.5.2 Résultats de classification

Les figures 5.17(a) et 5.17(b) illustrent les performances des différents modèles SVM, appris lors de la quantification de dommage de type "zone morte", en fonction du SNR (en dB) selon les approches "OAO" et "OAA" respectivement. L'évaluation de ces divers modèles est effectuée en se basant sur le taux de reconnaissance sur les données de test (en%). D'après ces deux figures, nous pouvons constater que :

— Les classifieurs SVM appris sur les deux ou trois premières composantes principales, issues de l'ACP sur les vecteurs de descripteurs contenant à la fois les SBF et les NMBF, présentent les meilleurs performances en termes de taux de reconnaissance sur la base des données de test.

— Les classifieurs appris sur les descripteurs de dommage de type NMBF ont une bonne performance en termes de reconnaissance sur la base de test et ce pour des valeurs élevées du rapport signal sur bruit. Toutefois, ces classifieurs sont très sensibles au bruit.

— Les classifieurs appris sur les caractéristiques SBF présentent des performances plus faibles par comparaison à tous les autres classifieurs mais ils sont robustes au bruit.

Toutes les remarques faites sur le cas de la non linéarité de type "zone morte" s'appliquent aux autres types de non linéarité traitées dans cette partie (c.-à-d. "saturation" et "frottement de Coulomb") (Figures 5.19 et 5.18).

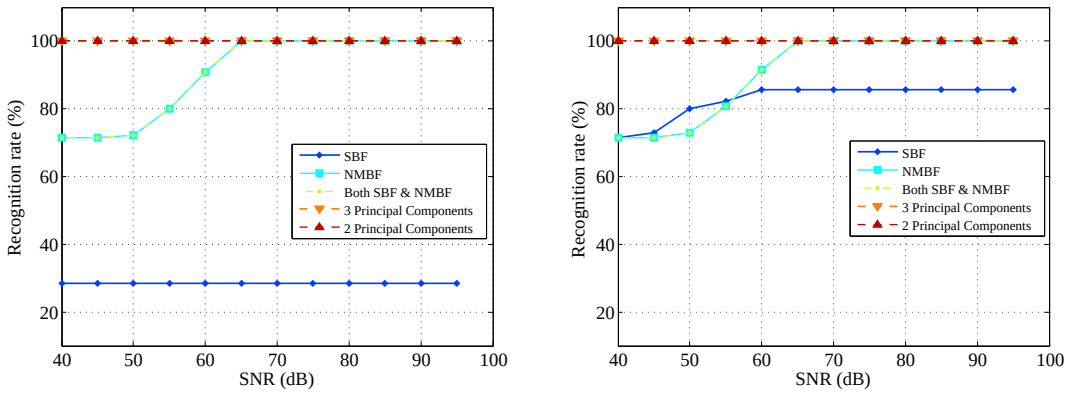


FIGURE 5.17 – Comparaison des performances des différents modèles SVM - Quantification de sévérité de dommage pour la non linéarité de type "zone morte" :(a) approache "OAO" , (b) approache "OAA"

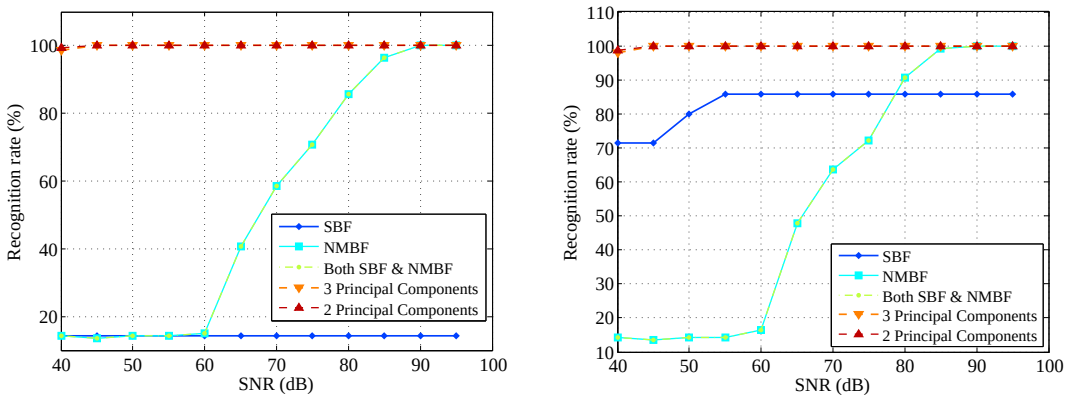


FIGURE 5.18 – Comparaison des performances des différents modèles SVM - Quantification de sévérité de dommage pour la non linéarité de type "frottement de Coulomb" :(a) approache "OAO" , (b) approache "OAA"

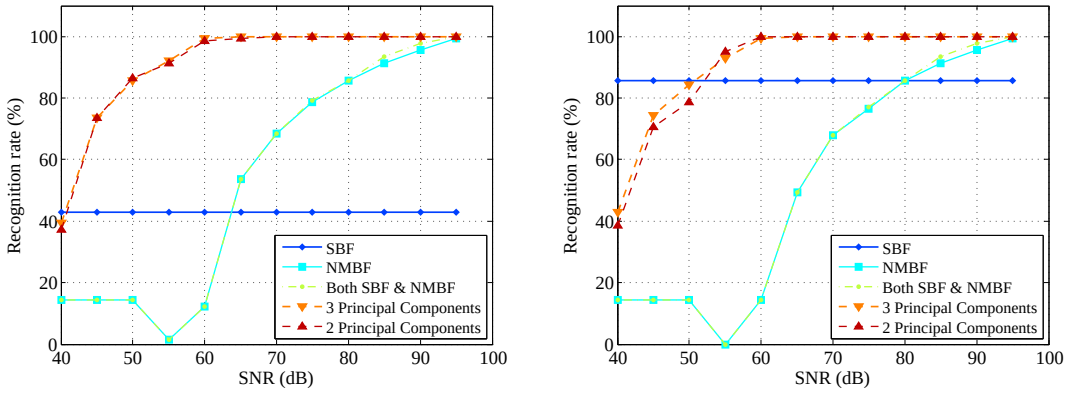


FIGURE 5.19 – Comparaison des performances des différents modèles SVM - Quantification de sévérité de dommage pour la non linéarité de type "saturation" :(a) approache "OAO" , (b) approache "OAA"

5.5.3 Cas bilinéaire

Le cas "bilinéaire" peut correspondre à un dommage de type "fissure" qui s'ouvre et se ferme au sein d'une structure sous une certaine excitation (Voir la figure 5.20 issue de la référence [81]). Dans la littérature, beaucoup de travaux ont abordé ce cas, notamment dans la cadre de l'application de la dynamique non linéaire au contrôle santé des structures [81], [105]. Ceci nous a conduit à faire le choix de traiter séparément le cas "bilinéaire".

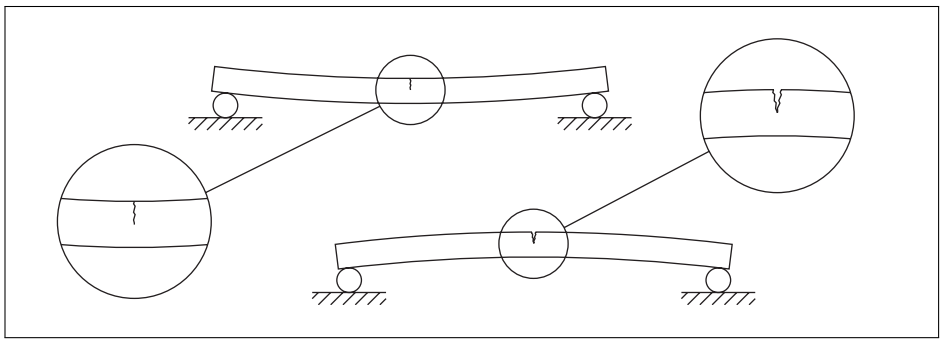


FIGURE 5.20 – Illustration d'une poutre avec une fissure qui s'ouvre et se ferme

Les différents paramètres utilisés pour la simulation numérique dans le cas de ce type de non linéarité sont illustré dans la table 5.4.

TABLE 5.4 – Paramètres de simulation pour le cas bilinéaire

Paramètre	**Valeur**
α (paramètre de sévérité)	$\in$ [0,0.9] avec un pas de 0.1
NLx (position de la non linéarité)	$\in$ [0.1,0.9] avec un pas de 0.1
fIx (position de l'excitation)	1 (côté libre de la poutre)
ox (position de l'observation)	1 (côté libre de la poutre)
SNR (rapport signal sur bruit)	$\in$ [40,100] avec un pas de $5dB$

Avec les paramètres synthétisés dans la table ci-dessus, 90 signaux de simulation sont enregistrés. Après avoir ajouté du bruit à ces signaux, nous obtenons un total de 11700 signaux bruités avec lesquels nous avons procédé au calcul des différents descripteurs de dommage. Ainsi, nous obtenons au total 11700 vecteurs de caractéristiques ; 1170 par classe de sévérité de dommage.

La figure 5.21 illustre l'amplitude des signaux de sortie en fonction de la sévérité de dommage α pour le cas bilinéaire et pour une position de dommage NLx égale à 0.7. Nous remarquons qu'une augmentation de la valeur du paramètre de sévérité α résulte en des distorsions de plus en plus importantes des signaux de sortie. La même tendance a été observée pour les différentes positions de dommage qui ont été considérées.

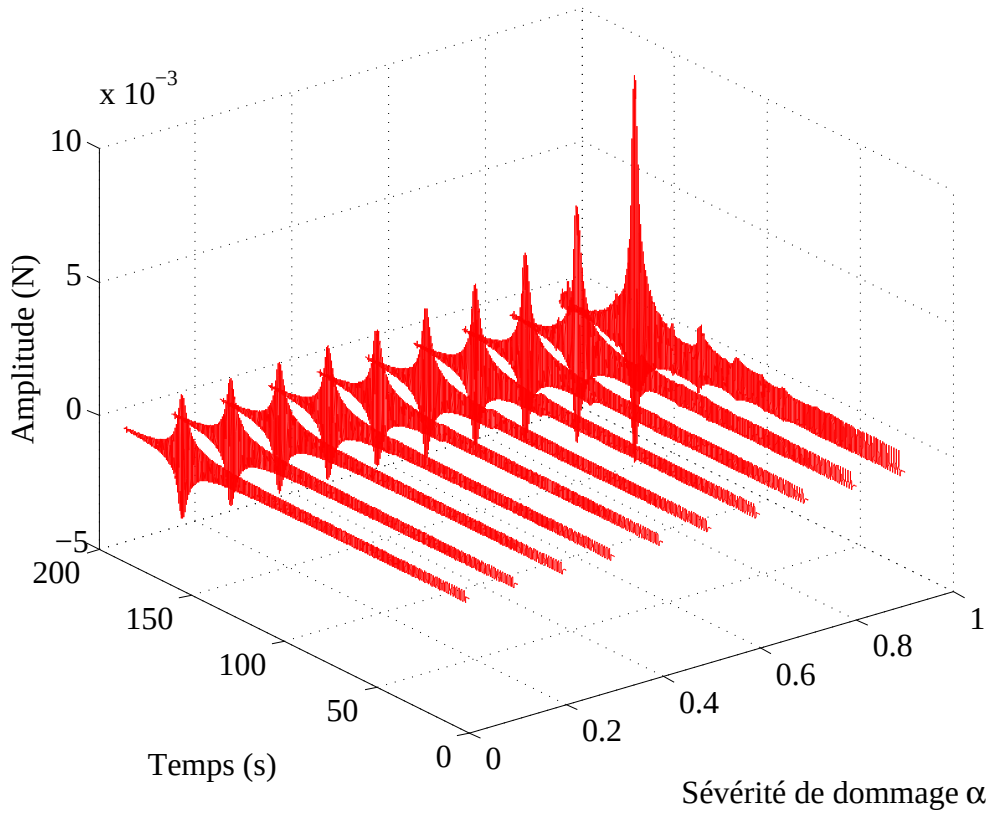


FIGURE 5.21 – Amplitude des signaux de réponse en fonction de la sévérité de dommage α - Cas de non linéarité de type "bilinéaire", $NLx = 0.7$

La figure 5.22 illustre l'évolution des caractéristiques de type SBF en fonction de la sévérité de dommage α pour une position de non linéarité fIx égale à 0.7. Il est à noter que nous avons considéré la moyenne sur les répétitions de chacune des valeurs du rapport signal sur bruit considérée (Voir table 5.4). A première vue, pour chaque descripteur de dommage de type SBF, les courbes illustrant la variation du descripteur en fonction de la sévérité du dommage se superposent pour les différentes valeurs du SNR. Néanmoins, en effectuant une analyse statistique sur ces courbes, nous notons un écart type plus important pour les faibles valeurs du rapport signal sur bruit. De plus, nous remarquons, comme prévu, une évolution croissante de toutes les caractéristiques SBF en fonction de la sévérité de dommage. Cette tendance est valable pour toutes les positions de non linéarité que nous avons considérées (Voir table 5.4).

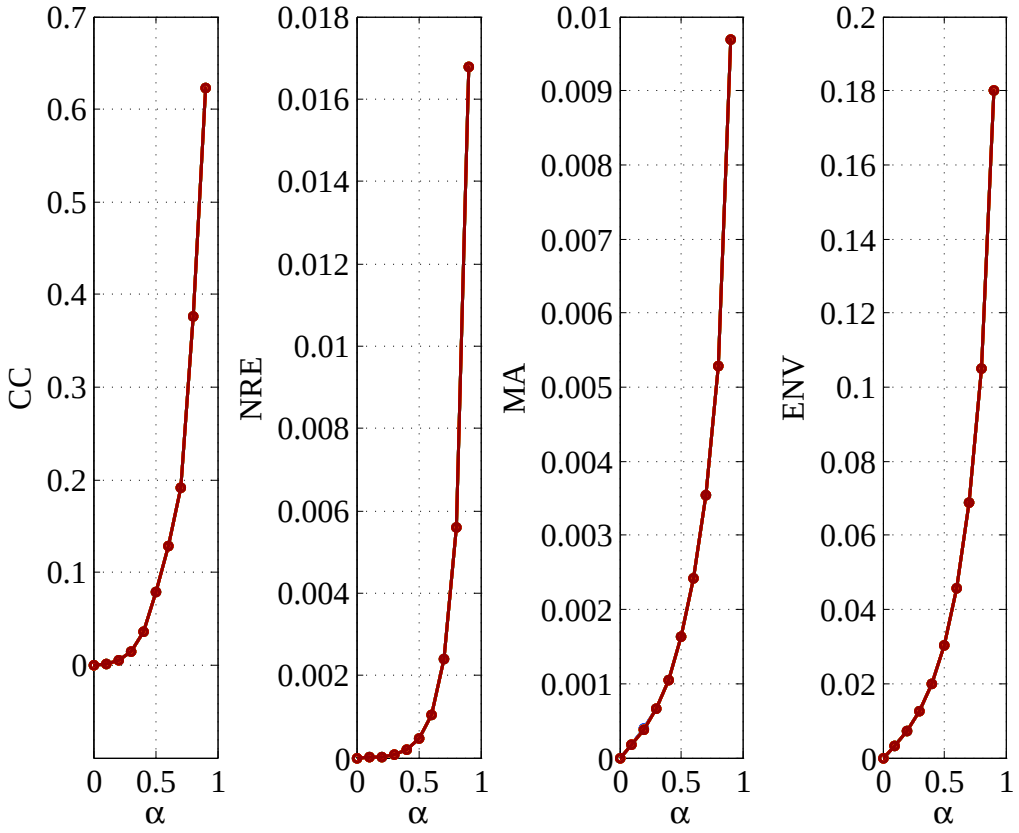


FIGURE 5.22 – Descripteurs de dommage SBF en fonction de la sévérité de dommage α - Cas de non linéarité de type "bilinéaire", $NLx = 0.7$

De façon similaire, la figure 5.23 présente l'évolution des caractéristiques de type NMBF en fonction de la sévérité de dommage α pour une position de non linéarité fIx égale à 0.7. A la différence des SBF, les NMBF ne présentent pas tous une évolution croissante en fonction de la sévérité de dommage α, en l'occurrence le descripteur NLL présente une évolution décroissante à partir d'une sévérité α de l'ordre de 0.5. Le phénomène physique derrière ce type d'évolution reste un point à analyser de façon plus fine. Enfin, nous notons que cette tendance d'évolution des descripteurs NMBF est la même pour toutes les positions de non linéarité que nous avons considérées (Voir table 5.4).

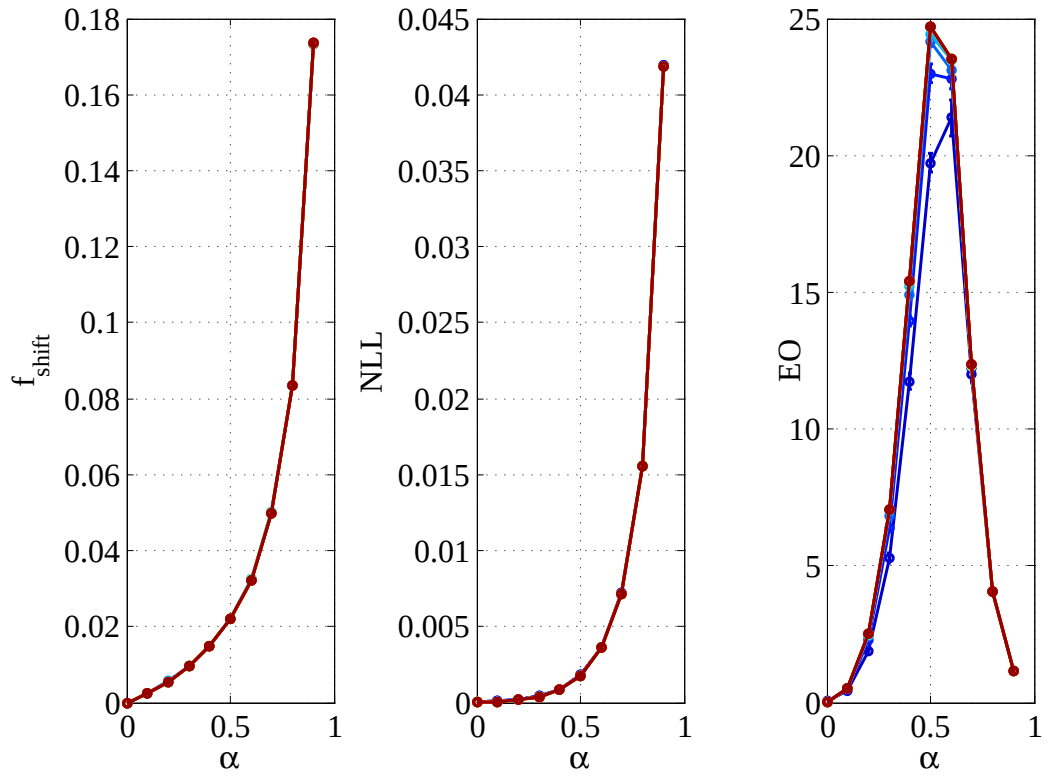
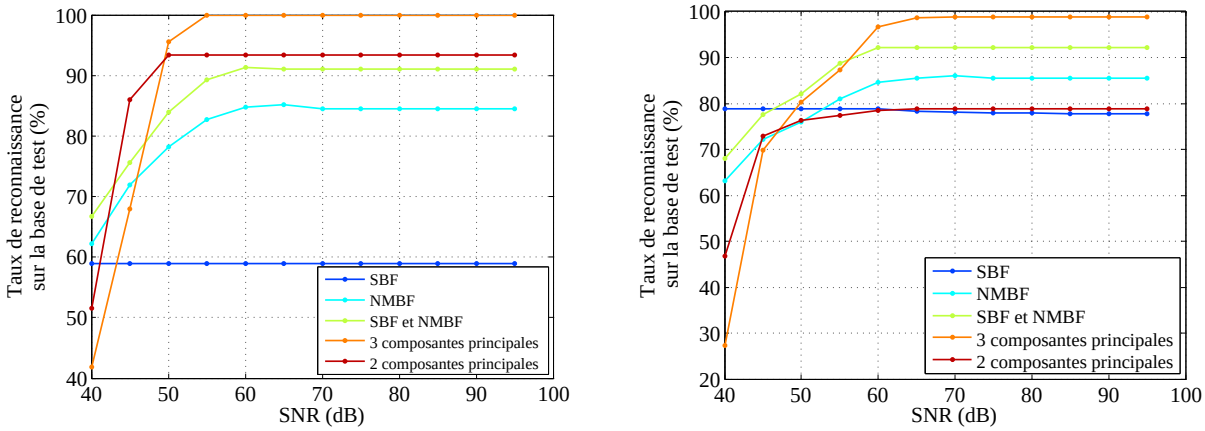


FIGURE 5.23 – Descripteurs de dommage NMBF en fonction de la sévérité de dommage α - Cas de non linéarité de type "bilinéaire", $NLx = 0.7$



(a) (b)

FIGURE 5.24 – Comparaison des performances des différents modèles SVM - Quantification de sévérité de dommage pour la non linéarité de type "bilinéaire" :(a) approache "OAO" , (b) approache "OAA"

La figure 5.24(a) illustre le taux de reconnaissance sur les données de test (en%) de divers classifieurs SVM en approche "OAO", versus le SNR (en dB) des signaux de sortie. On peut remarquer que :

— pour des valeurs de SNR élevées (en l'occurrence supérieures à $60dB$), les meilleurs classifieurs en termes de généralisation sur la base de test sont, dans l'ordre, les modèles SVM appris sur les trois premières composantes principales issues de l'ACP sur les vecteurs descripteurs contenant à la fois les SBF et les NMBF, les classifieurs appris sur les deux premières composantes principales, les classifieurs appris sur à la fois les SBF et les NMBF, les modèles SVM appris sur uniquement les caractéristiques NMBF et enfin les modèles appris sur uniquement les descripteurs de type SBF.

— pour des valeurs de SNR inférieures à $60dB$, seuls les classifieurs appris sur les descripteurs SBF sont insensibles au bruit contenu dans les signaux de sortie, contrairement aux autres classifieurs qui voient leurs performances se dégrader au fur et à mesure que le SNR décroît.

Ces deux remarques s'appliquent aussi aux résultats présentés dans la figure 5.24(b) qui illustre le taux de reconnaissance sur les données de test (en%) de divers classifieurs SVM en approche "OAA", versus le SNR (en dB) des signaux de sortie. Nous notons une légère différence dans l'ordre des classifieurs pour les valeurs de SNR supérieures à $60dB$; les modèles SVM appris sur les deux premières composantes principales arrivent juste avant ceux appris sur les SBF.

De façon général, et d'après les résultats que nous avons obtenus lors de l'application de notre approche de quantification, on peut conclure que :

— Pour les valeurs élevées de SNR, les caractéristiques de type NMBF sont plus sensibles à la sévérité des dommages. Ainsi, en introduisant ce type de descripteurs dans les données d'apprentissage pour les classifieurs SVM, les performances de classification sont nettement améliorées et ceci s'applique aux deux approches "OAO" et "OAA".

— Pour des valeurs élevées de SNR et en effectuant un apprentissage sur les premières composantes principales issues de l'ACP sur des vecteurs de caractéristiques contenant à la fois les SBF et les NMBF, les performances de classification sont améliorées. Ainsi, l'ACP permet d'obtenir un meilleur taux de reconnaissance sur les données test tout en réduisant la dimension des vecteurs de caractéristiques.

— Comparés au classifieurs appris sur les descripteurs de type SBF, les modèles SVM appris sur les caractéristiques NMBF ou sur les composantes principales sont plus sensibles au bruit contenu dans les signaux de sortie.

— Les classifieurs appris sur les descripteurs SBF sont les moins performants en termes de reconnaissance sur les données de test. Toutefois, les modèles appris sur les SBF ont l'avantage d'être robustes au bruit.

5.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons mené une étude préliminaire sur un modèle éléments finis d'une poutre présentant des non linéarités de différents types et sévérités, dans le but de tester notre approche de quantification de dommage proposée dans le chapitre 4. Dans un premier temps, nous avons présenté le modèle de simulation ainsi que les différents paramètres qui lui sont associés. Dans un second temps, nous avons étendu notre approche de quantification à la classification de type de dommage. Suite à quoi, nous avons évalué cette même approche pour la quantification de la sévérité de dommage. Nous avons montré que cette approche de quantification s'étend bien à la classification de type de dommage. Par ailleurs, nous avons pu conclure que :

— L'introduction des descripteurs de type NMBF permet d'améliorer les performances de classification dans les cas où les valeurs de SNR sont élevées.

— Un apprentissage sur les premières composantes principales issues de l'ACP sur des vecteurs descripteurs contenant à la fois les SBF et les NMBF permet d'avoir de meilleures performances de généralisation dans les cas où les valeurs de SNR sont élevées.

— Les classifieurs appris sur les descripteurs SBF sont les moins performants en termes de reconnaissance sur les données de test. Toutefois, les modèles appris sur les SBF ont l'avantage d'être plus robustes au bruit que ceux appris sur les NMBF ou les premières composantes principales.

Cette première étude nous a servi de preuve de concept afin d'élucider le potentiel ainsi que les avantages et les limites de notre approche de quantification. L'application de cette dernière sur des structures réelles endommagées de façon calibrée en utilisant la technique du choc LASER symétrique sera abordée dans le chapitre suivant.

Chapitre 6

Application : Structures composites réelles endommagées par choc LASER

6.1 Introduction

Nous nous intéressons dans ce chapitre à l'application de la stratégie de quantification de dommage, détaillée dans le chapitre 4 et testée sur un modèle de simulation simplifié dans le chapitre 5, sur des structures réelles en CFRP. Ces structures, fournies par notre partenaire industriel Safran Nacelles, sont dans un premier temps endommagées de façon calibrée en utilisant la technique du choc LASER et plus particulièrement la nouvelle configuration de choc symétrique détaillée dans le chapitre 3. Après avoir procédé au choc LASER pour endommager les structures de test, ces dernières sont équipées, via un collage à chaud, d'éléments piézoélectriques qui présentent l'avantage de pouvoir fonctionner à la fois comme des capteurs et des actionneurs. Vient ensuite l'étape d'acquisition des signaux sur les différents coupons de test. Via un dispositif expérimental qui sera détaillé, nous procédons à l'excitation de ces coupons avec des signaux de type sweep exponentiel et à l'acquisition des signaux de réponses issus de chacun des éléments PZTs. l'ensemble des signaux enregistrés sera par la suite utilisé pour extraire les différents descripteurs de dommage présentés dans le chapitre 4. Ces descripteurs sont alors utilisés comme des caractéristiques sur lesquelles des modèles SVM sont appris et évalués. La première partie du chapitre sera consacrée à la description des coupons équipés de deux éléments piézoélectriques uniquement, à la présentation des différents points abordés lors de l'investigation expérimentale conduite sur ces coupons et enfin à l'illustration et l'analyse des différents résultats obtenus. La deuxième partie du chapitre portera sur ces même points avec une application sur des structures de test équipées d'un réseau plus large d'éléments piézoélectriques.

6.2 Application aux coupons équipés de 2 PZTs

6.2.1 Descriptif des coupons

Les coupons de test sur lesquels nous avons conduit les premières investigations expérimentales sont des plaques composites de dimension $315mm \times 100mm \times 2.2mm$ (Figures 6.1 et 6.3) constituées de 16 plis orientés selon l'empilement $[0°/90°/0°/90°/0°/90°/0°/90°]_s$. Chaque pli est constitué de fibres de carbone unidirectionnelles et d'une matrice époxy. Les propriétés mécaniques de chaque pli, d'épaisseur $0.14mm$ sont données dans la table 6.1.

TABLE 6.1 – Propriétés mécaniques d'un pli - Données fournies par Safran Nacelles

masse volumique (kg/m^3)	E_{11} (GPa)	E_{22} (GPa)	$G_{13} = G_{12}$ (GPa)	ν_{12}
1594	140	9	4.5	0.3

Nous considérons quatre coupons comme schématisés dans la figure 6.1 ;

— Le premier coupon, référencé "healthy", est gardé dans un état sain ; aucun dommage n'a été introduit au sein de la plaque.

— Le deuxième coupon, référencé "1 impact", à été soumis à un impact LASER en configuration symétrique (chapitre 3), avec une couche sacrificielle en aluminium et un confinement à l'eau. L'impact a été réalisé avec une taille de tâche focale de $6mm$, 100% du maximum de l'énergie de chacune des voies du LASER et un délai temporel nul entre les deux rayonnements (Voir chapitre 3). Ceci a induit un dommage de type délaminage à la profondeur moyenne du coupon et ayant une taille de l'ordre de $7mm$.

— Le troisième coupon, référencé "2 impacts", à été soumis à deux impacts LASER contigus en configuration symétrique. Les paramètres LASER considérés sont les mêmes que ceux définis précédemment. Avec ces deux impacts contigus, un délaminage de taille d'environ $14mm$ a été créé à mi-profondeur.

— Le quatrième coupon, référencé "3 impacts", à été soumis à trois impacts LASER contigus en configuration symétrique. Les paramètres LASER considérés sont également les mêmes que ceux définis précédemment et la taille du dommage créé au sein du coupon est de l'ordre de $21mm$.

Les structures présentées ci-dessus ont été équipées d'éléments piézoélectriques (qui peuvent fonctionner en mode capteur et actionneur) collés à leur surface afin de réaliser le contrôle de leur état de santé. Pour le choix de ces éléments piézoélectriques ainsi que de la colle, nous nous sommes basés sue l'étude conduite dans [28]. Dans cette référence, Fendzi a testé deux familles d'éléments piézoélectriques (PZT NCE51 de Noliac et MFC de Smart Materials) et trois types de colles (302-3M EPO-TEK, Redux 322, EA 9674 Structil).

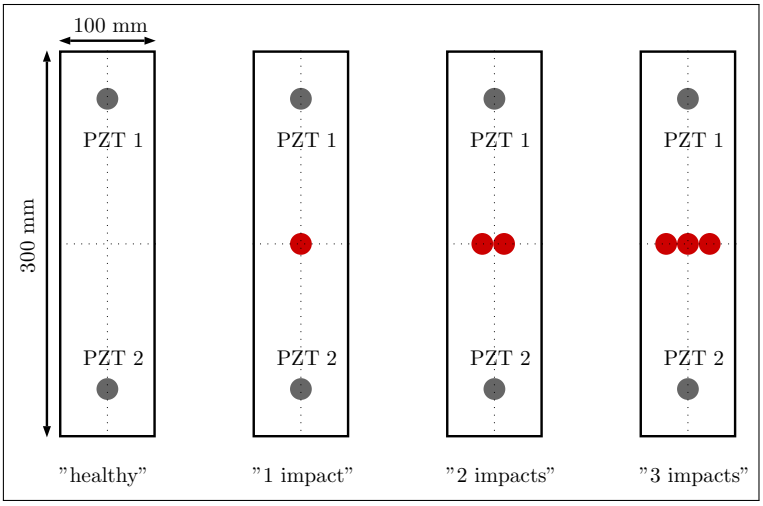


FIGURE 6.1 – Schéma représentant les quatre plaques équipées par 2 PZTs chacune

Ces différentes colles ont été proposées par Safran Nacelles car elles avaient déjà été utilisées et validées pour l'assemblage de leurs matériaux composites et pour divers collages. En considérant un critère basé sur la capacité statique [1] (partie imaginaire de l'impédance) des éléments piézoélectriques une fois collés à la surface des coupons, l'ensemble piézoélectrique-colle qui a été choisi est le PZT NCE51 de Noliac et la colle Redux 322. Leurs propriétés sont les suivantes :

- **Redux 322**
  - Type : Film adhésif époxy modifié
  - Température d'utilisation : de $-55°C$ à $175°C$
  - Résistance au cisaillement : $\simeq 22MPa$
  - Polymérisation : Cuisson 60 minutes à $175°C$ et sous pression $(140 - 700kPa)$.
- **PZT (NCE51 de Noliac)**

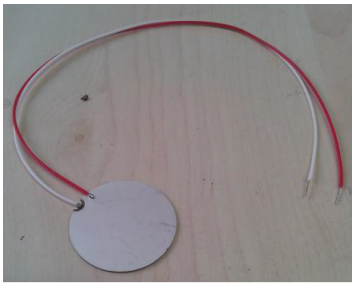


FIGURE 6.2 – PZT NCE51 de Noliac de diamètre 25 mm

1. Capacité du "condensateur" formé par l'élément piézoélectrique et la structure à la quelle il est collé, à basse fréquence

— Tension nominale[2] : $-120V$ à $120V$

— Température de Curie : $360°C$

— Courant maximum : $60mA$

— Taille et masse (table 6.2)

TABLE 6.2 – Taille et poids des PZTs (NCE51 de Noliac).

Diamètre (mm)	Épaisseur (mm)	ρ (kg/m^3)	Masse (g)
25	0.5	7600	1.86

La figure 6.3 montre une vue d'ensemble des différentes plaques époxy multicouches après avoir été endommagées par le choc LASER et équipées d'éléments piézoélectriques.

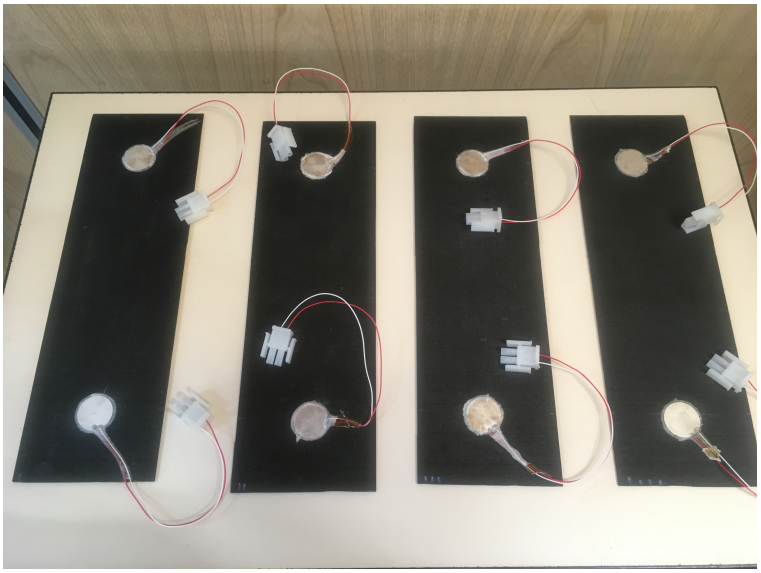


FIGURE 6.3 – Les quatre coupons test après avoir été impactés par LASER et équipés de 2 PZTs

Nous notons que les dommages créés par les impacts LASER sont internes. Avec un simple examen à l'œil nu, nous ne distinguons aucune différence entre les quarte coupons.

6.2.2 Acquisition des données

La technique de contrôle santé structurale active est basée sur l'idée que la structure sous surveillance est excitée via des actionneurs avec un signal d'excitation bien choisi pour l'application concernée. À partir de l'analyse de la réponse de la structure à cette excitation, un

2. La tension nominale définit l'intervalle de tension acceptable sans endommager le PZT (tension de claquage)

diagnostic, permettant de statuer par rapport à l'état de santé de ladite structure, est établi. La représentation schématique de ce principe est illustrée à travers la figure 6.4 où l'on peut voir toute la chaine de contrôle, partant de la génération du signal d'excitation, de l'acquisition des données au diagnostic du dommage. L'émetteur représente le PZT qui agit en mode actionneur, tandis que le récepteur désigne le PZT agissant en mode capteur.

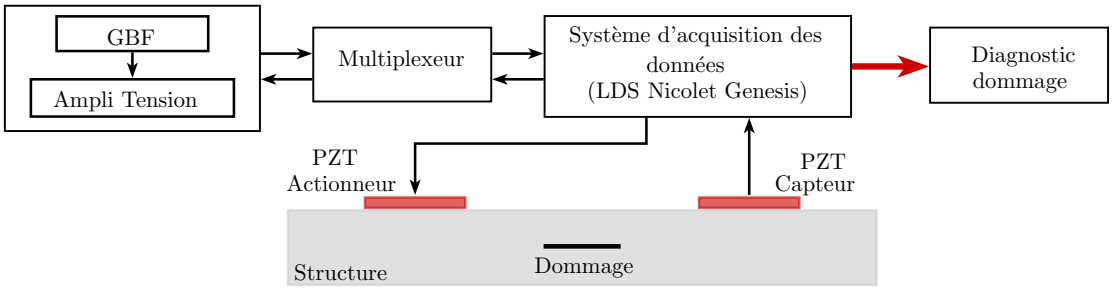


FIGURE 6.4 – Approche active pour le contrôle santé structurale

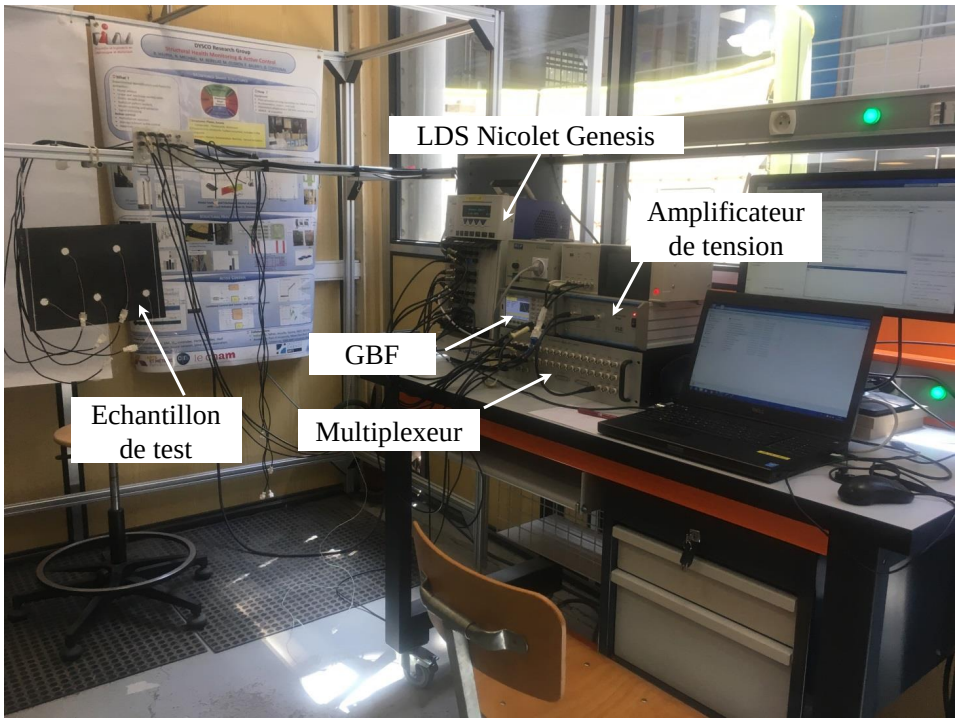


FIGURE 6.5 – Dispositif expérimental d'acquisition des données sur les coupons en CFRP

Le dispositif expérimental utilisé dans le cadre de ce travail est présenté figure 6.5, où le coupon test dont on souhaite contrôler son état de santé est suspendu à un portique afin que les bords de la structure soient libres de toutes contraintes extérieures. Un signal, de type sweep exponentiel dans notre cas, est généré à l'aide d'un générateur basse fréquence (**GBF**). Ce

signal est ensuite amplifié et transmis à un PZT qui joue alors le rôle d'actionneur, le signal électrique est converti en action mécanique dans la structure (effet piézoélectrique direct). Un autre PZT qui est utilisé en mode capteur mesure ensuite la déformation mécanique de la structure qui est alors convertie en un signal électrique (effet piézoélectrique inverse). Un système d'acquisition **LDS Nicolet Genesis** permet d'enregistrer les signaux mesurés. Un multiplexeur **Acquitek** a été également utilisé afin d'automatiser la procédure d'excitation-acquisition, évitant ainsi de connecter et déconnecter les câbles des PZTs lorsque ceux-ci agissent en mode "actionneur" ou en mode "capteur". En effet, cette automatisation devient indispensable à partir du moment où l'on souhaite réaliser un grand nombre d'acquisitions des signaux sur chacune des structures étudiées. Toutes les composantes de la chaine d'acquisition détaillée ci-dessus sont pilotés de façon automatique via un script Matlab dont les principales parties sont données par la figure 6.6.

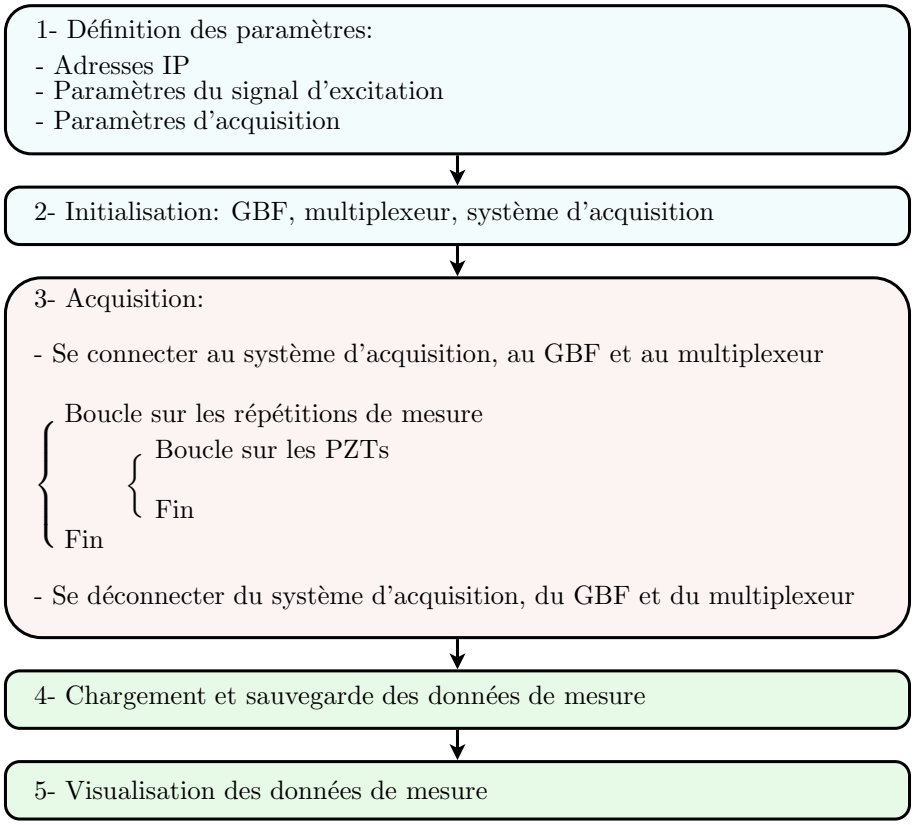


FIGURE 6.6 – Principales parties du script d'automatisation de l'acquisition des signaux

La première étape consiste à définir certains paramètres ; les adresses IP du GBF ainsi que du multiplexeur, les paramètres du signal d'excitation illustrés dans la table 6.3 et finalement les paramètres d'acquisition détaillés dans la table 6.4. Le choix des paramètres f_{min} et f_{max} du signal d'excitation est justifié par le fait que nous avons voulu explorer la réponse de la structure sous une large gamme de fréquence. Quand au choix de la durée, T, du signal,

celui-ci est justifié par la relation $T = (2m - \frac{1}{2})\frac{ln(f_2/f_1)}{2f_1}$, avec $m \in \mathbb{N}^*$ (chapitre 4, §4.2.4). Par ailleurs, une durée suffisamment courte permet d'éviter les problèmes de chargement et de sauvegarde des données de mesure. La fréquence d'échantillonnage est justifiée par le théorème de Shannon [3]. L'amplitude du signal d'excitation est choisi de façon à pouvoir tester des amplitudes croissantes tout en respectant les limites de fonctionnement de la chaine de mesure et en particulier de l'amplificateur.

TABLE 6.3 – Paramètres du signal d'excitation - Coupons réels

Propriété	**Valeurs**
f_{min}	$10^3 Hz$
f_{max}	$10^5 Hz$
fs	$10^7 Hz$
t_{len}	$0.45s$
amp	$\in \{10, 20, 30, 40, 50\} V$ après amplification

TABLE 6.4 – Paramètres d'acquisition

Propriété	**Détails**	**Valeurs**
fs_{acqui}	la fréquence d'échantillonnage lors de l'acquisition	$10^6 Hz$
$record_{length}$	la durée d'enregistrement	$0.5s$
$nb_{activeChannels}$	Nombre de voies actives du système d'acquisition	2
$span$	l'étendue du signal	$\in \{22, 42, 62, 82, 102\} V$
$nb_{records}$	Nombre de répétitions de mesure	20
$pause_{length}$	Temps d'attente entre deux instances de mesure successives	$2s$

L'étape d'après consiste à initialiser le GBF, le multiplexeur et le système d'acquisition. Suite à cette étape, on procède à l'acquisition. Dans le cadre de ce manuscrit, nous avons considérés 20 répétitions de mesure. A chaque répétition, on boucle sur les éléments piézoélectriques en faisant travailler à chaque itération un seul PZT en mode actionneur et tous les autres en mode capteur. Une fois l'étape d'acquisition est réalisée, les données de mesure sont chargées, sauvegardées et enfin visualisées. La figure 6.7 illustre la matrice des signaux obtenus pour une répétition de mesure sur la plaque référencée "3 impacts". Un élément (i,j), i étant l'indice de ligne et j l'indice de colonne, de cette matrice représente le signal obtenu lorsque le $j^{\text{ème}}$

3. Dans le cas général, le théorème d'échantillonnage énonce que l'échantillonnage d'un signal exige un nombre d'échantillons par unité de temps supérieur au double de l'écart entre les fréquences minimale et maximale qu'il contient. Dans le cas le plus courant, la fréquence minimale du signal est négligeable par rapport à la fréquence maximale et le théorème affirme simplement : La représentation discrète d'un signal exige des échantillons régulièrement espacés à une fréquence d'échantillonnage supérieure au double de la fréquence maximale présente dans ce signal.

PZT est activé en mode actionneur et la réponse est mesurée via le $i^{\text{ème}}$ PZT. Les éléments de la diagonale sont donc les signaux d'excitation mesurés sur les différents PZT.

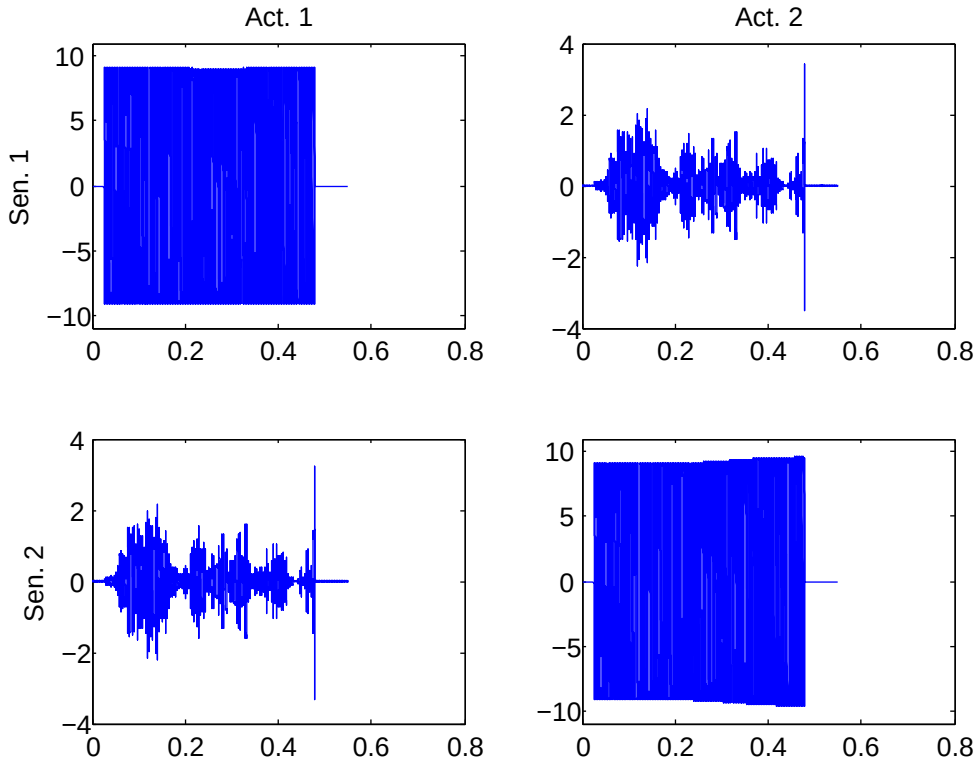


FIGURE 6.7 – Exemple de signaux mesurés sur un coupon équipé de deux PZTs - Répétition 1, cas du coupon avec "3 impacts" LASER

6.2.3 Des signaux aux descripteurs

Suite à l'étape d'acquisition des signaux, ces derniers sont transformés en caractéristiques qui serviront à l'apprentissage de modèles SVM pour la classification de sévérité de dommage. Un script Matlab dont les principales parties sont données figure 6.8 a été également implémenté afin d'automatiser les étapes d'extraction de descripteurs et d'apprentissage de modèles.

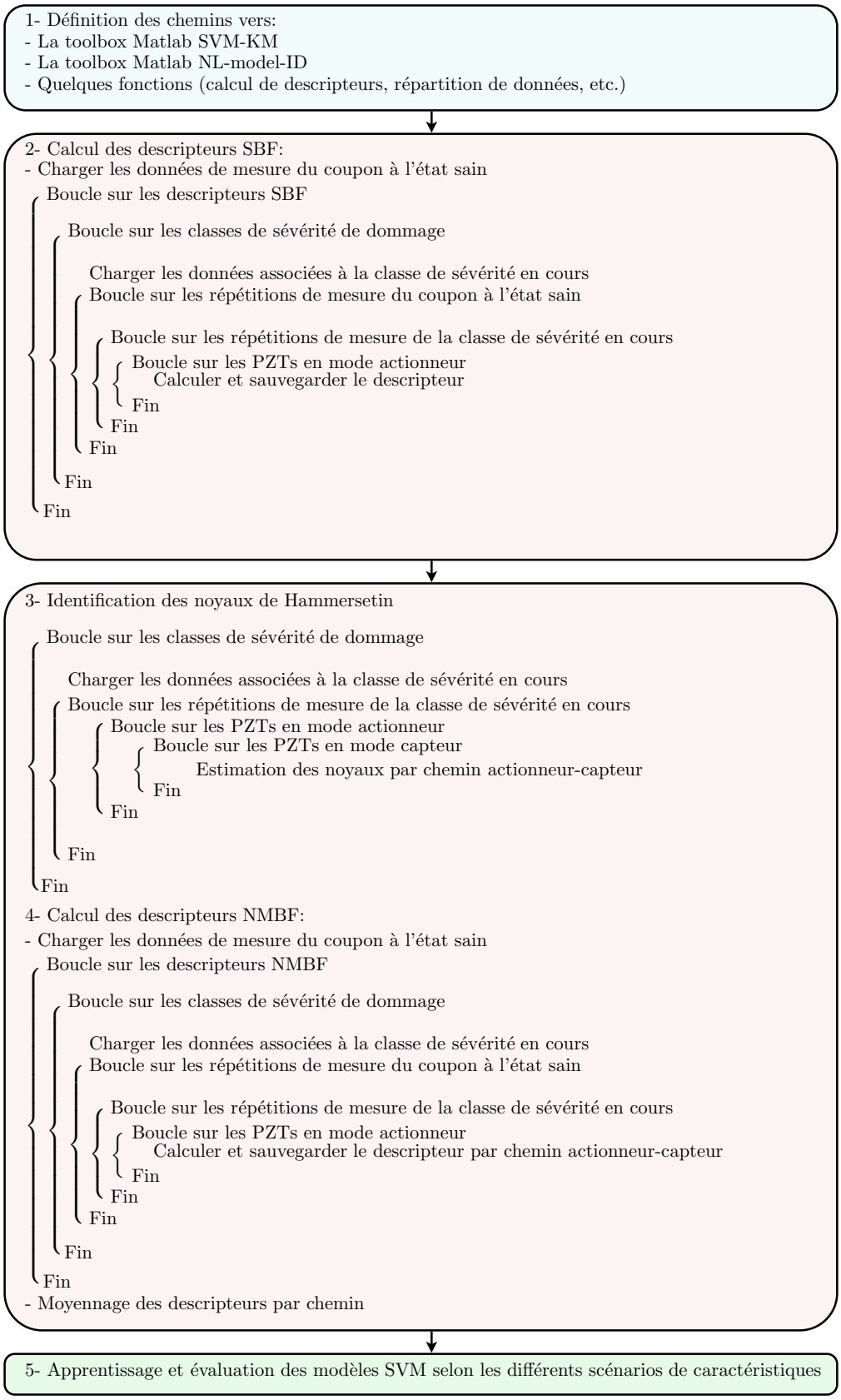


FIGURE 6.8 – Principales parties du script d'extraction de caractéristiques, d'apprentissage et d'évaluation de modèles SVM

Après avoir défini les chemins vers les toolbox Matlab requises, la première étape consiste à calculer les caractéristiques de type SBF. La figure 6.9 illustre la répartition des données dans l'espace (NRE, MA, ENV) pour un signal d'excitation d'amplitude $10V$. Quatre classes de sévérité de dommage sont définies ; la classe labellisée "0" correspond au données obtenues sur le coupon à l'état de référence (l'état sain), les classes étiquetées "1" , "2" et "3" correspondent, respectivement, aux coupons impactés avec un, deux et trois impacts LASER symétriques. Comme on peut le remarquer sur la figure 6.9, nous distinguons une structure de quatre sous-groupes, chacun correspondant à une classe de sévérité de dommage. Toutefois, ces quatre sous groupes sont relativement chevauchés. Par ailleurs, nous notons que des répartitions similaires des données ont été obtenues pour les différentes amplitudes d'excitation qui ont été testées, en l'occurrence, $20V$, $30V$, $40V$ et $50V$.

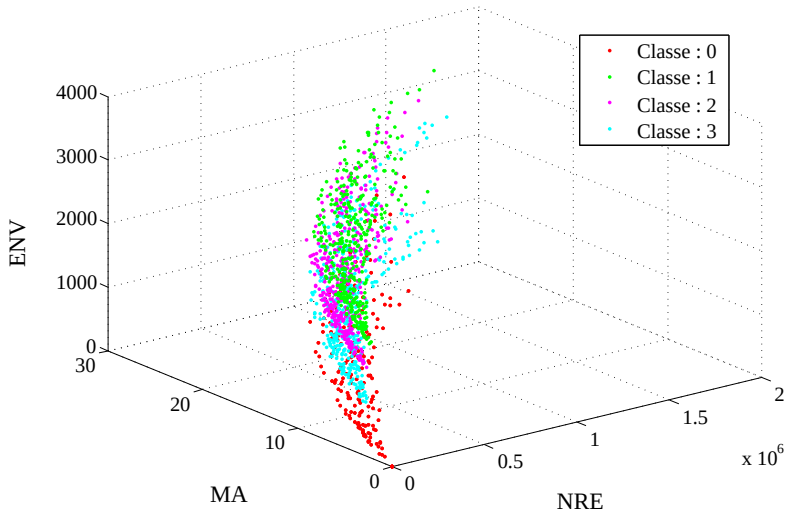


FIGURE 6.9 – Répartition des données dans l'espace (NRE, MA, ENV) - Amplitude d'excitation : $10V$

Les caractéristiques de type NMBF sont par la suite calculées. Dans un premier temps, nous procédons à l'estimation des noyaux de Hammerstein modélisant la réponse dynamique non linéaire du chemin actionneur-capteur. L'estimation de ces noyaux est effectuée selon l'approche d'identification détaillée dans le chapitre 4. Les différentes fonctions $g_n(t)$ sont séparées en procédant à un simple fenêtrage temporel (Figure 6.10) sur le produit de convolution du signal de sortie (mesuré sur le PZT en mode capteur) et de l'inverse du signal d'entrée (mesurée sur le PZT en mode actionneur) au sens de la convolution. En utilisant l'équation (4.29), la famille $\{h_n(t)\}_{n\in\{1\ldots N\}}$ des noyaux de Hammerstein, est complètement identifiée. La figure 6.11 illustre la représentation fréquentielle des noyaux de Hammerstein obtenus en utilisant

les données de mesure sur le coupon endommagé avec 3 impacts LASER contigus et excité avec un signal "sweep exponentiel" d'amplitude égale à $10V$. Nous notons que l'ordre de non linéarité maximale N est égale à 4 dans ce cas. Comme le montre la figure 6.12, avec une telle valeur de l'ordre N, le signal de sortie reconstruit en se basant sur les noyaux estimés se superpose bien avec le signal de sortie d'origine, c.-à-d celui qui a été réellement mesuré sur le PZT en mode capteur. Cela est d'autant plus vrai que l'on monte en fréquences (Figure 6.12) ce qui permet de mettre en évidence la pertinence du modèle de Hammerstein en parallèle et le potentiel d'un tel modèle à capturer les effets non linéaires induits par le dommage.

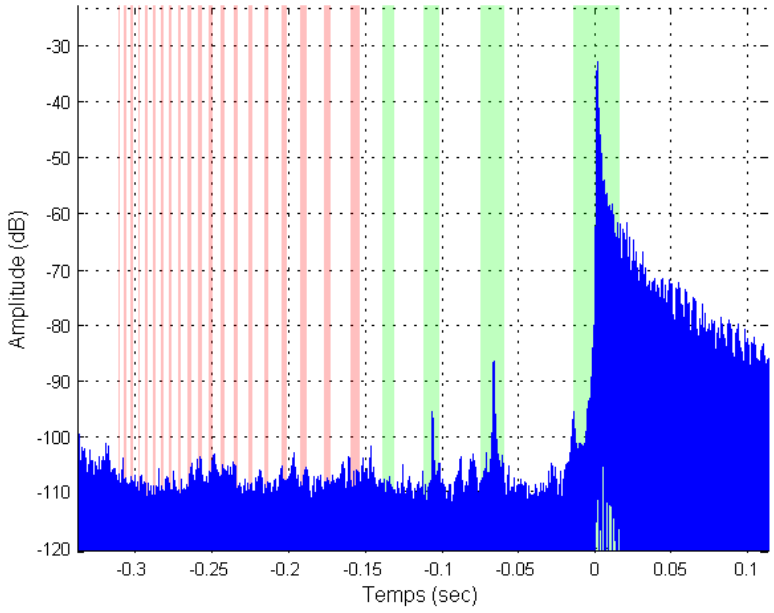


FIGURE 6.10 – Principe du fenêtrage temporel pour l'extraction des fonctions $g_n(t)$ - Données de mesure sur le coupon avec 3 impacts LASER, excitation d'amplitude : $10V$

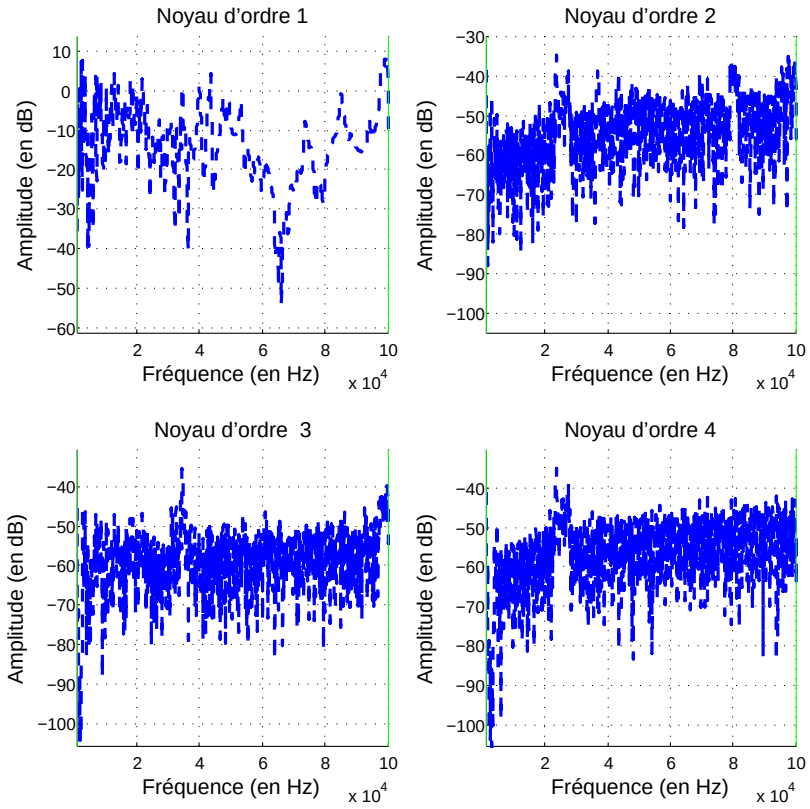


FIGURE 6.11 – Représentation fréquentielle des noyaux de Hammerstein - Données de mesure sur le coupon avec 3 impacts LASER, excitation d'amplitude : $10V$

La figure 6.13 illustre la répartition des données dans l'espace (NLL, f_{shift}, EO) pour un signal d'excitation d'amplitude $10V$. Nous distinguons une structure de quatre sous-groupes, chacun correspondant à une classe de sévérité de dommage. Toutefois, à la différence de la représentation des données dans l'espace (NRE, MA, ENV), les quatre sous groupes sont nettement séparés et aucun chevauchement entre les classes n'a lieu.

Une analyse en composantes principales a été également conduite sur des vecteurs de features contenant à la fois les caractéristiques SBF et NMBF. Les figures 6.14 et 6.15 illustrent, respectivement, la répartition des données dans le plan formé par les deux premières composantes principales et dans l'espace à trois dimensions formé par les trois premières composantes principales. Nous remarquons une structure de quatre sous-groupes, chacun correspondant à une classe de sévérité de dommage. De façon similaire à la représentation des données dans l'espace des caractéristiques de type NMBF, les quatre classes de sévérité de dommage sont bien séparées. Le pourcentage de la variance totale expliquée par les trois premières composantes principales est donnée dans la table 6.5.

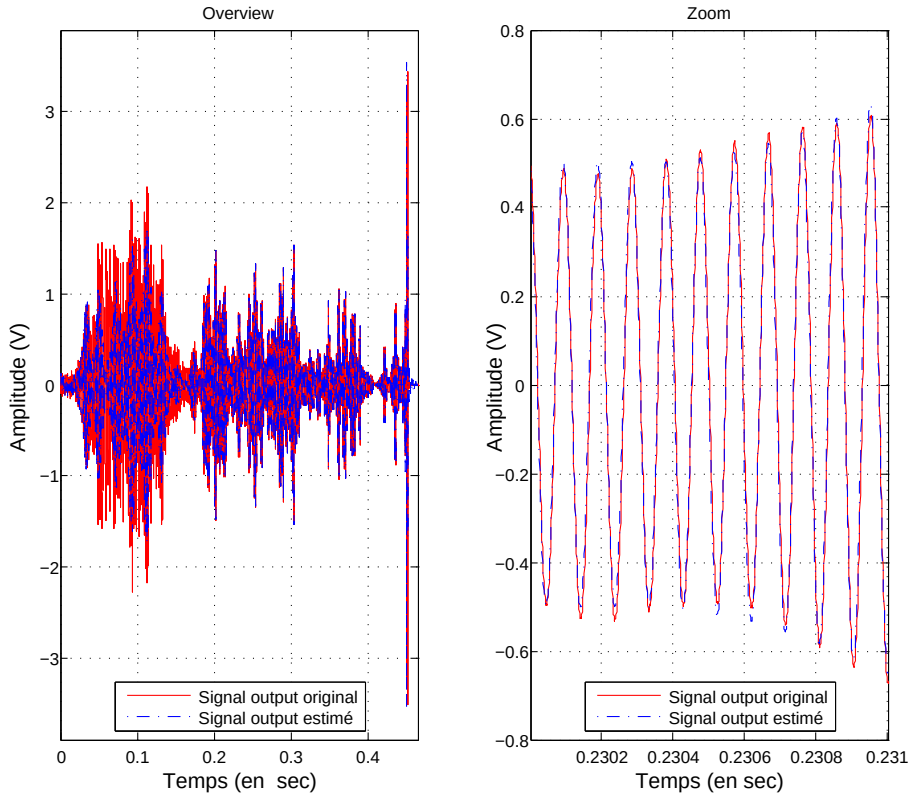


FIGURE 6.12 – Superposition entre le signal de sortie d'origine et celui reconstruit - Données de mesure sur le coupon avec 3 impacts LASER, excitation d'amplitude : $10V$

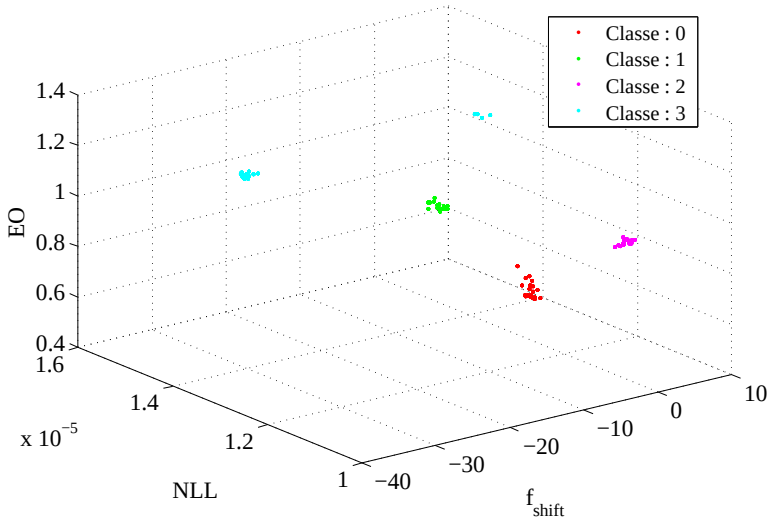


FIGURE 6.13 – Répartition des données dans l'espace (NLL, f_{shift}, EO) - Amplitude d'excitation : $10V$

TABLE 6.5 – Pourcentage de variance expliquée par les trois premières composantes principales - Amplitude d'excitation : $10V$

Composante Principale	PC 1	PC 2	PC 3
% de variance	49.03	29.09	16.53

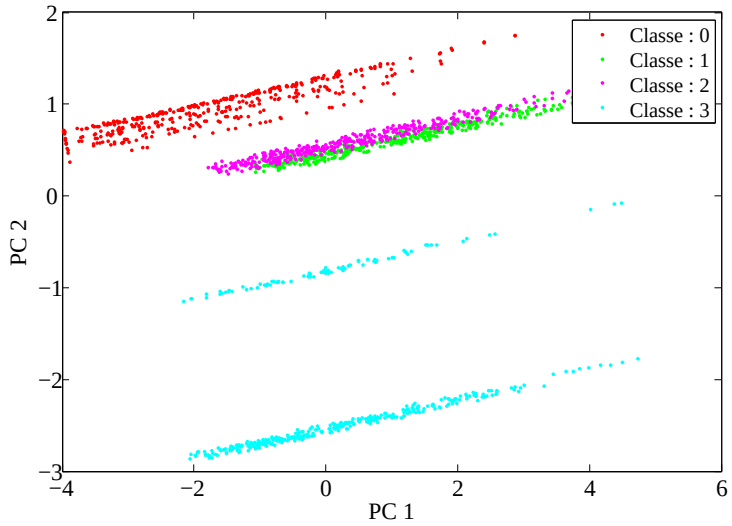


FIGURE 6.14 – Répartition des données dans le plan formé par les deux premières composantes principales - Amplitude d'excitation : $10V$

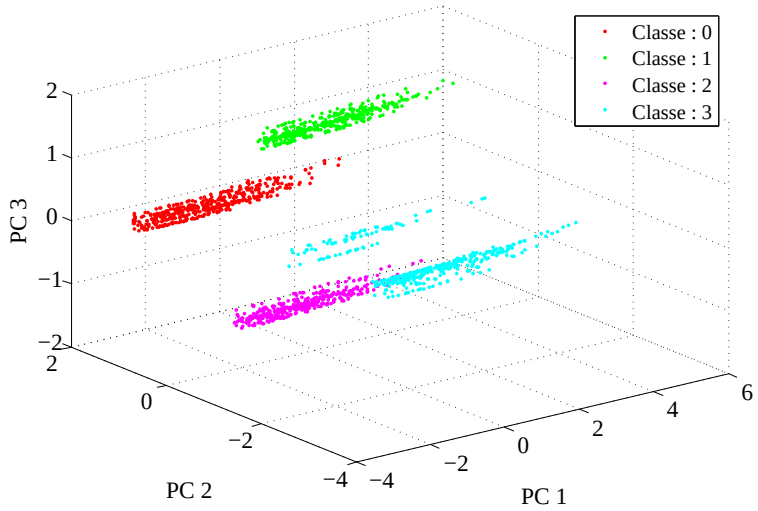


FIGURE 6.15 – Répartition des données dans l'espace formé par les trois premières composantes principales - Amplitude d'excitation : $10V$

6.2.4 Résultats de classification

En se basant sur les caractéristiques calculées précédemment, nous distinguons entre quatre scénarios possibles pour le choix des attributs sur lesquels les modèles SVM sont appris :

- Seules les caractéristiques SBF sont utilisées pour entraîner le modèle SVM
- Seules les caractéristiques NMBF sont utilisées pour entraîner le modèle SVM
- Les deux types de caractéristiques SBF et NMBF sont utilisées pour entraîner le modèle SVM
- Seules les trois premières composantes principales issues de l'ACP sur les caractéristiques SBF et NMBF sont utilisées pour entraîner le modèle SVM
- Seules les deux premières composantes principales issues de l'ACP sur les caractéristiques SBF et NMBF sont utilisées pour entraîner le modèle SVM

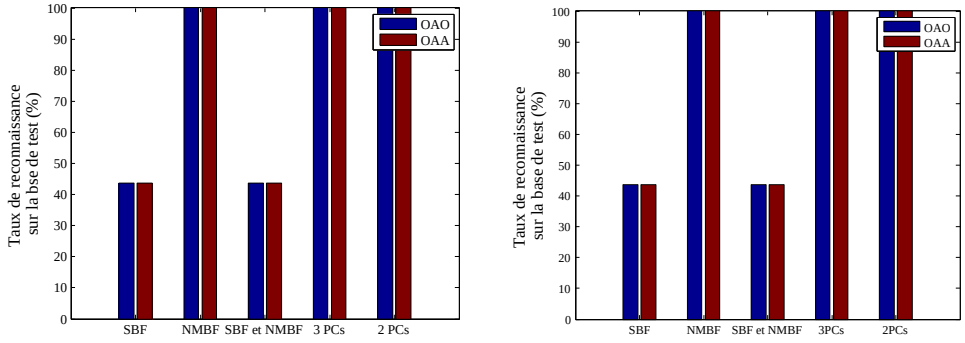
Nous rappelons que les trois premiers scénarios permettent d'étudier l'apport des caractéristiques de type NMBF par rapport aux SBF. Les deux derniers scénarios permettent, quant à eux, d'investiguer l'influence de la réduction de la dimension du vecteur des caractéristiques, sur les performances du modèle décisionnel.
Un échantillonnage stratifié a été considéré pour partitionner les données en une base d'apprentissage et une base de test ; Pour l'apprentissage des différents modèles SVM, 70% des observations ont été utilisés. Les 30% restant sont, quant à eux, utilisés pour tester la capacité de généralisation du modèle. Par ailleurs, les paramètres utilisés lors de l'apprentissage (Voir la référence [144]) des différents modèles SVM sont illustrés dans la table 6.6.

TABLE 6.6 – Paramètres définis lors de l'apprentissage des modèles SVM

Paramètre	**Détails**	**Valeur**
λ	Paramètre de conditionnement pour la méthode QP	$1e-7$
C	Constante de régularisation	100
Noyau	Type de Noyau	Gaussien
Option noyau	Option associée au type de noyau choisi	2

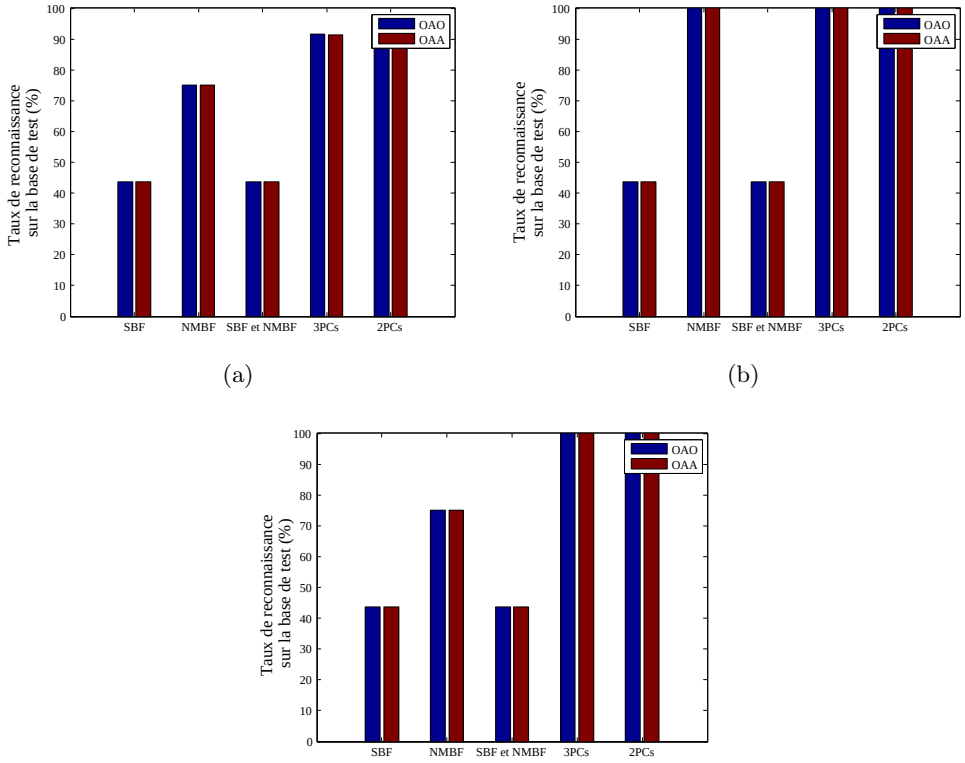
La figure 6.16a illustre le taux de reconnaissance (en %) sur la base de test des différents modèles SVM appris en utilisant les données de mesure issues des coupons équipés de 2 PZTs et excités avec un signal d'amplitude égale à $10V$. Un taux de reconnaissance de 100% a été obtenu par les classifieurs appris sur les caractéristiques de type NMBF ainsi que par les modèles SVM appris sur les deux ou les trois premières composantes principales issues de l'ACP sur des vecteurs descripteurs contenant à la fois les caractéristiques de type SBF et NMBF. Les classifieurs appris sur les caractéristiques de type SBF seulement ou sur les deux types de descripteurs SBF et NMBF présentent une moindre performance avec un taux de reconnaissance sur la base de test de l'ordre de 44%. Ceci peut être expliqué par le chevauchement introduit entre les classes en considérant les caractéristiques de type SBF. Par ailleurs, des

performances ayant des tendances similaires ont été obtenues pour les autres amplitudes du signal d'excitation (Figures 6.16b, 6.17a, 6.17b, 6.17c).



(a) (b)

FIGURE 6.16 – Taux de reconnaissance des différents modèles SVM sur la base de test - données issues des coupons équipés avec 2 PZTs - amplitude d'excitation : (a) $10V$, (b) $20V$



(a) (b)

(c)

FIGURE 6.17 – Taux de reconnaissance des différents modèles SVM sur la base de test - données issues des coupons équipés avec 2 PZTs - amplitude d'excitation : (a) $30V$, (b) $40V$, (c) $50V$

D'après les performances de classification illustrées dans les figures ci-dessus, nous pouvons conclure que :

— L'introduction des descripteurs de type NMBF permet d'améliorer les performances de classification.

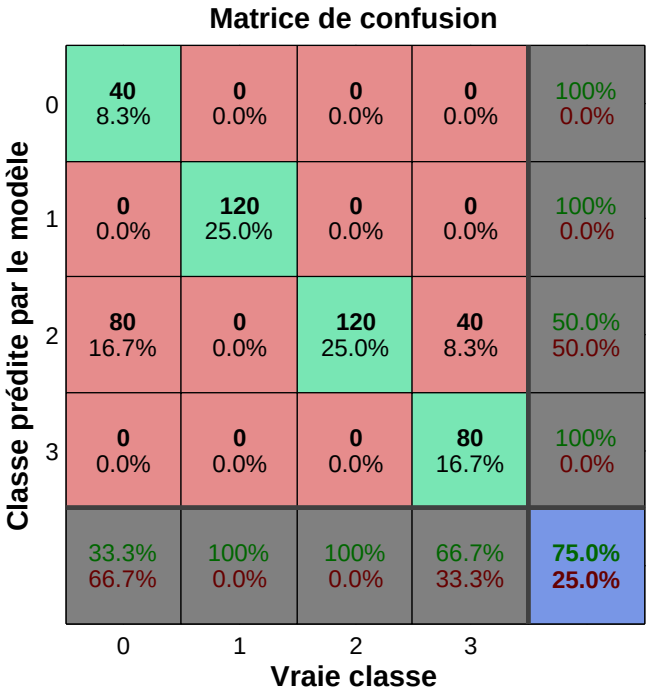
— Un apprentissage sur les premières composantes principales issues de l'ACP sur des vecteurs descripteurs contenant à la fois les SBF et les NMBF permet d'avoir de meilleures performances de généralisation.

— Les classifieurs appris sur les descripteurs SBF sont les moins performants en termes de reconnaissance sur les données de test.

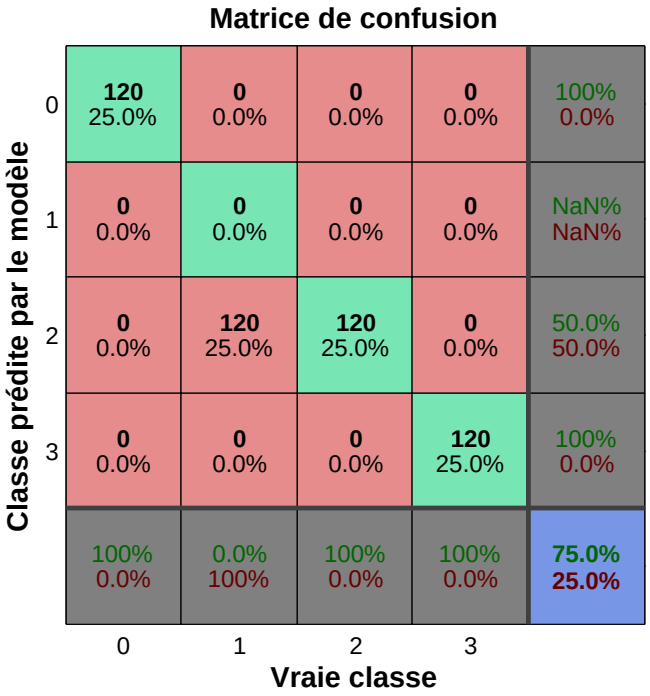
Pour les amplitudes d'excitation de $30V$ et $50V$ (figures 6.17a et 6.17c), nous remarquons que certains classifieurs voient leurs performances en généralisation baisser. En l'occurrence, les classifieurs appris sur les caractéristiques de type NMBF passent de 100% de taux de reconnaissance sur la base de test pour des amplitudes d'excitation de $10V$, $20V$ et $40V$ à 75% pour des amplitudes d'excitation de $30V$ et $50V$. En effet, dans le cas d'une excitaion à $30V$, les classifieurs appris sur les descripteurs de type NMBF se trompent sur la classe labellisée "0" (coupon sain) ainsi que sur la classe labellisée "3" (coupon ayant subit 3 impacts LASER contigus) ; 80 observations appartenant à la classe labellisée "0" ont été affectées par le modèle décisionnel à la classe labellisée "2" et 40 observations appartenant réellement à la classe labellisée "3" ont été associées à la classe "2" (figure 6.18a). Dans le cas d'une excitation à $50V$ (figure 6.18b), le modèle se trompe sur les observations réellement labellisées "1" et les affectent toutes à la classe étiquetée "2".

Les classifieurs appris sur les trois ou les deux premières composantes principales pour une amplitude d'excitation de $30V$ voient aussi leurs performances en généralisation légèrement chuter (figures 6.17a). Dans ce cas de figure, ces classifieurs se trompent sur la classe labellisée "3" pour laquelle 33% des observations sont affectées à la classe labellisée "2" (figure 6.19).

Ceci révèle l'influence de l'amplitude de l'excitation sur les caractéristiques de type **NMBF**, un point à étudier plus profondément dans des travaux futurs.



(a)



(b)

FIGURE 6.18 – Matrices de confusion des modèles appris sur les caractéristiques de type NMBF - amplitude d'excitation : (a) $30V$, (b) $50V$

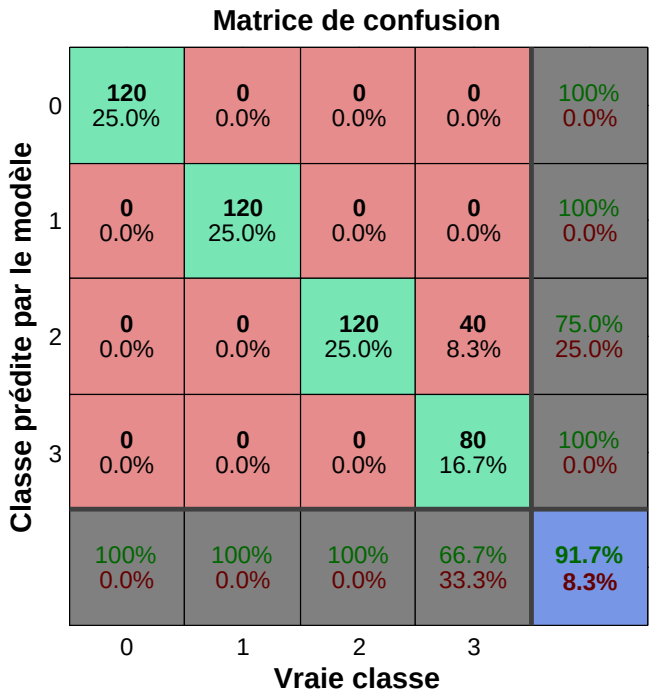


FIGURE 6.19 – Matrice de confusion des modèles appris sur les trois ou les deux premières composantes principales - amplitude d'excitation : $30V$

Afin de mieux investiguer l'apport des caractéristiques de type NMBF qui, par définition, sont basées sur les noyaux de Hammerstein, nous avons exploré avec plus de détail ces noyaux. Pour les quatre ordres de non linéarité (de 1 jusqu'à 4 dans notre cas) et pour chacune des amplitudes d'excitation qui ont été testées, les noyaux ont été moyennés sur les répétitions de mesure et superposés pour les différentes sévérités de dommage (Figures 6.20, 6.21, 6.22 et 6.23). Ceci a permis de révéler certaines zones fréquentielles dans lesquelles l'amplitude des noyaux évolue tout en respectant un ordre lié à la sévérité du dommage (Voir les points mis en relief par des cercles sur les figures 6.20, 6.21, 6.22 et 6.23). Par exemple, pour le noyau d'ordre 1 (Figure 6.24), et indépendamment de l'amplitude du signal d'excitation, nous pouvons remarquer que dans la zone fréquentielle aux alentours de $27kHz$, l'amplitude du noyau évolue en maintenant l'ordre lié à la sévérité du dommage. Cette remarque est aussi valable pour les noyaux d'ordre 2 et 4 (Figures 6.25 et 6.26). La mise en exergue de cette zone fréquentielle est pertinente. Pour approfondir la compréhension des phénomènes observés, nous avons abordé ce cas d'étude via une simulation numérique éléments finis d'une instance d'interrogation de la structure (réponse au balayage exponentiel). La structure est modélisée par des éléments de type coques stratifiées, incluant des éléments piézoélectriques. Le dommage est dans un premier temps représenté de manière linéaire, par une zone ayant des propriétés élastiques réduites. Ces travaux ont permis d'adapter la cadre classique de simulation EF à notre problématique, c'est à dire à la variation importante des fréquences mises en jeu, inhérente au

balayage exponentiel. On a notamment introduit une représentation de l'amortissement basée sur un modèle de Rayleigh variable, ainsi qu'une stratégie d'optimisation du pas de temps de simulation. On a pu constater que les indicateurs de type SBF permettent de bien capter une perturbation dans les signaux simulés. Une modélisation non linéaire, plus proche de la physique, reste nécessaire pour pouvoir envisager une compréhension plus approfondie des descripteurs de type NMBF, basée sur la simulation. Ces premiers résultats, détaillés en annexe B, ont été présentés lors de la conférence ICCS20 et constituent une base pour des travaux ultérieurs incluant des modèles non linéaires de la zone endommagée.

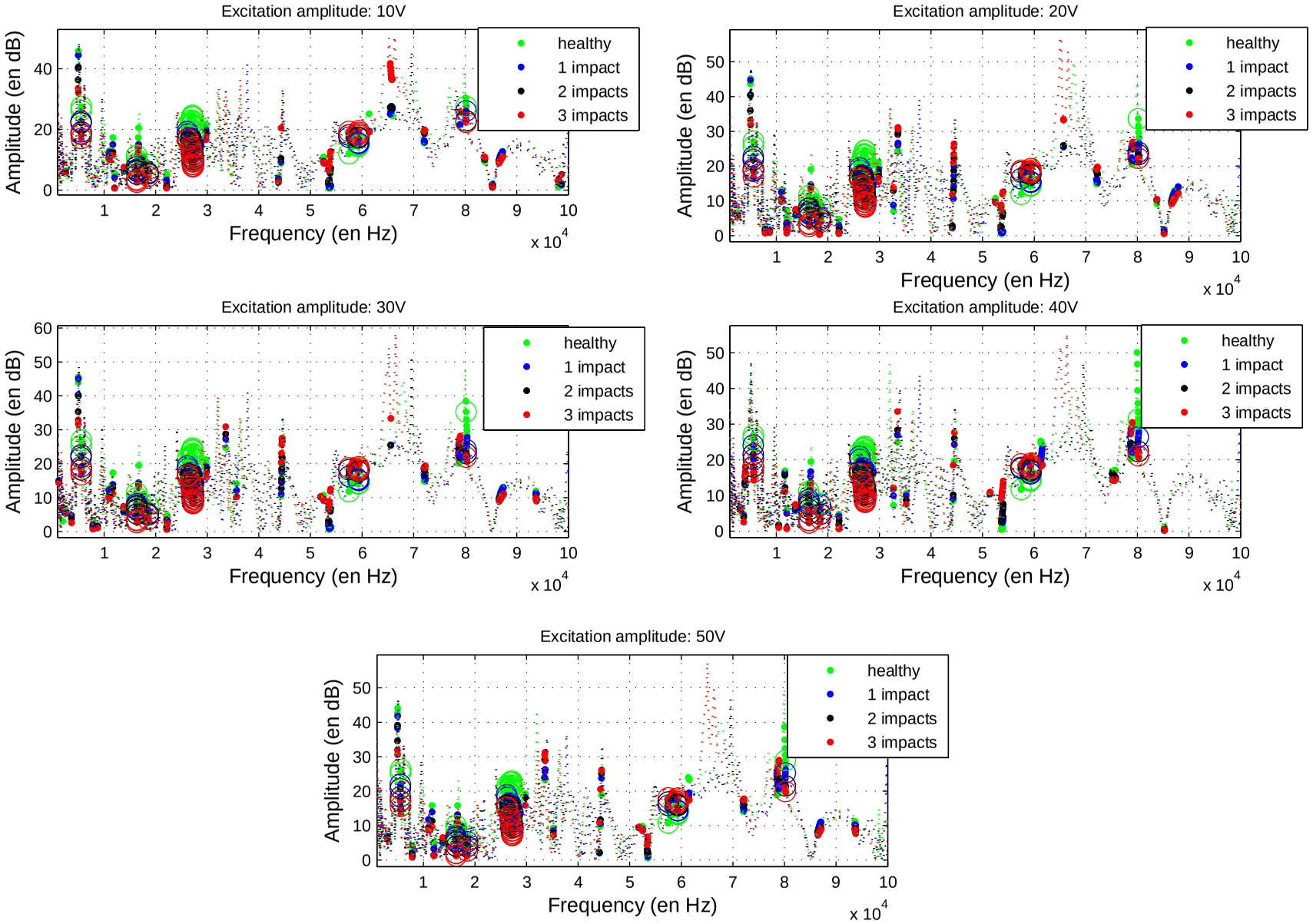


FIGURE 6.20 – Noyau d'ordre 1 moyenné sur les répétitions de mesure

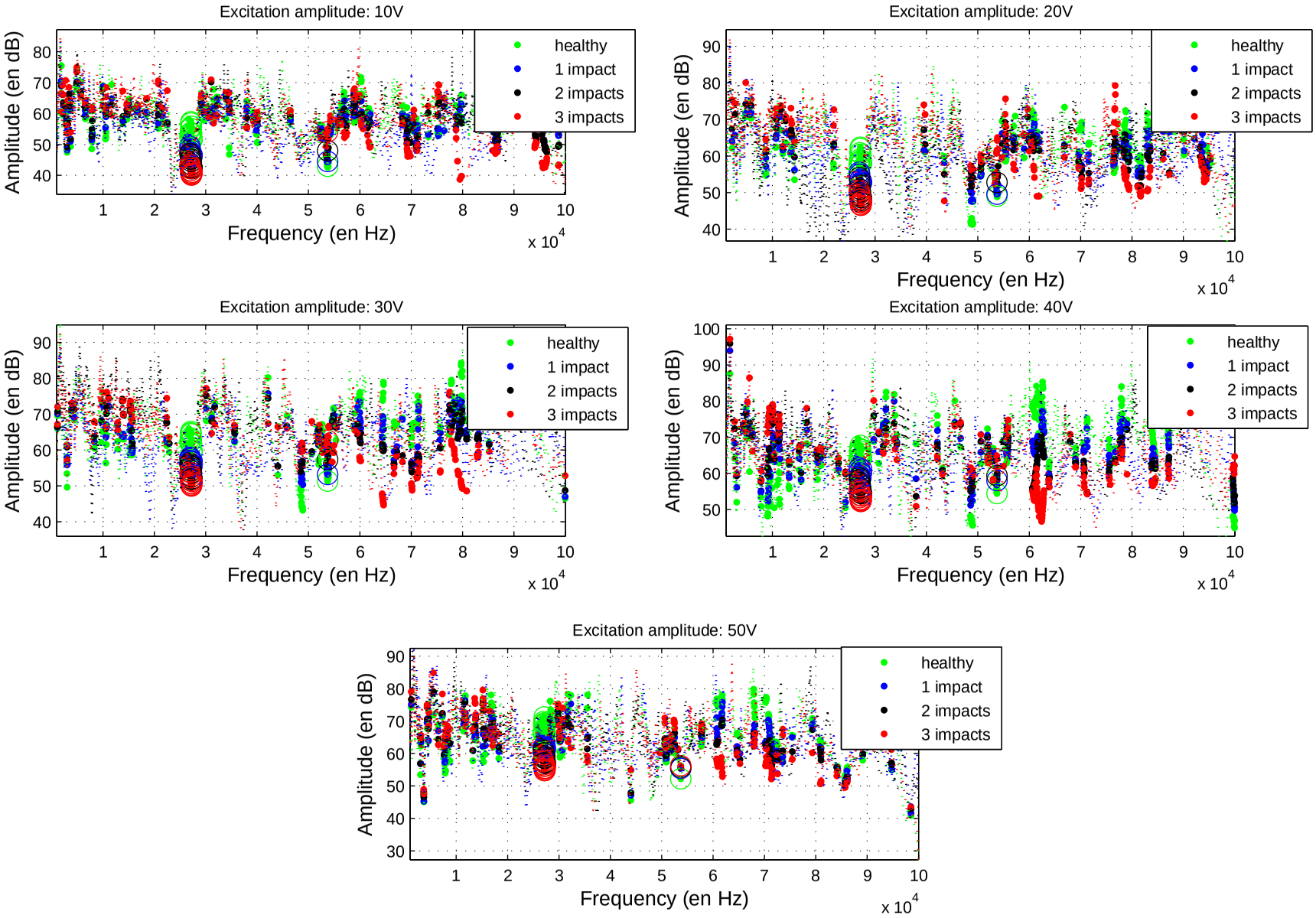


FIGURE 6.21 – Noyau d'ordre 2 moyenné sur les répétitions de mesure

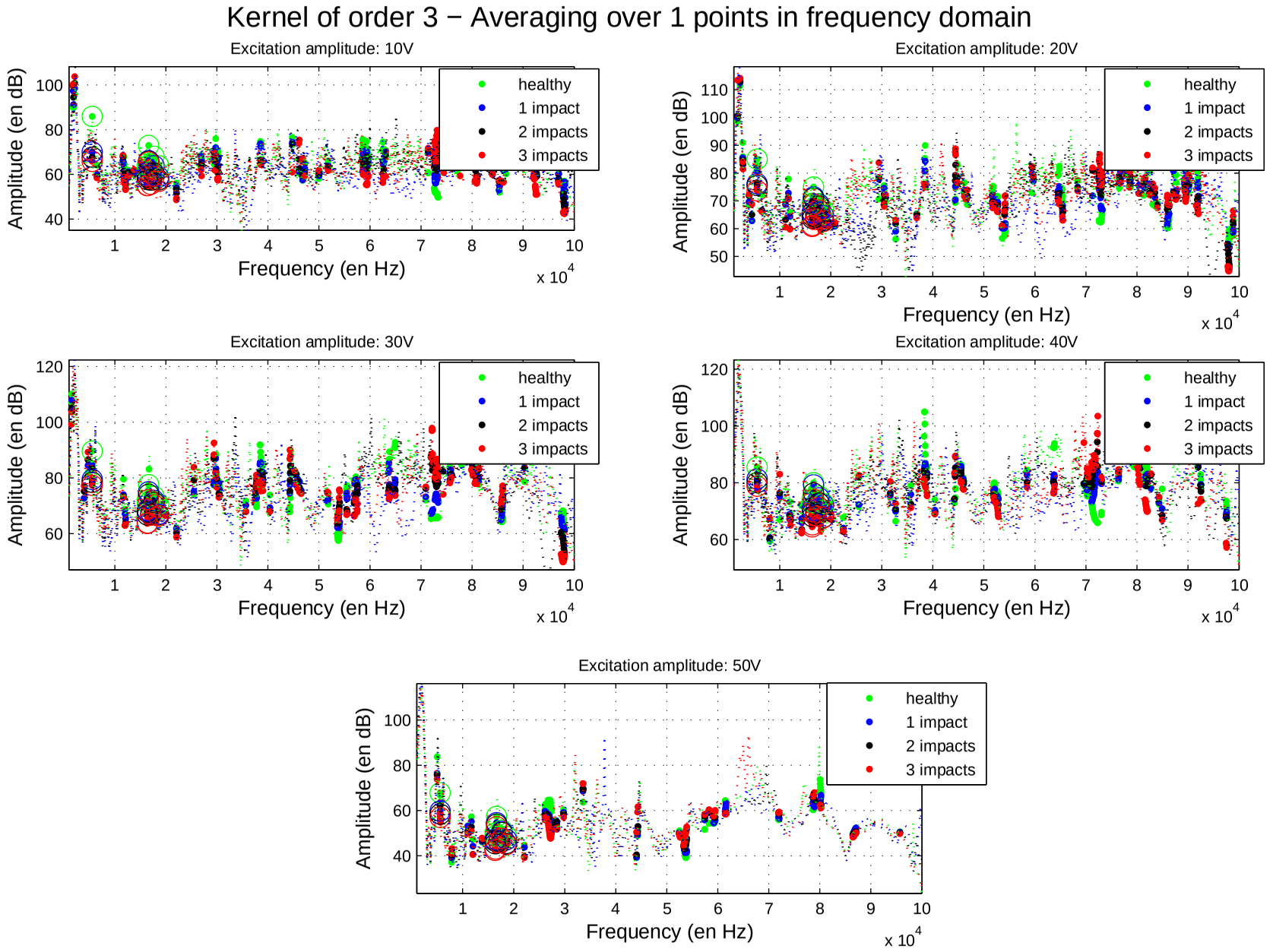


FIGURE 6.22 – Noyau d'ordre 3 moyenné sur les répétitions de mesure

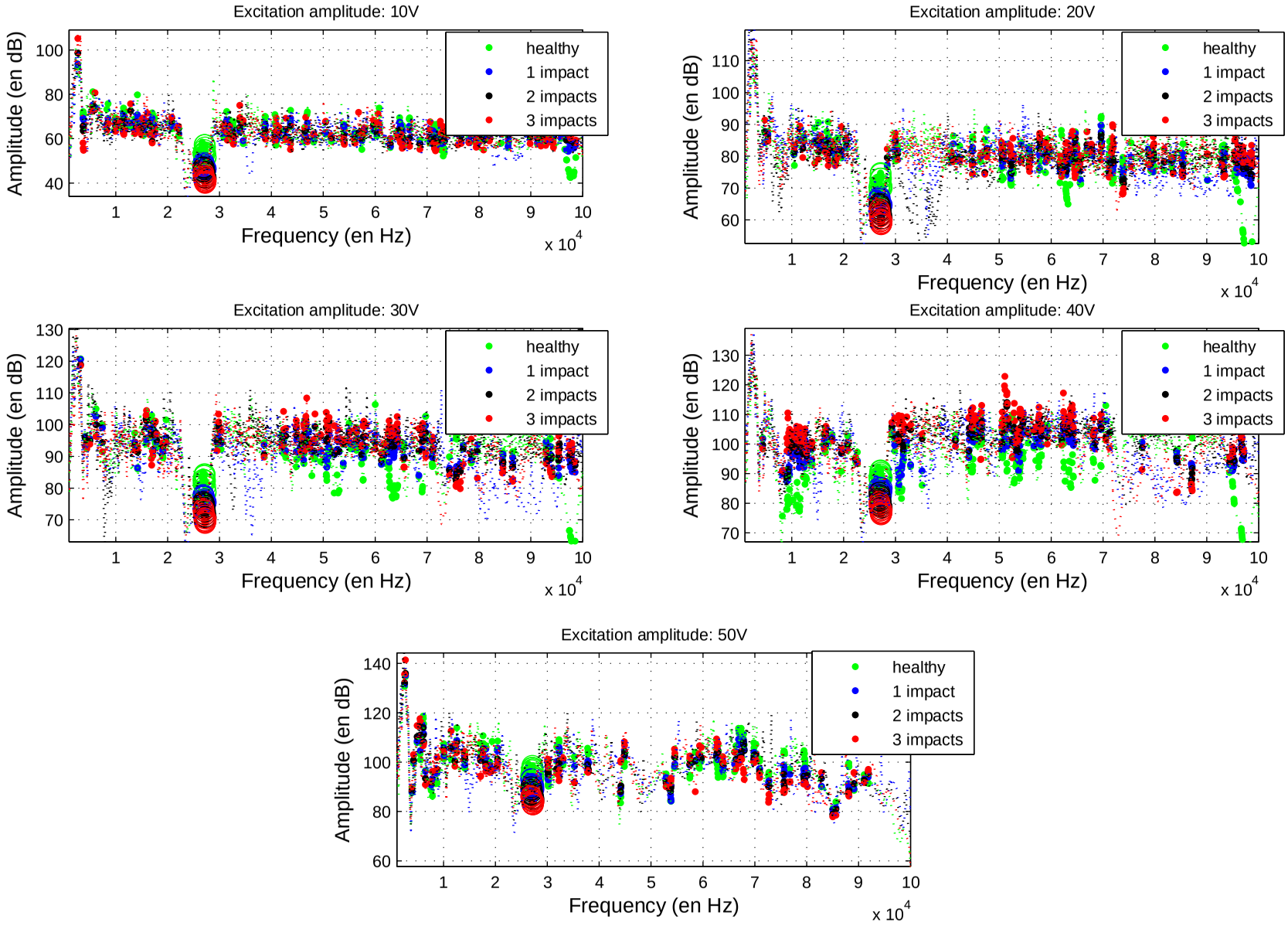


FIGURE 6.23 – Noyau d'ordre 4 moyenné sur les répétitions de mesure

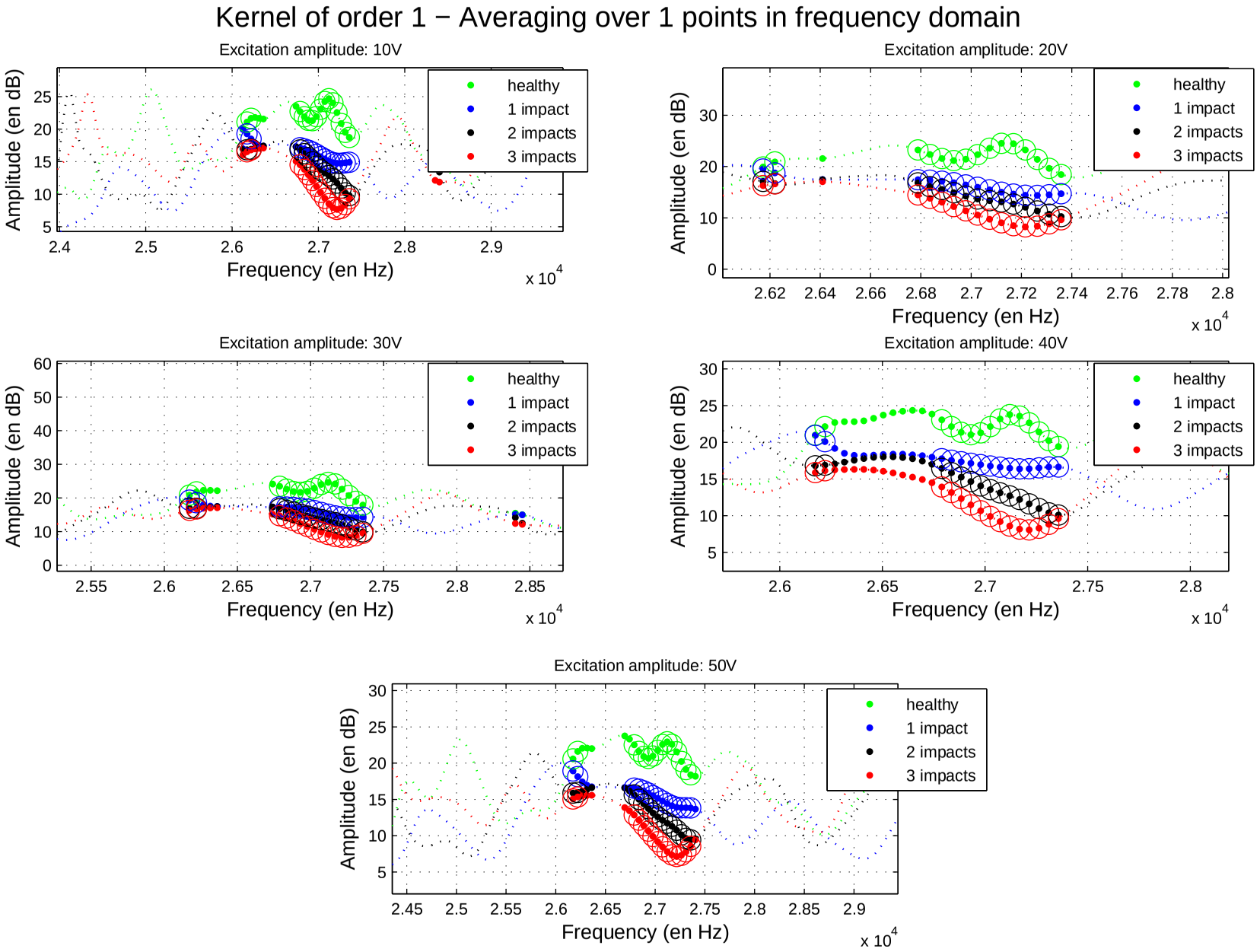


FIGURE 6.24 – Noyau d'ordre 1 moyenné sur les répétitions de mesure - Effet de zoom

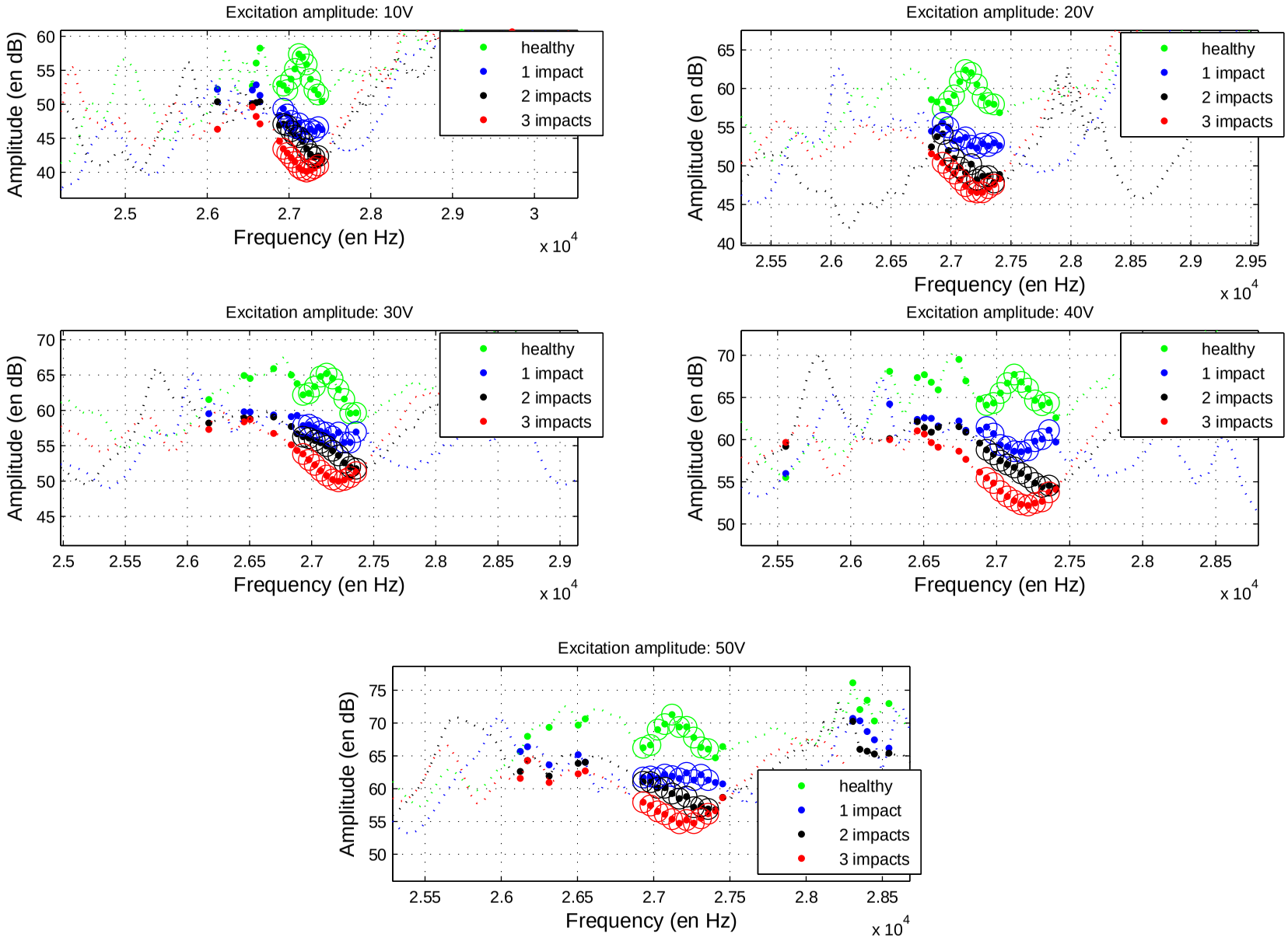


FIGURE 6.25 – Noyau d'ordre 2 moyenné sur les répétitions de mesure - Effet de zoom

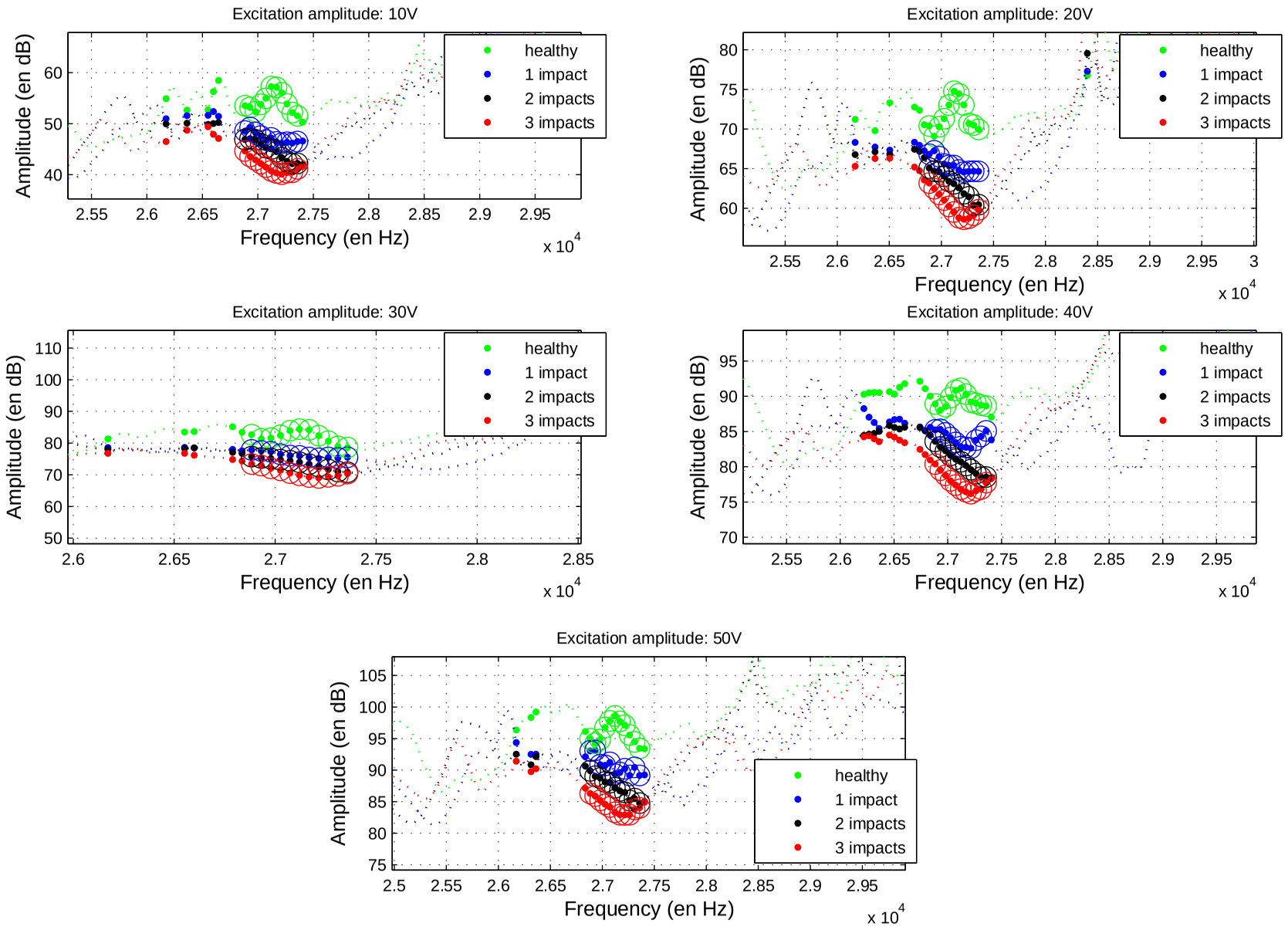


FIGURE 6.26 – Noyau d'ordre 4 moyenné sur les répétitions de mesure - Effet de zoom

6.3 Application aux coupons équipés de 5 PZTs

6.3.1 Descriptif des coupons

Pour des applications plus réalistes, les structures dont on cherche à surveiller leur état de santé sont de formes plus complexes et ont des dimensions plus larges. Un réseau de capteurs/actionneurs est donc indispensable pour couvrir la surface de le structure étudiée.
Après avoir conduit une première investigation expérimentale sur des coupons test équipés de deux éléments piézoélectriques seulement, des structures test plus larges et équipées d'un réseau de 5 PZTs (Figure 6.27) ont été considérées pour tester l'approche de quantification de dommage proposée. Il s'agit de plaques composites de dimension $300mm \times 400mm \times 2.2mm$ constituées de 16 plis orientés selon l'empilement $[0°/90°/0°/90°/0°/90°/0°/90°]_s$. De façon similaire aux coupons équipés avec deux PZTs, chaque pli est constitué de fibres de carbone unidirectionnelles et d'une matrice époxy. Les propriétés mécaniques de chaque pli, d'épaisseur $0.14mm$ sont données dans la table 6.1. Quatre coupons test ayant différentes sévérités de dommage (Figure 6.28) ont été considérés :

— Le premier coupon, référencé "healthy", est gardé dans un état sain ; aucun dommage n'a été introduit au sein de la plaque.

— Le deuxième coupon, référencé "1 impact", à été soumis à un impact LASER en configuration symétrique, avec une couche sacrificielle en Aluminium et un confinement à l'eau. L'impact a été réalisé avec une taille de tâche focale de $6mm$, 100% du maximum de l'énergie de chacune des voies du LASER et un délai temporel nul entre les deux rayonnements (Voir chapitre 3). Ceci a induit un dommage de type délaminage à la profondeur moyenne du coupon et ayant une taille de l'ordre de $7mm$.

— Le troisième coupon, référencé "2 impacts", à été soumis à deux impacts LASER contigus en configuration symétrique. Les paramètres LASER considérés sont les mêmes que ceux définis précédemment. Avec ces deux impacts contigus, un délaminage de taille d'environ $14mm$ a été créé à mi-profondeur.

— Le quatrième coupon, référencé "3 impacts", à été soumis à trois impacts LASER contigus en configuration symétrique. Les paramètres LASER considérés sont également les mêmes que ceux définis précédemment et la taille du dommage créé au sein du coupon est de l'ordre de $21mm$

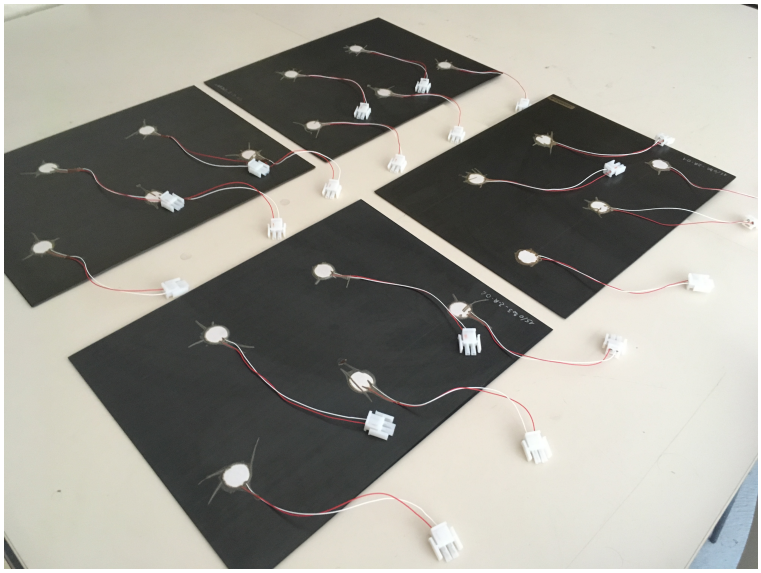


FIGURE 6.27 – Les quatre coupons test après avoir été impactés par LASER et équipés de 5 PZTs

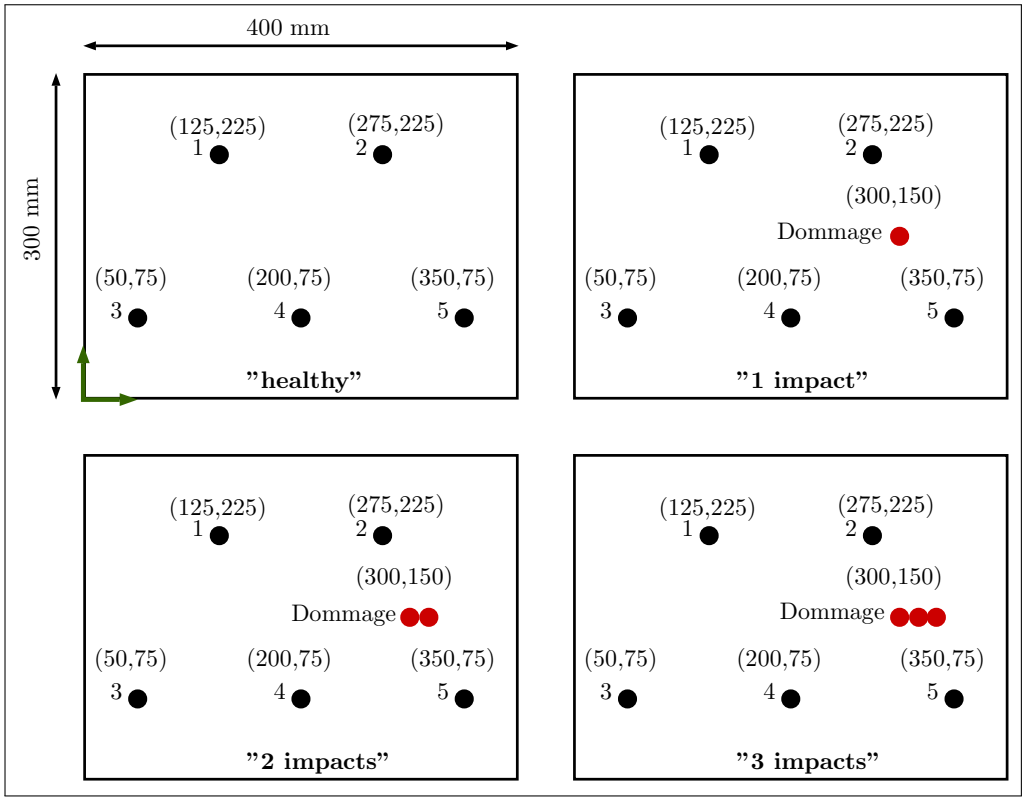


FIGURE 6.28 – Schéma illustrant le positionnement des PZTs et du dommage sur les coupons à 5 PZTs

6.3.2 Investigation expérimentale

Les mesures sur les plaques équipées de cinq éléments piézoélectriques ont été effectuées de façon similaire à celle de l'étude conduite sur les coupons équipés de deux PZTs ; Les paramètres du signal d'excitation ainsi que ceux de l'acquisition sont les mêmes que ceux illustrés dans les tables 6.3 et 6.4 respectivement. Sur chaque coupon, et à une amplitude donnée du signal d'excitation, nous avons considéré vingt répétitions de mesure. A chaque répétition, on boucle sur les éléments piézoélectriques en faisant travailler à chaque itération un seul PZT en mode actionneur et tous les autres en mode capteur. La figure 6.29 illustre la matrice des signaux obtenus pour une répétition de mesure sur la plaque référencée "3 impacts". Un élément (i,j), i étant l'indice de ligne et j l'indice de colonne, de cette matrice représente le signal obtenu lorsque le $j^{\text{ème}}$ PZT est activé en mode actionneur et la réponse est mesurée via le $i^{\text{ème}}$ PZT. Les éléments de la diagonale correspondent aux signaux d'excitation mesurés sur les différents PZT. Par ailleurs, le calcul des caractéristiques à partir des mesures effectuées sur les plaques à cinq PZTs est réalisé de la façon suivante ; pour chaque instance de mesure et chaque PZT travaillant en mode actionneur, les descripteurs sont calculés par chemin actionneur-capteur puis moyennés sur tous ces chemins. Une illustration de la répartition des données dans les différents espaces de représentation est donnée dans ce qui suit.

6.3.3 Des signaux aux descripteurs

Les données issues des mesures effectuées sur les plaques à cinq PZTs sous une excitation d'amplitude $10V$ sont réparties dans l'espace des SBF (NRE, MA, ENV) comme illustré sur la figure 6.30a. Nous remarquons une structure de quatre sous-groupes, chacun correspondant à une classe de sévérité de dommage ("helathy", "1 impact", "2 impacts", "3 impacts"). Nous notons, toutefois, que ces quatre sous groupes sont relativement chevauchés.
La figure 6.30b illustre la répartition des données, issues des mesures effectuées sur les plaques à cinq PZTs sous une excitation d'amplitude $10V$, dans l'espace des NMBF $(NLL, fshift, EO)$. Nous distinguons, également, une structure de quatre sous-groupes, chacun correspondant à une classe de sévérité de dommage. À la différence de la représentation des données dans l'espace (MA, NRE, ENV), les quatre sous groupes sont moins chevauchés et plus condensés.

Une analyse en composantes principales a été conduite sur des vecteurs de descripteurs contenant à la fois les caractéristiques SBF et NMBF. Les figures 6.31b et 6.31a illustrent, respectivement, la répartition des données dans le plan formé par les deux premières composantes principales et dans l'espace généré par les trois premières composantes principales dans le cas d'une excitation d'amplitude égale à $10V$. Le pourcentage de la variance totale expliquée par les trois premières composantes principales est donnée dans la table 6.7. La représentation des données dans les espaces générés par les deux ou les trois premières composantes principales révèle également une structure de quatre sous-groupes de sévérité de dommage qui sont bien

séparés les uns des autres.

TABLE 6.7 – Pourcentage de variance expliquée par les trois premières composantes principales - Coupons à 5 PZTs - Amplitude d'excitation : $10V$

Composante Principale	PC 1	PC 2	PC 3
% de variance	52.66	32.61	10.86

Par ailleurs, des répartitions quasiment similaires ont été obtenues pour les différentes amplitudes d'excitation qui ont été testées, en l'occurrence $20V$ (Figures 6.32a, 6.32b, 6.33a et 6.33b), $30V$ (Figures 6.34a, 6.34b, 6.35a et 6.35b), $40V$ (Figures 6.36a, 6.36b, 6.37a et 6.37b) et $50V$ (Figures 6.39a, 6.39b, 6.38a et 6.38b).

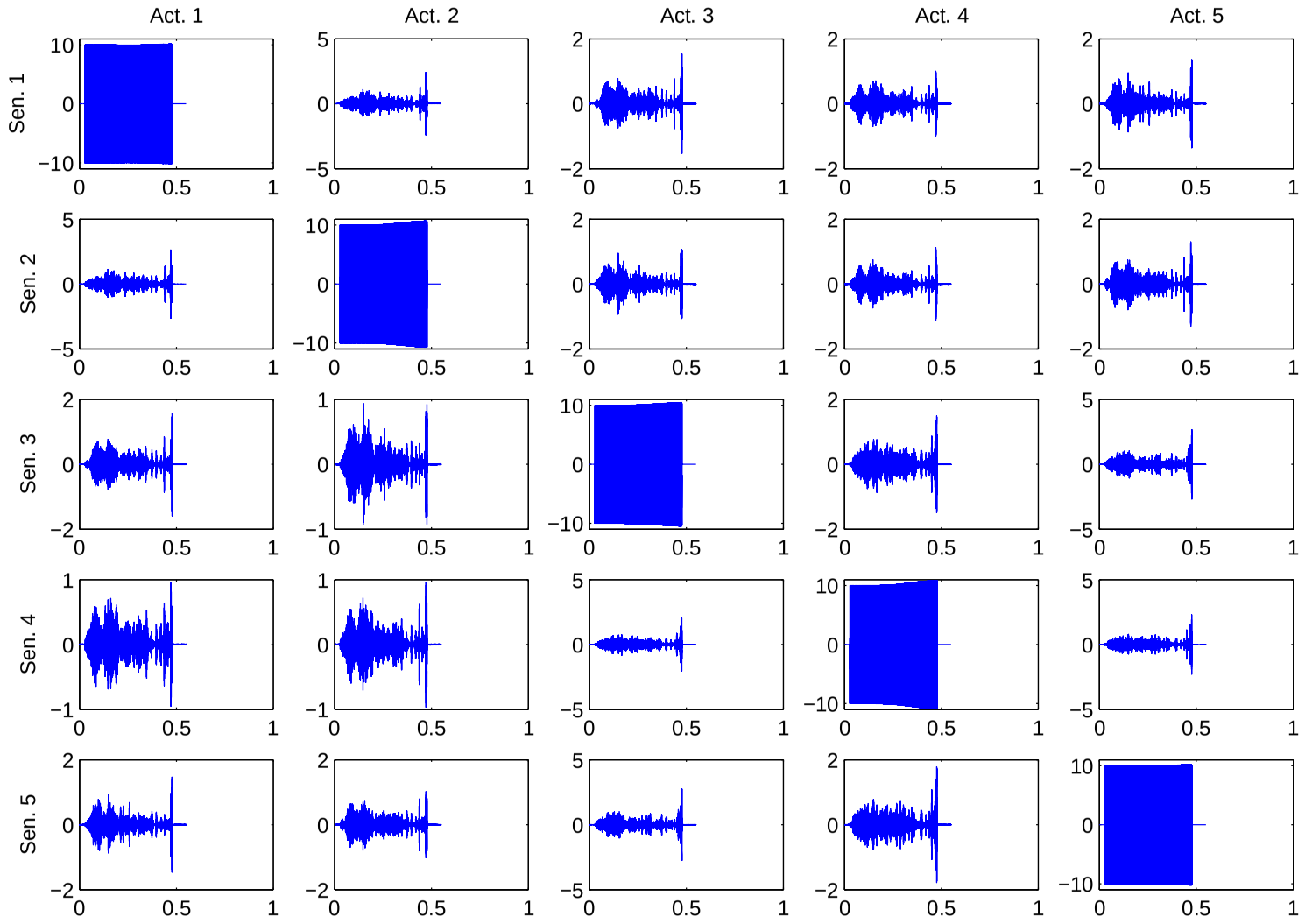
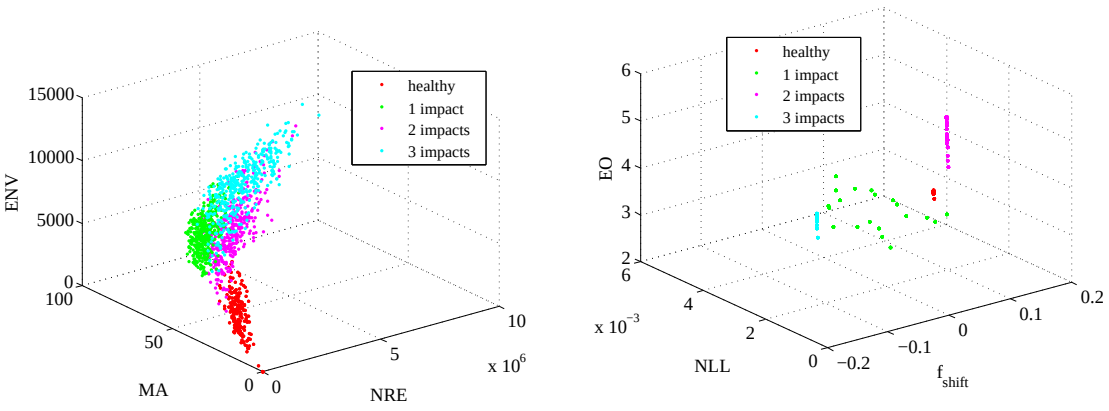
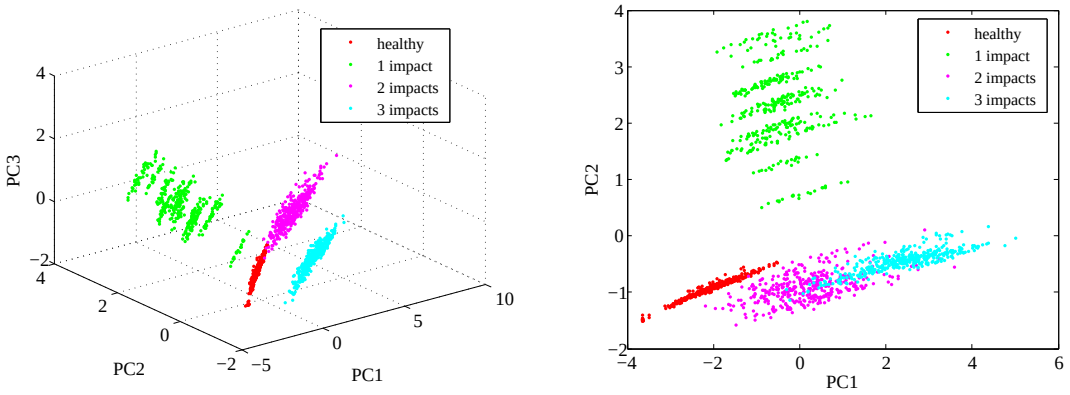


FIGURE 6.29 – Exemple de signaux mesurés sur un coupon équipé de cinq PZTs - Répétition 1, cas du coupon avec "3 impacts" LASER



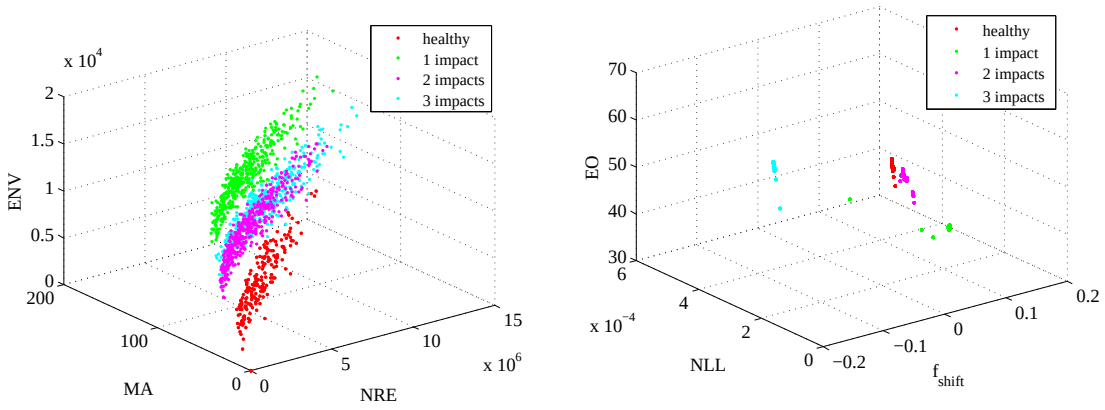
(a) (b)

FIGURE 6.30 – Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $10V$:(a) Espace des SBF, (b) : Espace des NMBF



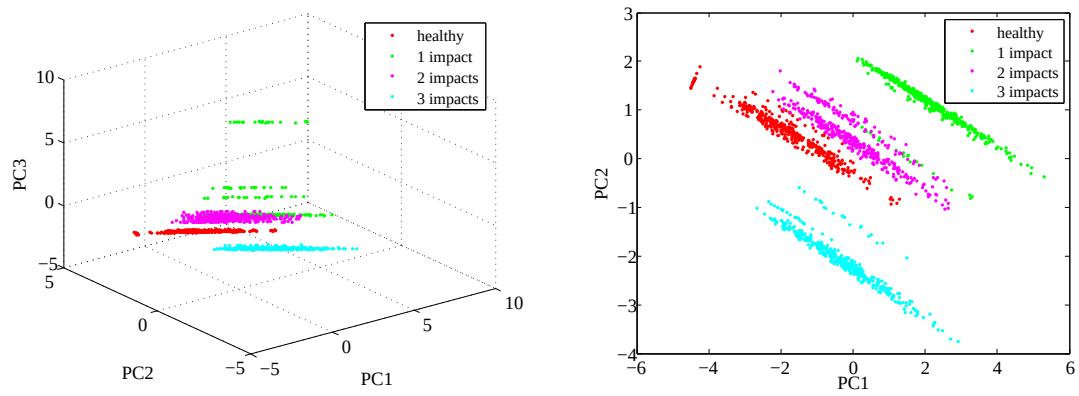
(a) (b)

FIGURE 6.31 – Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $10V$:(a) Espace des 3 premières composantes principales, (b) : Plan des 2 premières composantes principales



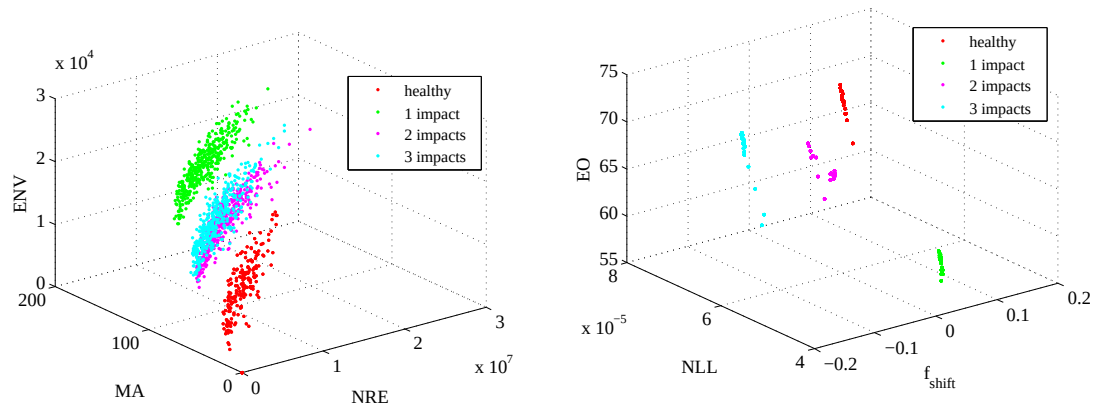
(a) (b)

FIGURE 6.32 – Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $20V$:(a) Espace des SBF, (b) : Espace des NMBF



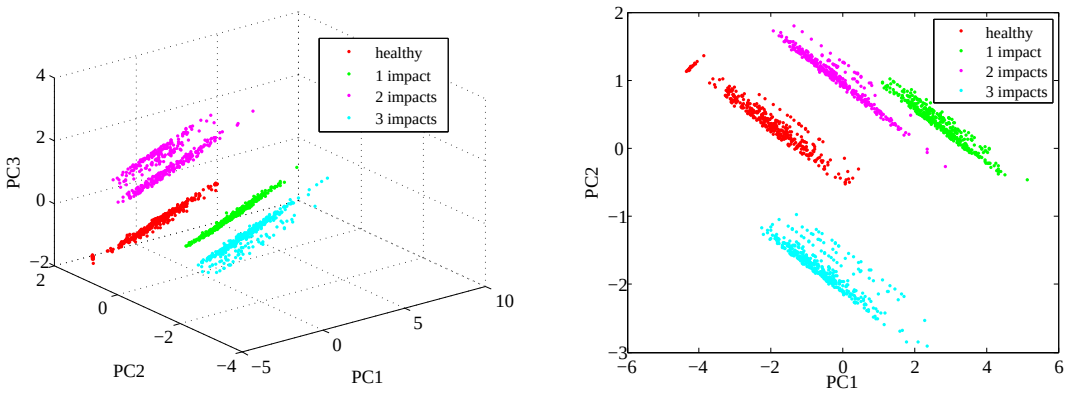
(a) (b)

FIGURE 6.33 – Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $20V$:(a) Espace des 3 premières composantes principales, (b) : Plan des 2 premières composantes principales



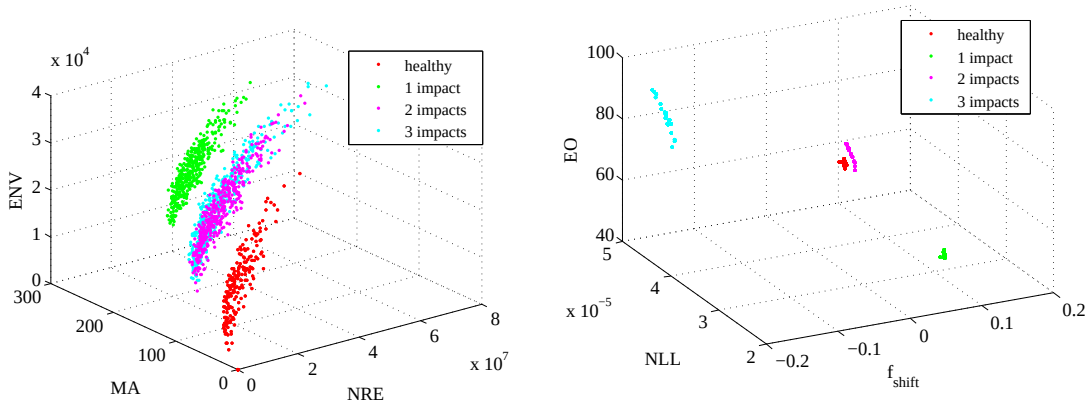
(a) (b)

FIGURE 6.34 – Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $30V$:(a) Espace des SBF, (b) : Espace des NMBF



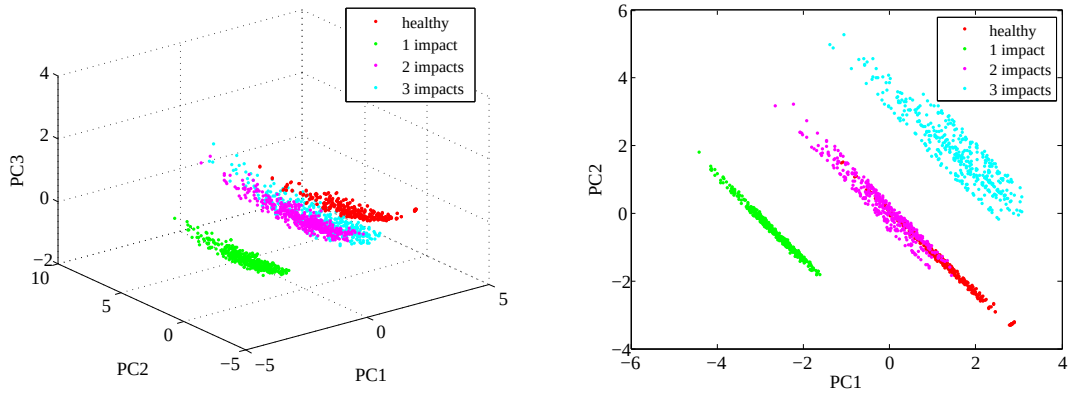
(a) (b)

FIGURE 6.35 – Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $30V$:(a) Espace des 3 premières composantes principales, (b) : Plan des 2 premières composantes principales



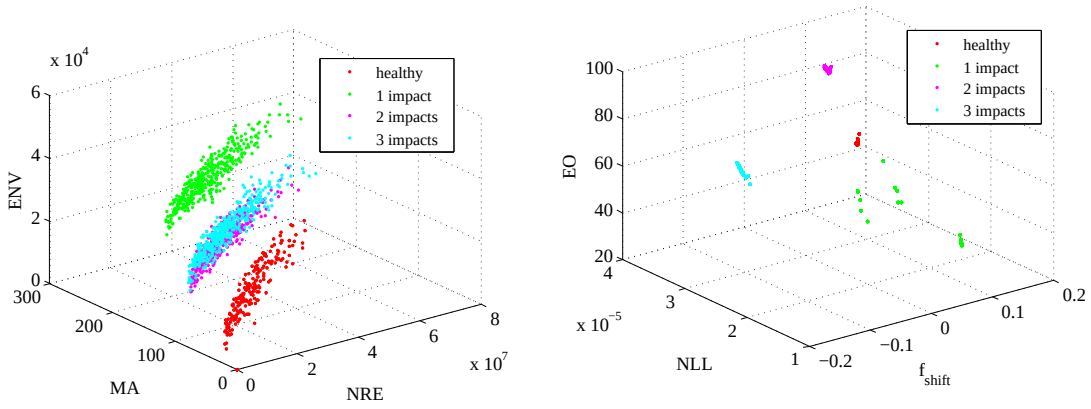
(a) (b)

FIGURE 6.36 – Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $40V$:(a) Espace des SBF, (b) : Espace des NMBF



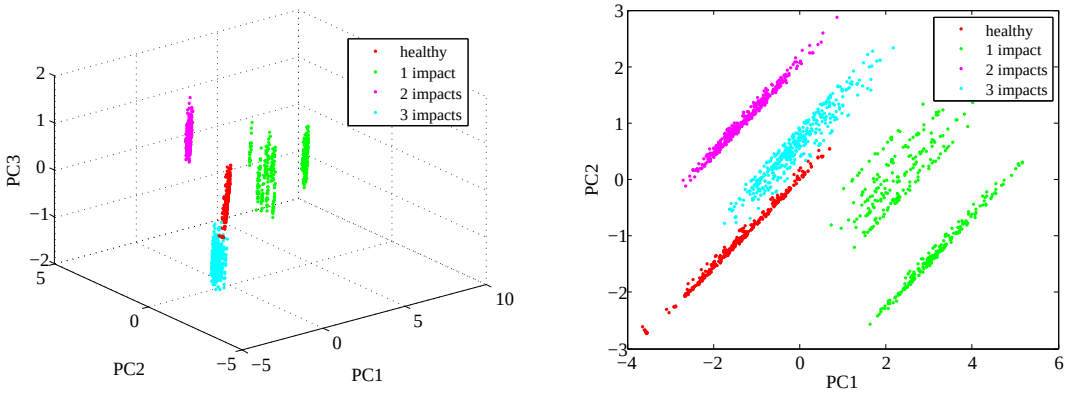
(a) (b)

FIGURE 6.37 – Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $40V$:(a) Espace des 3 premières composantes principales, (b) : Plan des 2 premières composantes principales



(a) (b)

FIGURE 6.38 – Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $50V$:(a) Espace des SBF, (b) : Espace des NMBF

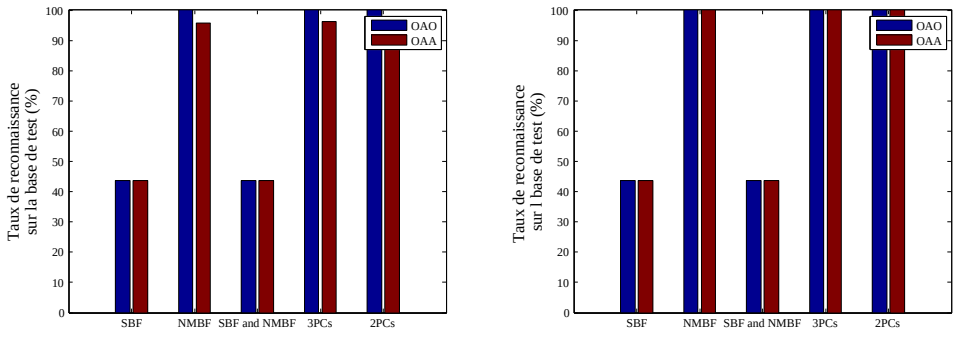


(a) (b)

FIGURE 6.39 – Répartition des données issues des mesures effectuées sur les coupons à 5PZTs - Amplitude d'excitation égale à $50V$:(a) Espace des 3 premières composantes principales, (b) : Plan des 2 premières composantes principales

6.3.4 Résultats de classification

Plusieurs modèles SVM sont par la suite appris selon les cinq scénarios de variables d'entrée et les deux approches "OAO" et "OAA". Un échantillonnage stratifié a été également considéré pour partitionner les données en base d'apprentissage et base de test ; Pour l'apprentissage de chaque modèle SVM, 70% des observations ont été considérés. Les 30% restant sont utilisés pour tester la capacité de généralisation du modèle. Par ailleurs, les paramètres utilisés lors de l'apprentissage (Voir la référence [144]) des différents modèles SVM sont illustrés dans la table 6.6.



(a) (b)

FIGURE 6.40 – Taux de reconnaissance des différents modèles SVM sur la base de test - données issues des coupons équipés avec 5 PZTs - amplitude d'excitation : (a) $10V$, (b) $20V$

La figure 6.40a illustre le taux de reconnaissance (en %) sur la base de test des différents modèles SVM appris sur les données de mesure sur les échantillons équipés de 5 Pzt et excités avec un signal d'amplitude égale à $10V$. Des taux de reconnaissance de 100% et de 96% pour les approches "OAO" et "OAA" respectivement, ont été obtenus par les classifieurs appris sur les caractéristiques de type NMBF ainsi que par les modèles SVM appris sur les deux ou les trois premières composantes principales issues de l'ACP sur des vecteurs descripteurs contenant à la fois les caractéristiques SBF et NMBF. Les classifieurs appris sur les caractéristiques de type SBF seulement ou sur les deux types de descripteurs SBF et NMBF présentent une moindre performance avec un taux de reconnaissance sur la base de test de l'ordre de 44%.
Par ailleurs, des performances ayant des tendances similaires ont été obtenues pour les autres amplitudes du signal d'excitation (Figures 6.40b, 6.41a, 6.41b, 6.41c).

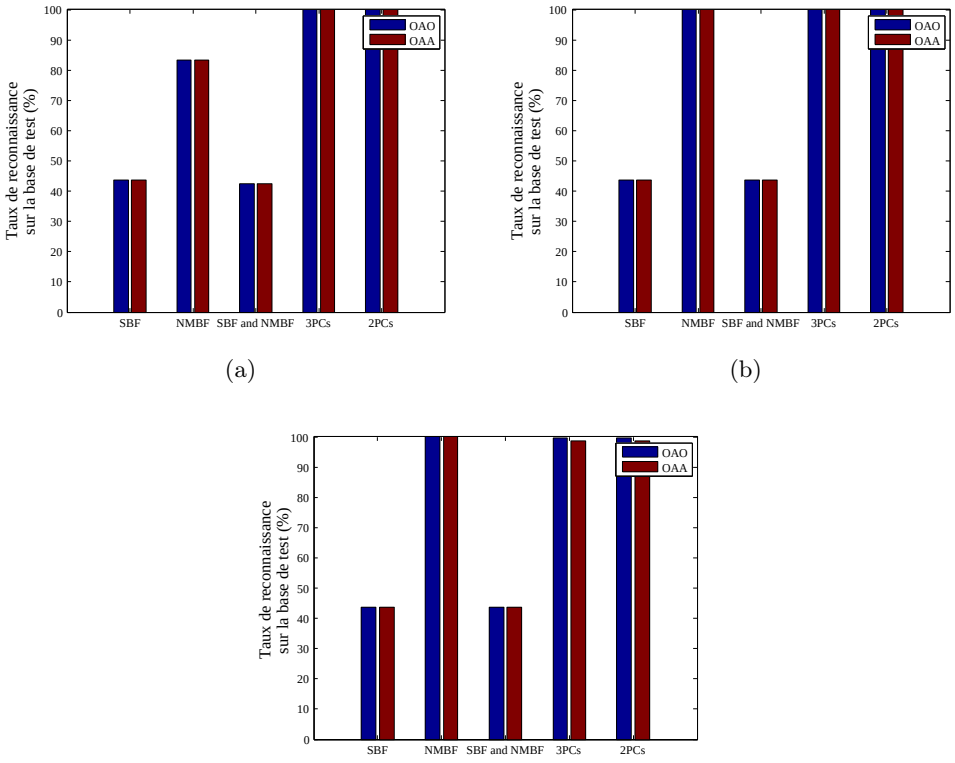


FIGURE 6.41 – Taux de reconnaissance des différents modèles SVM sur la base de test - données issues des coupons équipés avec 5 PZTs - amplitude d'excitation : (a) $30V$, (b) $40V$, (c) $50V$

D'après les performances de classification illustrées dans les figures 6.40a, 6.40b, 6.41a, 6.41b et 6.41c, nous pouvons conclure que :

— L'introduction des descripteurs de type NMBF permet d'améliorer les performances de classification.

— Un apprentissage sur les premières composantes principales issues de l'ACP sur des vecteurs descripteurs contenant à la fois les SBF et les NMBF permet d'avoir de meilleures performances de généralisation.

— Les classifieurs appris sur les descripteurs SBF sont les moins performants en termes de reconnaissance sur les données de test.

6.4 Conclusion

Dans ce chapitre, l'approche de quantification proposée a été appliquée sur des structures réelles en CFRP, endommagées de façon calibrée en utilisant la technique du choc LASER et en particulier la configuration du choc symétrique. Les supports de test on été par la suite équipées, via un collage à chaud, d'éléments piézoélectriques. Par ailleurs, nous avons distingué

entre deux types d'échantillons ; des coupons équipés de deux PZTs uniquement, présentant un seul chemin capteur-actionneur et d'autres, plus larges, équipés d'un réseau de cinq PZTs et présentant, ainsi, plusieurs chemins actionneur-capteur. Suite à l'étape de collage des PZTs, nous avons procédé à l'excitation des coupons avec des signaux de type sweep exponentiel et à l'acquisition des signaux de réponse issus de chacun des éléments PZT. Les signaux obtenus ont été ensuite utilisés pour extraire les différents descripteurs de dommage présentés dans le chapitre 4. Plusieurs modèles SVM ont été appris selon les différents scénarios d'attributs d'entrée.

Pour les deux types de supports de test (à deux et à cinq éléments PZT), nous avons pu vérifier la validité de l'approche de quantification proposée. Par ailleurs, nous avons pu conclure que :

— Un apprentissage sur les caractéristiques de type NMBF permet d'avoir des classifieurs avec de bonnes capacités de généralisation.

— Un apprentissage sur les premières composantes principales issues de l'ACP sur des vecteurs descripteurs contenant à la fois les SBF et les NMBF permet d'avoir de meilleures performances de généralisation.

— Les modèles SVM appris sur les descripteurs SBF sont les moins performants en termes de reconnaissance sur les données de test.

Afin de mieux investiguer les phénomènes physiques derrière l'amélioration des performances des modèles décisionnels appris sur les caractéristiques de type NMBF ou sur les premières composantes principales issues d'une ACP sur des vecteurs descripteurs contenant à la fois les SBF et les NMBF, un modèle numérique simulant l'interaction entre les signaux d'excitation et le dommage permettrait d'aller plus loin. Les premiers éléments d'étude sur ce point seront présentés en annexe B.

Chapitre 7

Conclusion générale et perspectives

7.1 Conclusion

Le travail présenté dans ce document visait à développer une stratégie de contrôle et de surveillance de l'état de santé de structures en matériaux composites ; il s'agit d'un travail multidisciplinaire apportant quelques éléments de réponse à la **problématique de quantification** de dommage de type **délaminage** dans des stratifiés en CFRP équipés d'éléments piézoélectriques représentatifs du contexte aéronautique.

Dans le contexte du contrôle santé *in situ* des structures composites, l'absence de méthodes de création de délaminages vrais est particulièrement problématique, car elle empêche toute **validation rigoureuse** d'algorithmes dédiés à la classification et à la quantification des dommages. C'est pour cela que, dans un premier, nous nous sommes focalisés sur la mise en œuvre d'une nouvelle approche pour la génération et la calibration de dommages de type délaminage dans des structures en matériaux composites. Cette approche est basée sur la technique du choc LASER. Connue sous le nom LASer Adhesion Test (LASAT), cette méthode a déjà été utilisée pour caractériser la cohésion d'assemblages collés [14]. Toutefois son application pour la génération d'endommagements calibrés dans des matériaux composites est inédite et encore partiellement maîtrisée. Le premier verrou que nous avons levé concerne donc l'exploitation de la technique du choc LASER de façon à générer des dommages vrais et calibrés en **type** (délaminage), **position** (profondeur) et **taille** (sévérité) dans des échantillons en matériaux composites. Les résultats présentés dans ce document sont les tous premiers à démontrer expérimentalement que le choc LASER et plus particulièrement la configuration du **choc symétrique** est une alternative efficace aux techniques de génération/simulation de dommage dans les composites classiquement utilisées par la communauté SHM (exemple : ajout de masses/aimants, insertion de patches de Téflon, impacts classiques, etc.).

Dans un second temps, nous avons proposé une nouvelle approche de quantification de dommage ; le problème de quantification a été transformé en un problème de classification multiclasses au sens de l'apprentissage statistique. Chaque classe correspond à une certaine sévérité de dommage. Le modèle de machine à vecteurs de support (SVM) a été utilisé pour effectuer la classification multiclasses. Classiquement, des descripteurs de dommage basés sur une utilisation directe des signaux mesurés (SBF) sont utilisés pour apprendre les modèles décisionnels. Dans ce manuscrit, nous nous sommes basés sur l'hypothèse qu'un dommage génère nécessairement une part de non linéarité dans la réponse dynamique de la structure dont on souhaite surveiller son état de santé. On trouve cette hypothèse dans les travaux de Farrar et al. [27] et Worden et al. [81]. Toutefois, rares sont les travaux qui exploitent concrètement cette hypothèse lors de l'établissement d'approches de contrôle santé intégré. Dans le présent manuscrit, nous avons investigué si l'utilisation de descripteurs de dommage basés sur un modèle non linéaire (NMBF) permet d'améliorer les performances du modèle décisionnel. Les NMBF proposés dans ce travail sont calculés en se basant sur le modèle de Hammerstein en parallèle [97]. Le choix d'un tel modèle est justifié par plusieurs raisons ; ce modèle permet de capter toute ou une part des non linéarités générés par le dommage. Par ailleurs, le modèle de Hammerstein en parallèle permet de décrire et/ou de mesurer plusieurs types de non linéarités. De plus, ce modèle est simple à identifier en utilisant un signal d'excitation de type "sweep exponentiel".
Une réduction de dimension du vecteur des caractéristiques en utilisant l'Analyse en Composantes Principales (ACP) a été également conduite et son effet sur les performances du processus de quantification suggéré a été étudié.
L'approche de quantification proposée a d'abord été testée et validée en utilisant des résultats de simulation d'un modèle éléments finis de poutre ayant différents types de dommages et de sévérités. L'effet du bruit contenu dans les signaux de sortie sur les performances de classification a également été investigué. A travers cette étude préliminaire, nous avons pu conclure que :

- L'introduction des descripteurs de type NMBF permet d'améliorer les performances de classification dans les cas où les valeurs de SNR sont élevées.
- Un apprentissage sur les premières composantes principales issues de l'ACP sur des vecteurs descripteurs contenant à la fois les SBF et les NMBF permet d'avoir de meilleures performances de généralisation dans les cas où les valeurs de SNR sont élevées.
- Les classifieurs appris sur les descripteurs SBF sont les moins performants en termes de reconnaissance sur les données de test. Toutefois, les modèles appris sur les SBF ont l'avantage d'être plus robustes au bruit que ceux appris sur les NMBF ou les composantes principales.

Cette première étude nous a servi de preuve de concept afin d'élucider le potentiel ainsi que les avantages et les limites de l'approche de quantification que nous avons proposée. Cette même

approche a par la suite été appliquée sur des structures réelles en CFRP endommagées de façon calibrée en utilisant la configuration du choc LASER symétrique. Une première investigation expérimentale sur des coupons test équipés de deux éléments piézoélectriques seulement (présentant ainsi un seul chemin actionneur-capteur), a été conduite. Suite à quoi, nous avons appliqué l'approche de quantification sur des coupons plus larges et équipés d'un réseau d'éléments PZT (présentant plusieurs chemins actionneur-capteur). Pour les deux configurations de supports test, nous avons pu vérifier la validité de l'approche de quantification proposée. Par ailleurs, nous avons pu conclure que :

— Un apprentissage sur les caractéristiques de type NMBF permet d'avoir des classifieurs avec de bonnes capacités de généralisation.

— Un apprentissage sur les premières composantes principales issues de l'ACP sur des vecteurs descripteurs contenant à la fois les SBF et les NMBF permet d'avoir de meilleures performances de généralisation.

— Les modèles SVM appris sur les descripteurs SBF sont les moins performants en termes de reconnaissance sur les données de test.

7.2 Perspectives

Dans ce travail nous avons apporté des éléments de solution aux différents problèmes évoqués au début de ce document ; nous avons démontré expérimentalement le potentiel de la technique du choc LASER et en particulier la configuration du **choc symétrique** pour la génération et la calibration des dommages dans des stratifiés en CFRP. Par ailleurs, nous avons proposé une stratégie de quantification de dommage où l'on a pris en compte les **effets non linéaires** induits par le dommage via le **modèle de Hammerstein en parallèle**. La démarche de contrôle santé proposée a été ensuite testée et validée sur des échantillons à l'échelle du laboratoire. Cependant des études supplémentaires méritent d'être conduites afin de permettre une meilleure compréhension de certains phénomènes ainsi que d'améliorer la qualité des résultats obtenus.

Concernant la partie traitant de l'application du choc LASER à la calibration de dommages dans les composites, des travaux futurs pourraient être conduits pour :

— **améliorer les analyses post-mortem :** en plus des analyses de type A-scan et C-scan ainsi que des essais de ressuage qui ont été conduits dans le cadre du présent travail, d'autres moyens d'analyse post-mortem plus sophistiqués tels que la **tomographie** et la **microscopie acoustique** pourraient être utilisés afin d'obtenir plus de détails sur les caractéristiques de l'endommagement généré par le choc LASER.

— **optimiser le choix des paramètres du banc LASER :** le choix des paramètres LASER (exemple : énergie du faisceau, diamètre de la tâche focale, délai temporel, etc.)

est sans doute une question très importante qui sera nécessaire de traiter afin de parfaire l'automatisation de la procédure de génération de dommages calibrés dans des structures composites. Dans le travail présenté dans ce manuscrit, le choix des paramètres LASER a été effectué de façon empirique et selon une démarche "ingénieur". Des routines de simulations numériques calibrées sur la base de résultats expérimentaux sont nécessaires afin d'optimiser le choix des paramètres du banc LASER. C'est un des axes sur lequel l'équipe LASER au sein du laboratoire PIMM est en train de travailler actuellement [140].

— **étendre l'application du choc LASER aux composites sandwich :** l'application de la technique du choc LASER à la calibration de dommage dans des composites de type sandwich peut également présenter un réel intérêt. Ceci permettrait de calibrer les dommages introduits dans les peaux en stratifié ou d'introduire un décollement calibré et plus réaliste entre la peau et le nida. Quelques résultats préliminaires par rapport à ce point sont présentés dans l'annexe A.

Concernant la partie traitant de l'algorithme de quantification, d'autres travaux sont encore nécessaires pour :

— **conduire des simulations numériques des structures intelligentes étudiées :** ceci permettrait de mieux comprendre l'interaction entre le signal d'excitation et le dommage. Une attention particulière devrait être portée à la modélisation du dommage ; Un modèle non linéaire reposant sur l'idée de dédoublement de nœuds avec l'implémentation d'une loi de contact non linéaire entre ces nœuds dans la zone endommagée pourrait être mis en œuvre pour représenter un dommage de type délaminage [148, 146] et pourrait être utile à la compréhension des phénomènes non linéaires induits par le dommage. Ceci permettrait à son tour de mieux comprendre les phénomènes physiques derrière les caractéristiques de dommage de type NMBF et ce qui fait d'eux des descripteurs plus sensibles à la sévérité de dommage.

— évaluer le potentiel de l'approche de quantification proposée dans ce manuscrit sur des structures plus complexes en termes de géométrie et de taille, potentiellement soumises à des variations de conditions environnementales et opérationnelles (exemple : des variations de température, des variations des conditions aux limites de la structure, des chargements appliqués sur la structure, etc). Des investigations sur des structures composites sandwich pourraient également être conduites.

— intégrer des connaissances a priori (en anglais prior knowledge) dans l'algorithme des SVM [55].

Annexe A

Génération de dommage par choc LASER dans des échantillons sandwich

A.1 Échantillons sandwich

l'échantillon considéré pour l'investigation expérimentale est un coupon en sandwich nid d'abeille fourni par Safran Nacelles. Le cœur en nid d'abeille est en alliage d'aluminium et les peaux externes, constituées de 4 plis orientés selon l'empilement $[0°, -45°, 45°, 0°]$, sont en carbone BMI (Bismaleimide). La figure A.1 montre une vue d'ensemble de l'échantillon sandwich (cœur + peaux) de dimensions $200mm \times 100mm$. Les propriétés mécaniques pour un pli constituant les peaux externes ainsi que pour le cœur en alliage d'aluminium sont données dans les tableaux A.1 et A.2 respectivement. Par ailleurs nous notons que seule la partie centrale de dimension $134mm \times 100mm$ est utile. Les talons de part et d'autres de la partie centrale servent pour tenir l'échantillon sur le banc de test.

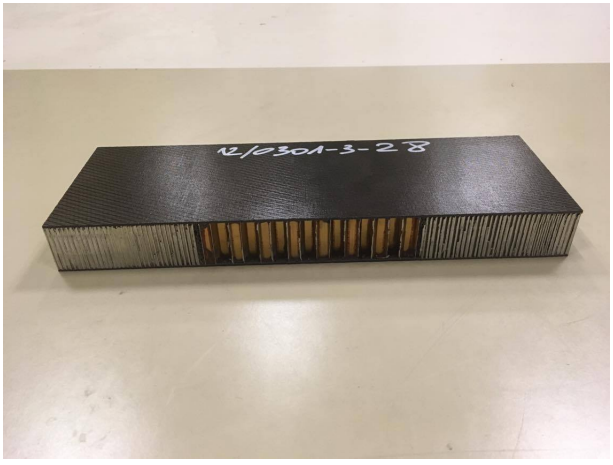


FIGURE A.1 – Échantillon sandwich - Peaux en CFRP, Cœur nida en alliage d'Alu

E_{11} GPa	E_{22} GPa	E_{33} GPa	$G_{12} = G_{13} = G_{23}$ GPa	ν_{12}	Épaisseur d'un pli mm	Masse volumique kg/m^3
65.7	65.7	8.1	0.02	5.2	0.28	1554

TABLE A.1 – Propriétés mécaniques d'un pli des peaux en carbone BMI

Masse volumique kg/m^3	Épaisseur (cœur nida Alu) mm	E_z MPa	G_{zl} MPa	G_{zw} MPa
67	30	866	354	163

TABLE A.2 – Propriétés mécaniques du cœur en nid d'abeille (alliage Aluminium)

A.2 Set-up expérimental

Le coupon sandwich a été soumis à un choc LASER à une seule impulsion. Une des faces du coupon a été impactée en régime confiné (Figure A.2) avec une tâche focale LASER de $7mm$ de diamètre. Par ailleurs, nous avons considéré 100% de l'énergie maximale de la voie LASER activée ce qui a résulté en une énergie LASER de l'ordre de $5.6J$.

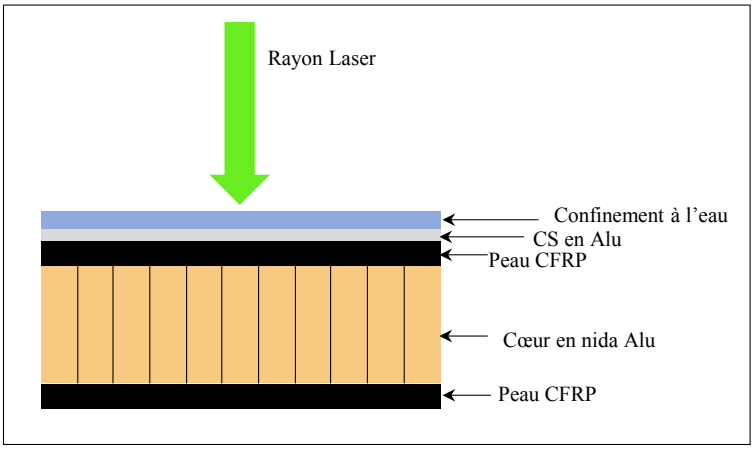


FIGURE A.2 – Tir LASER à une seule impulsion sur coupon sandwich

A.3 Analyse post-mortem

Des analyses post-mortem ont été réalisées sur l'échantillon impacté par LASER. Deux types d'analyse ont été considérés ; une analyse de type cartographie C-scan et une analyse par découpe/observation au microscope optique.

A.3.1 Analyse par C-scan

L'analyse par C-scan n'a révélé aucune signature de dommage (Figure A.3). Une analyse par découpe/observation au microscope a été conduite afin de mieux investiguer si l'impact

LASER a induit ou pas un dommage au sein du coupon.

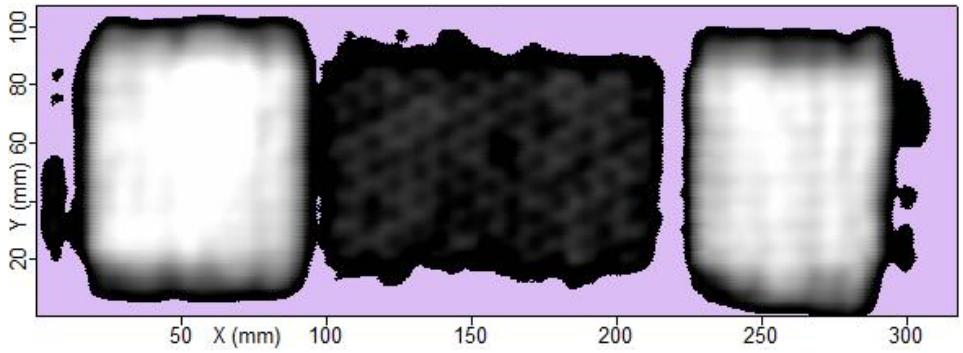


FIGURE A.3 – Cartographie C-scan du coupon sandwich après avoir été impacté par le LASER

A.3.2 Analyse par découpe/observation microscopique

D'après les résultats d'analyse post-mortem par découpe/observation au microscope (Figures A.4, A.5, A.6), un dommage a pu être révélé dans la zone impactée par LASER. Plus précisément, il s'agit d'un décollement entre la peau en CFRP et l'âme en alliage d'Alu.

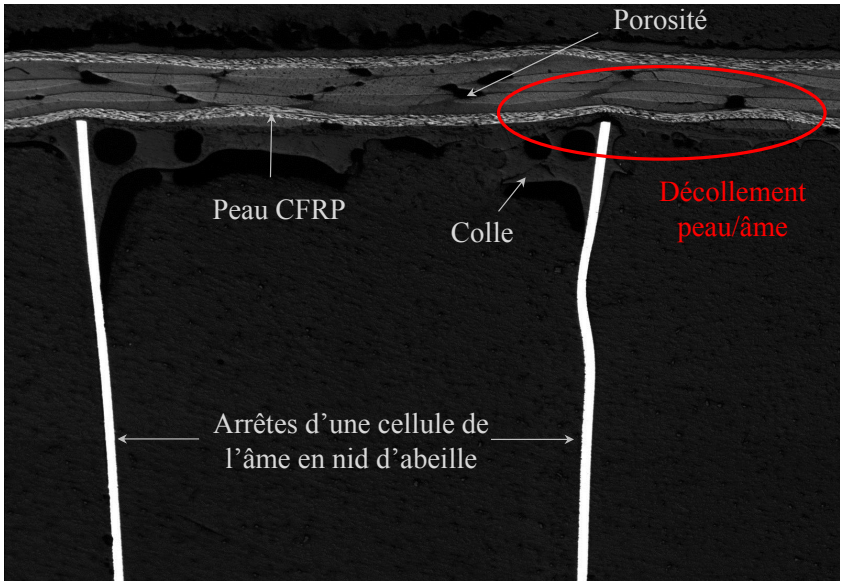


FIGURE A.4 – Illustration du résultat d'analyse post-mortem par découpe/observation microscopique

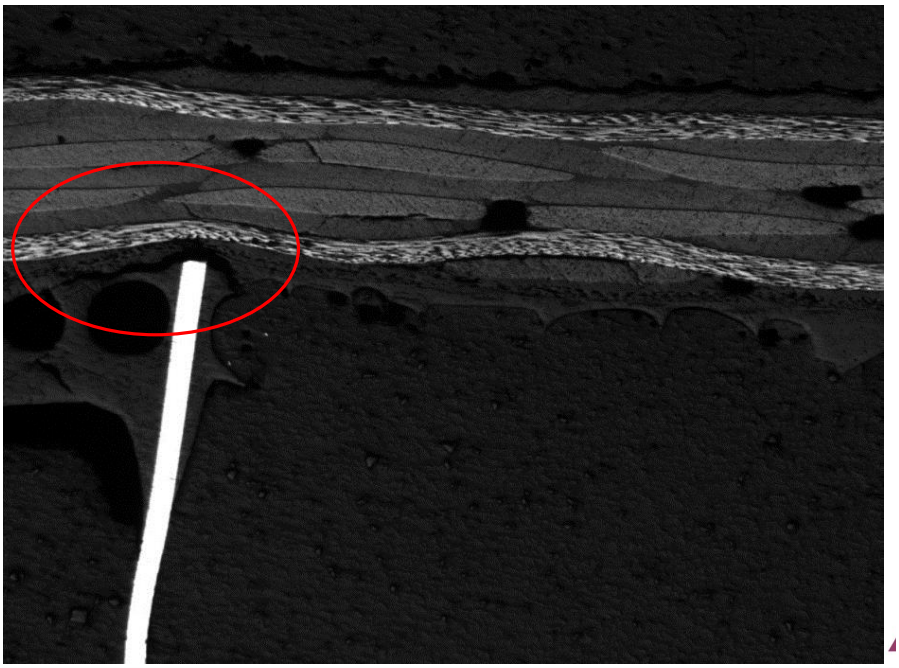


FIGURE A.5 – Illustration du résultat d'analyse post-mortem par découpe/observation microscopique - Zoom sur la zone endommagée

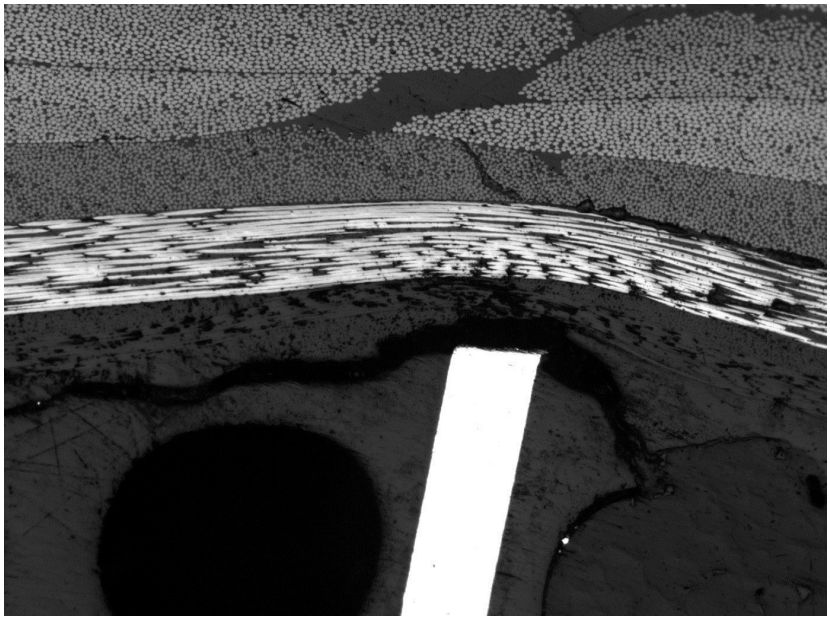


FIGURE A.6 – Illustration du résultat d'analyse post-mortem par découpe/observation microscopique - Zoom sur la zone endommagée

A.4 Vers une investigation plus approfondie

Des travaux futurs devraient être conduits pour investiguer de façon plus approfondie le potentiel de la technique du choc LASER pour la génération et la calibration de dommage dans des composites sandwich. Une optimisation du choix des paramètres LASER est un des points primordiaux à aborder. Plusieurs configurations de tirs pourraient aussi être testées (Figures A.7, A.8, A.9, A.10). Par ailleurs, une réflexion sur les outils d'analyse post-mortem qui pourraient être utilisés dans le cas d'échantillons de type composites sandwich mérite d'être menée afin de permettre une meilleure caractérisation du dommage induit par impact LASER.

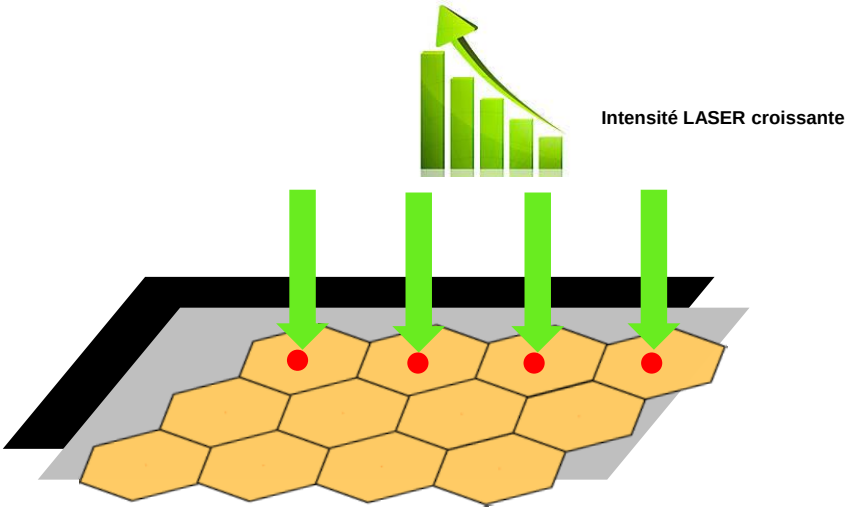


FIGURE A.7 – Impacts LASER au niveau des creux des cellules de l'âme en nida - Intensité LASER croissante

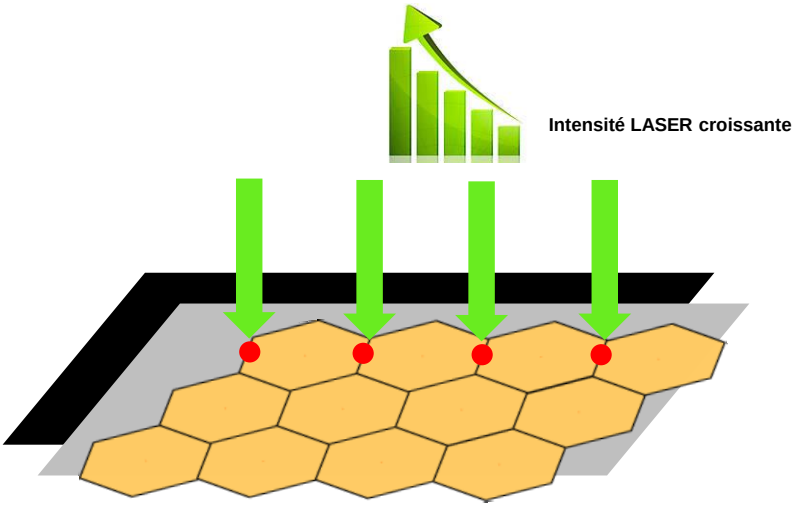


FIGURE A.8 – Impacts LASER au niveau des arêtes des cellules de l'âme en nida - Intensité LASER croissante

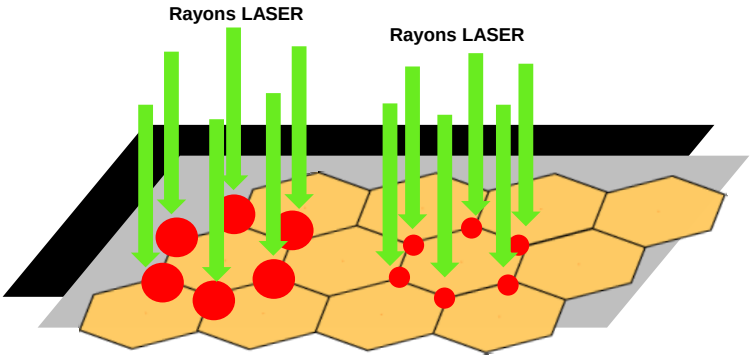


FIGURE A.9 – Impacts LASER au niveau des contours des cellules de l'âme en nida - Diamètre de tâche focale variable

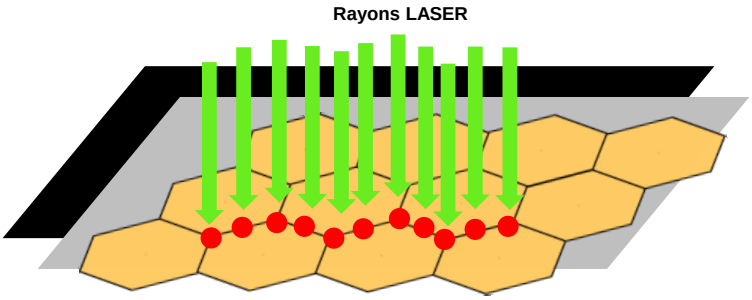


FIGURE A.10 – Impacts LASER sur une trajectoire définie par les cellules de l'âme en nida

Annexe B

Simulation numérique

B.1 Environnement de simulation

L'environnement choisi pour conduire nos simulations numériques est SDTools [49] désigné fréquemment par SDT (Structural Dynamics Toolbox). SDT est basé sur MATLAB et fournit une architecture générale d'éléments finis qui peut être utilisée dans tous les domaines (modélisation multi-physique). SDT est doté d'une large gamme de solveurs spécialisés pour créer des modèles utilisés pour étudier les problèmes de vibration.

B.2 Structure intelligente simulée

Le système que l'on a simulé sous SDT est celui présenté au chapitre 6, §6.2. Il s'agit d'une plaque rectangulaire de $315mm \times 100mm$ en composite stratifié, équipée de deux éléments piézoélectriques, et soumise à un dommage de type délaminage au niveau de la zone centrale (voir la figure B.1). La structure de la plaque consiste en un stratifié CFRP unidirectionnel à 16 couches, empilés selon la séquence $[0°/90°/0°/90°/0°/90°/0°/90°]_s$. Les éléments piézoélectriques sont des disques en céramique Noliac NCE51 de $25mm$ de diamètre et $0.5mm$ d'épaisseur.

B.3 Signal d'excitation

Dans le but de simuler la configuration expérimentale testée sur les coupons réels équipés de deux patches PZT (chapitre 6), le signal d'excitation choisi pour la simulation numérique possède les mêmes paramètres que ceux ayant servi à exciter la structure réelle (chapitre 6, table 6.3). En effet, le signal d'excitation utilisé lors de la simulation numérique est de la forme :

$$u(t) = u_0 \sin\left(\omega_1 \; e^{\frac{t}{T}\log\frac{\omega_2}{\omega_1}}\right) \tag{B.1}$$

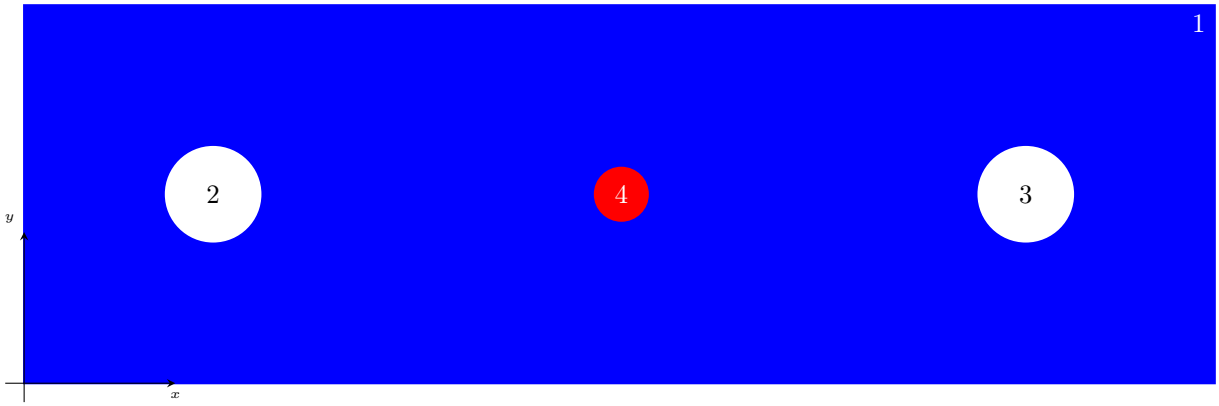


FIGURE B.1 – Structure intelligente : plaque CFRP rectangulaire endommagée avec 2 éléments piézoélectriques

où u_0 et T sont respectivement l'amplitude et la durée du signal, ω_1 et ω_2 sont les vitesses angulaires qui correspondent à f_{min} et f_{max} respectivement.

B.4 Modélisation par éléments finis

B.4.1 Modèle de base

Le modèle numérique de la structure intelligente est réalisé dans l'environnement SDT/ OpenFEM [50] en utilisant des éléments finis quadrangulaires de type coques linéaires pour les stratifiés. Le schéma du modèle est présenté figure B.1, avec les domaines suivants :

1. plaque de base
2. plaque de base avec l'élément piézoélectrique 1
3. plaque de base avec l'élément piézoélectrique 2
4. plaque de base endommagée

Les données matériaux du modèle de base sont données dans la table B.1. Les modules ont été recalés à partir des données fabricant et des premières fréquences propres en flexion.
Dans les domaines 2 et 3, une couche piézoélectrique est ajoutée au substrat stratifié CFRP de base. Le domaine 4 est constitué du matériau de la plaque de base avec une légère modification de certaines propriétés, comme décrit à la sous-section B.4.2. Par ailleurs, les éléments finis choisis pour la modélisation ont une taille caractéristique de $4mm$ et le modèle final possède au total environ 9000 nœuds.

E_{11} GPa	E_{22} GPa	E_{33} GPa	G_{23} GPa	G_{13} GPa	G_{12} GPa	ν_{23}	ν_{13}	ν_{12}	h mm	ρ kg m^3
126	8	8	2	4	4	0.3	0.06	0.3	0.138	1594

TABLE B.1 – Propriétés matériaux pour un pli du stratifié CFRP

B.4.2 Modèle du dommage

La zone endommagée (domaine 4) est modélisée par une réduction des modules d'élasticité. Nous introduisons un facteur de réduction κ ($0 < \kappa < 1$) (B.2). Géométriquement, la zone endommagée est de forme circulaire. Afin de simuler différentes sévérités de dommage, plusieurs diamètres ($7mm, 14mm$ et $21mm$) ont été considérés pour la zone 4.

$$E_{ij}^{(\text{damage})} = \kappa E_{ij}^{(\text{pristine})} \tag{B.2}$$

B.5 Adaptation du modèle pour un balayage exponentiel à large bande

Le signal d'excitation choisi est un signal de type "sweep exponentiel" ayant des paramètres identiques à ceux du signal d'excitation utilisé lors de l'investigation expérimentale conduite dans le chapitre 6.

B.5.1 Amortissement de Rayleigh

En se basant sur le spectre des signaux de réponse de la structure réelle, l'amortissement identifié avec les routines SDT correspond à un amortissement modal de l'ordre de 0.7%, dans toute la gamme de fréquences considérée. Ceci nous a conduit à choisir une représentation de la matrice d'amortissement $\boldsymbol{C}$ de la forme :

$$\boldsymbol{C} = \beta(\omega)\boldsymbol{K} \tag{B.3}$$

Où $\boldsymbol{K}$ est la matrice de raideur et $\beta(\omega)$ est donné par le coefficient d'amortissement modal ζ :

$$\zeta(\omega) = \frac{\beta\omega}{2} \approx 0.007. \tag{B.4}$$

Ainsi et afin d'assurer un amortissement modal quasi-constant, nous introduisons un coefficient d'amortissement de Rayleigh β variable :

$$\beta(\omega(t)) = \beta_0 \, \frac{\omega_0}{\omega} = \beta_0 \, e^{\frac{t}{T}\log\frac{\omega_2}{\omega_1}} \tag{B.5}$$

B.5.2 Pas de temps

Dans l'optique d'avoir un temps de simulation raisonnable, nous avons procédé à l'implémentation d'un pas de temps de simulation variable. En effet, nous avons considéré un pas de

temps de simulation τ_i constant par intervalle donné par l'équation ci-dessous :

$$\tau_i = \frac{2\pi}{\nu\omega_i} = \frac{2\pi}{\nu\omega_1}\, e^{\frac{t_i}{T}\log\frac{\omega_1}{\omega_2}} \tag{B.6}$$

ν étant le nombre de points par période $\frac{2\pi}{\omega_i}$, t_i les instants pour lesquels le pas de temps de simulation varie (Figure B.2).

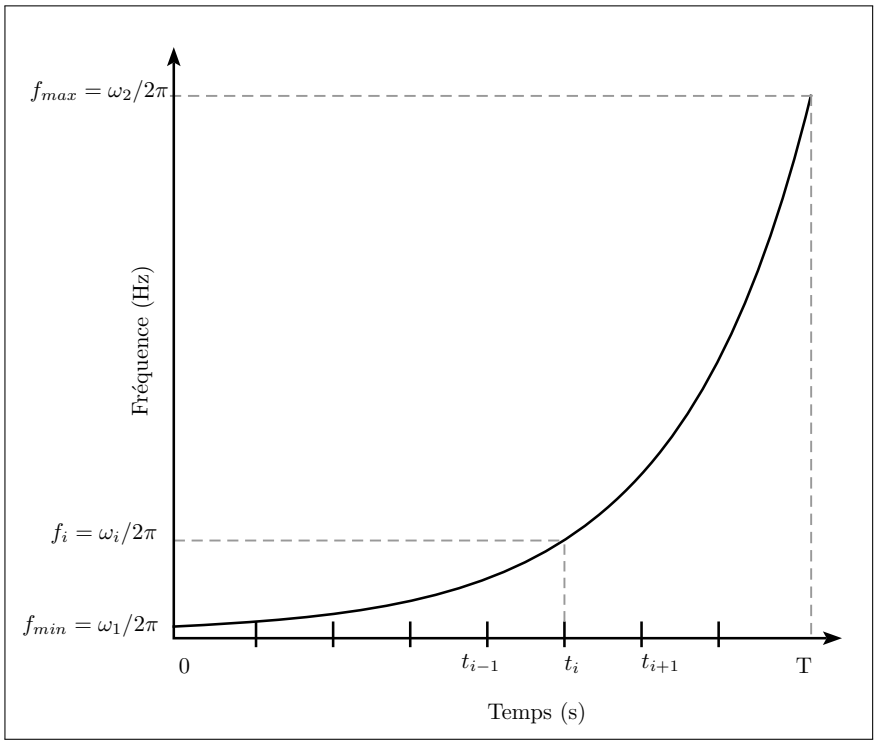


FIGURE B.2 – Représentation temps-fréquence d'un signal de type sweep exponentiel- Décomposition du signal et pas de temps de simulation variable

B.6 Résultats & analyses

B.6.1 Scénarios de simulation

Après avoir implémenté le modèle dans l'environnement SDT, nous avons conduit plusieurs scénarios de simulation. La plaque saine (Figure B.3) a d'abord été simulée. Par la suite, plusieurs valeurs du facteur de réduction κ ont été considérées. En l'occurrence, nous avons envisagé quatre valeurs ; $\kappa = 0.2$, $\kappa = 0.4$, $\kappa = 0.6$ et $\kappa = 0.8$. Pour chacune des valeurs de κ, trois configurations de taille de la zone endommagée ont été considérées (paramètre r_c). Les valeurs de r_c ont été choisies comme suit : $r_c = 3.5mm$, $r_c = 7mm$ et $r_c = 10.5mm$ (Figures B.4, B.5 et B.6) afin de simuler la taille des dommages sur les plaques réelles. Au total treize scénarios de simulation ont été conduits.

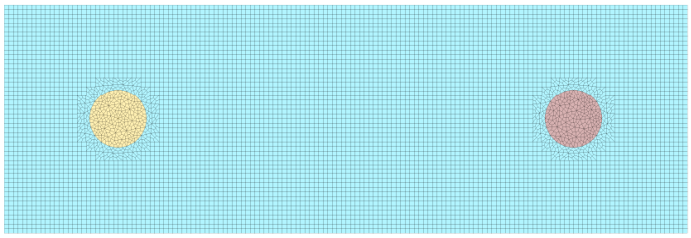


FIGURE B.3 – Configuration de simulation : plaque saine

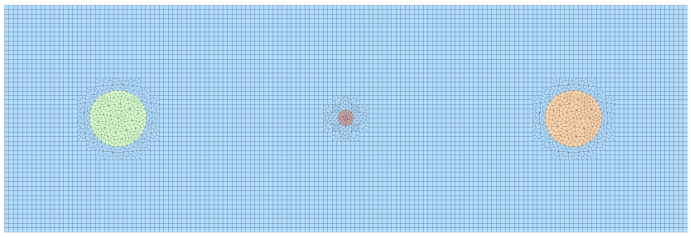


FIGURE B.4 – Configuration de simulation : $r_c = 3.5mm$

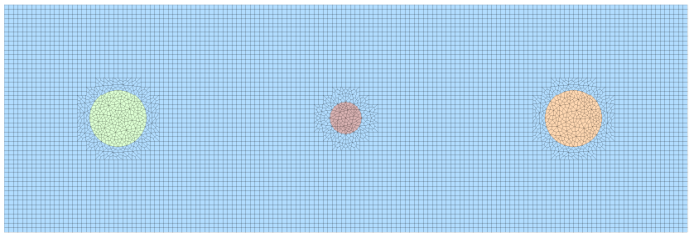


FIGURE B.5 – Configuration de simulation : $r_c = 7mm$

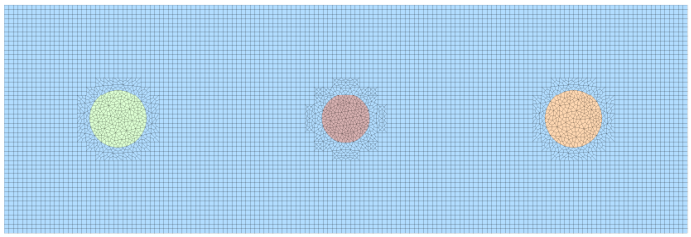


FIGURE B.6 – Configuration de simulation : $r_c = 10.5mm$

B.6.2 Résultats de simulation numérique

La figure B.7 illustre les signaux de réponse de la structure dans le domaine temporel et ceci pour les différentes valeurs de κ et les différentes configurations de sévérité de dommage qui ont été considérées. Nous pouvons remarquer la sensibilité du modèle à la taille du dommage. En effet, à κ fixé et en faisant augmenter la valeur du paramètre r_c, les signaux de réponse

sont de plus en plus décorrélés par rapport au signal de réponse de la structure saine. Cette sensibilité à la taille du dommage est de plus en plus marquée que le facteur de réduction κ est faible. On peut aussi remarquer la sensibilité du modèle à la sévérité du dommage à travers la figure B.8 qui illustre l'évolution des descripteurs SBF en fonction du paramètre de sévérité r_c. Nous pouvons remarquer que les différents descripteurs calculés en utilisant les signaux de simulation sont de plus en plus sensibles à la taille du dommage lorsque le facteur de réduction κ est plus faible.

B.6.3 Simulation versus expérience : limites du modèle linéaire

Bien que le modèle de simulation soit sensible à la sévérité du dommage et que cette sensibilité soit d'autant plus prononcée que le facteur de réduction κ est petit, les signaux de réponse de la structure simulée s'écartent des signaux mesurés expérimentalement (Figures B.9, B.10). Cet écart pourrait être dû, entre autres, à certains paramètres qui nécessitent d'être recalibrés (exemple : le facteur de réduction κ, les paramètres matériaux utilisés pour la simulation, etc.) ou bien à la modélisation du dommage en elle même qui est trop simpliste. Des travaux futurs devraient être menés pour mieux exploiter et améliorer le modèle de simulation afin de mieux comprendre les phénomènes non linéaires introduits par le dommage et les raisons qui font que les descripteurs de type NMBF sont meilleurs pour la classification de sévérité de dommage. Une des pistes à investiguer est d'essayer une modélisation non linéaire du dommage [148] et [146].

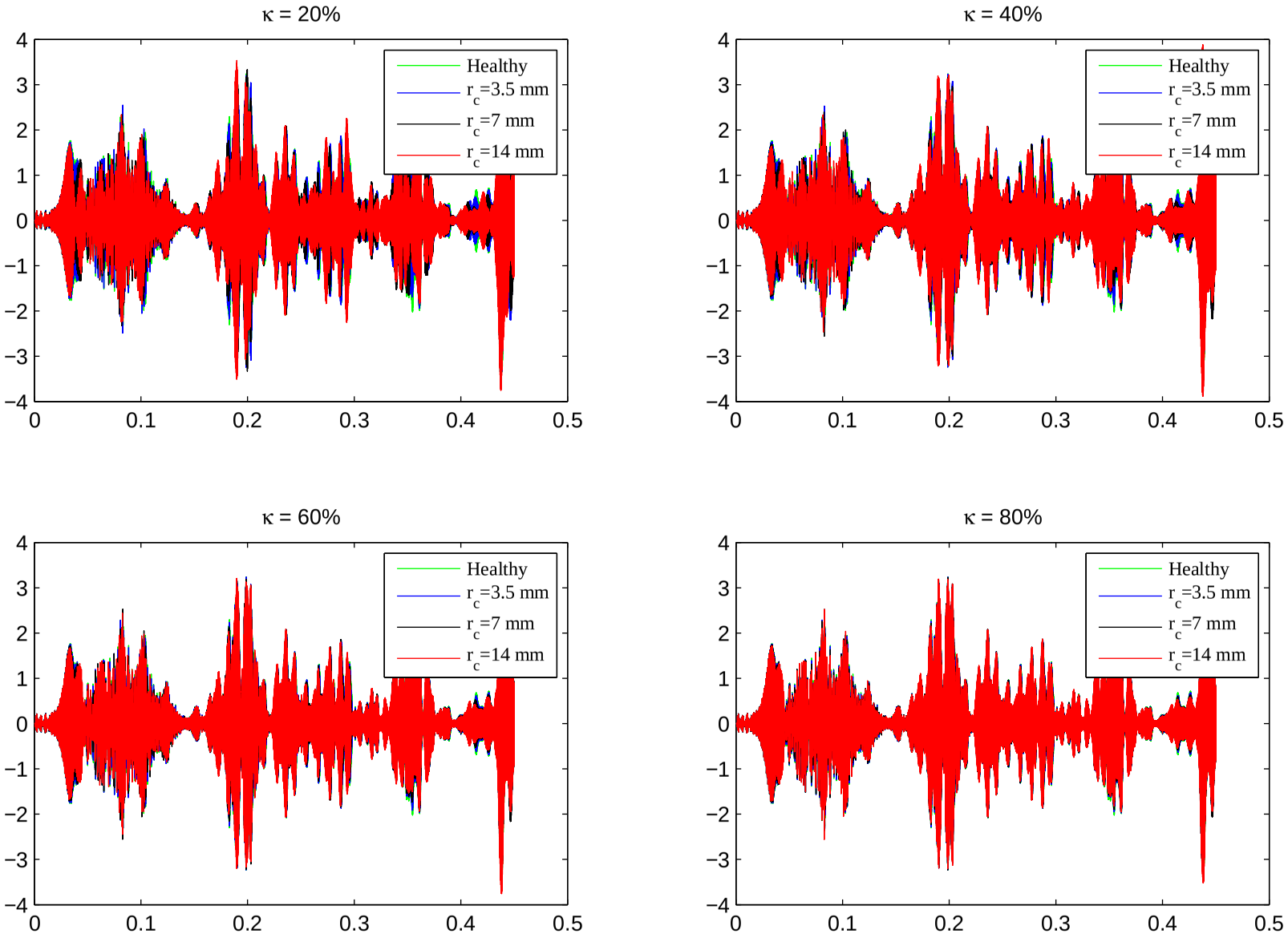


FIGURE B.7 – Signaux de réponse de la structure simulée - Différentes valeurs de κ et r_c

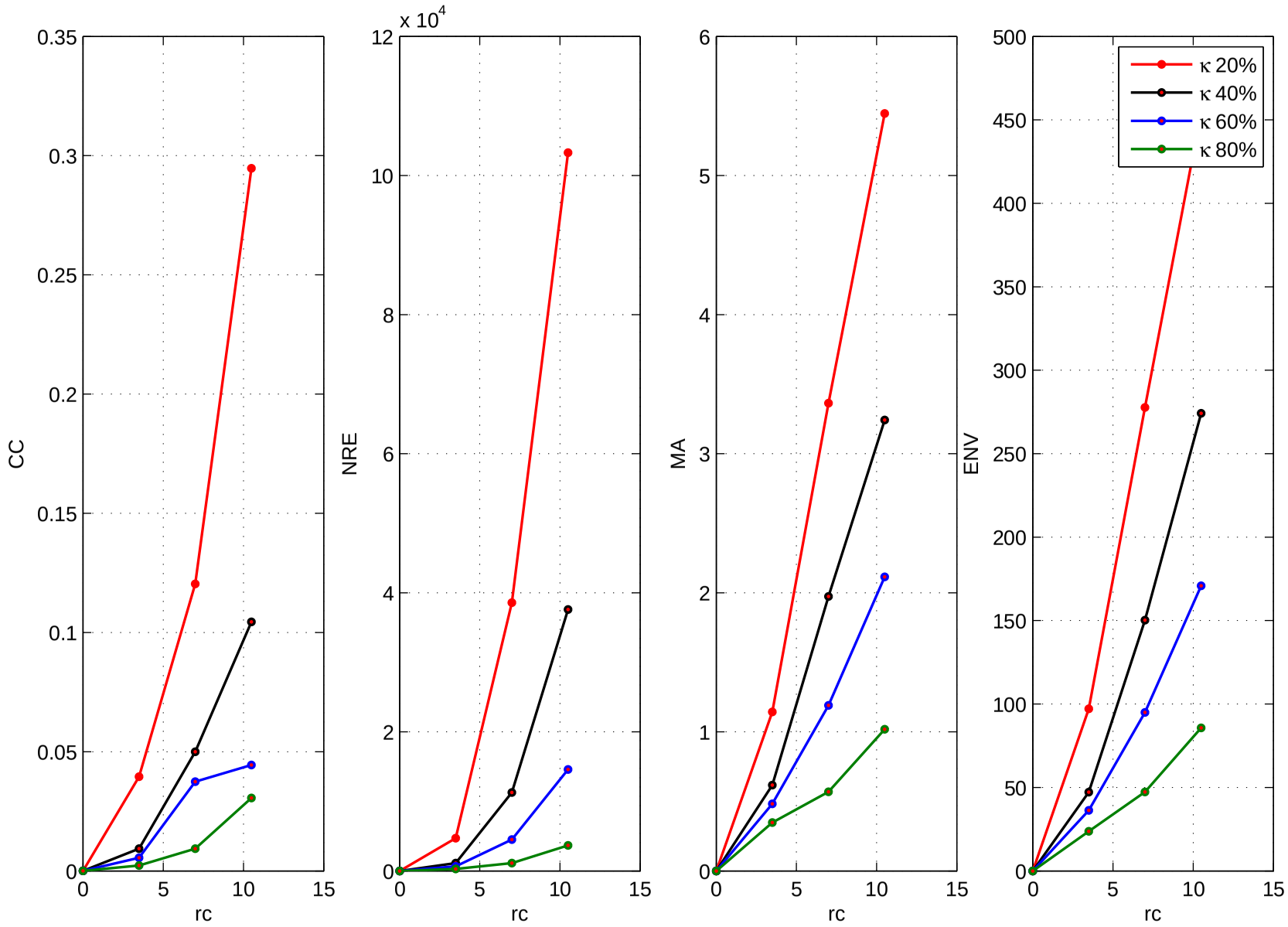


FIGURE B.8 – Variation des différents descripteurs de type SBF en fonction du paramètre de sévérité r_c

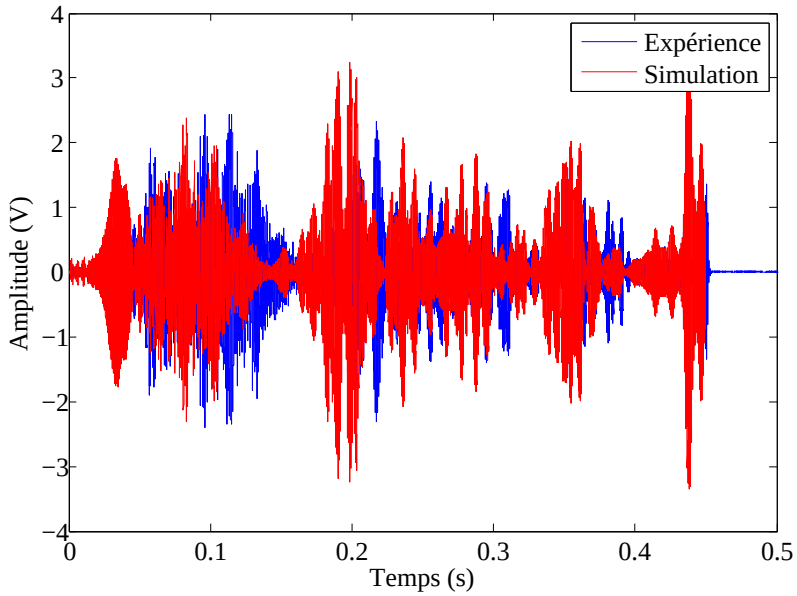


FIGURE B.9 – Superposition des signaux de réponse de la structure réelle et de la structure simulée - Cas de la plaque à l'état sain

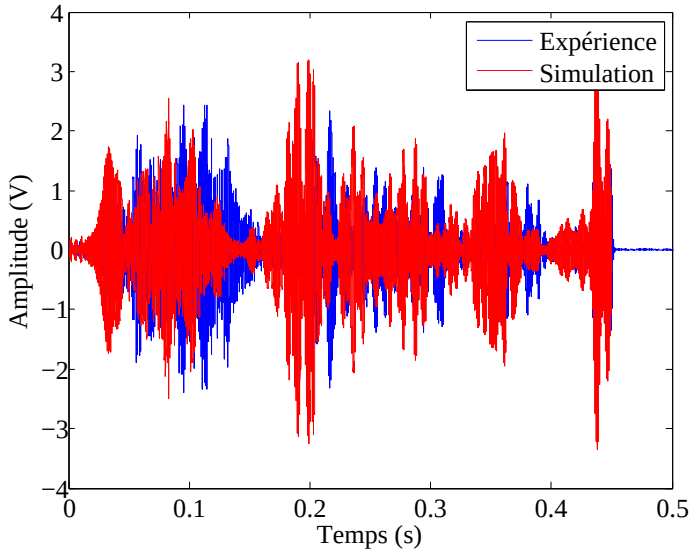


FIGURE B.10 – Superposition des signaux de réponse de la structure réelle et de la structure simulée - Plaque réelle endommagée avec un seul impact LASER, plaque simulée avec $r_c = 3.5mm$ et $\kappa = 0.2$

Bibliographie

[1] Bovsunovsky A. and Surace C. Non-linearities in the vibrations of elastic structures with a closing crack : A state of the art review. *Mechanical Systems and Signal Processing*, pages 129 – 148, 2015.

[2] Deraemaeker A. *New Trends in Vibration Based Structural Health Monitoring*. Springer, 1st edition. edition, 2010.

[3] Deraemaeker A. and Preumont A. Vibration based damage detection using large array sensors and spatial filters. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006.

[4] Deraemaekera A., Reyndersb E., De Roeckb G., and Kullaac J. Vibration-based structural health monitoring using output-only measurements under changing environment. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2008.

[5] Douglas A. *Health Monitoring of Structural Materials and Components : Methods with Applications*. John Wiley & Sons, 2007.

[6] Farina A. Simultaneous measurement of impulse response and distortion with a swept-sine technique. In *Audio Engineering Society Convention 108*, 2000.

[7] Kulakovskyi A., Chapuis B., Mesnil O., Bedreddine N., d'Almeida O., and Lhemery A. Defect imaging on cfrp and honeycomb composite structures by guided waves generated and detected by a sparse pzt array. In *Proceedings of IWSHM*, Stanford university, California USA, 2017.

[8] Novak A., Simon L., Lotton P., and Kadlec F. Modeling of nonlinear audio systems using swept-sine signals : application to audio effects. In *Proc. of the 12th Int. Conference on Digital Audio Effects*, 2009.

[9] Raghavan A. and Cesnik C. Review of guided-wave structural health monitoring. *Shock and Vibration Digest*, pages 91–114, 2007.

[10] Rytter A. *Vibrational Based Inspection of Civil Engineering Structures*. PhD thesis, University of Aalborg, 1993.

[11] Brunner A.J., Barbezat M., Huber C., and Flüeler P.H. The potential of active fiber composites made from piezoelectric fibers for actuating and sensing applications in structural health monitoring. *Materials and Structures*, pages 561–567, 2005.

[12] Chambers A.R., Mowlem M.C., and Dokos L. Evaluating impact damage in cfrp using fibre optic sensors. *Composites science and technology*, 2007.

[13] Beral B. and Speckmann H. Structure health monitoring (shm) for aircraft structures : A challenge for system developers and aircraft manufacturers. In *4th International Workshop on Structural Health Monitoring*, 2003.

[14] Ehrhart B., Ecault R., Touchard F., Boustie M., Berthe L., Bockenheimer C., and Valeske B. Development of a laser shock adhesion test for the assessment of weak adhesive bonded cfrp structures. *International Journal of Adhesion and Adhesives*, pages 57–65, 2014.

[15] Huang B., Koh B.H., and Kim H.S. Pca-based damage classification of delaminated smart composite structures using improved layerwise theory. *Computers & Structures*, 141 :26 – 35, 2014.

[16] Lin B. and Giurgiutiu V. Modeling and testing of pzt and pvdf piezoelectric wafer active sensors. *Smart Materials and Structures*, 2006.

[17] Schölkopf B., Smola A., and Müller K.R. *Kernel principal component analysis*, pages 583–588. Springer Berlin Heidelberg, 1997.

[18] Schölkopf B. and Smola A.J. *Learning with kernels : support vector machines, regularization, optimization, and beyond*. MIT Press, 2002.

[19] Boser B.E, Guyon. I.M., and Vapnik V. A training algorithm for optimal margin classifiers. In *Proceedings of the Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory*, pages 144–152. ACM, 1992.

[20] Benzecri. *Correspondence Analysis Handbook*. Statistics : A Series of Textbooks and Monographs. CRC Press, 1992.

[21] Prusty B.G. and Ginu R. *Structural health monitoring of composite structures using fiber optic methods*. Taylor & Francis, CRC Press, 2016.

[22] Adreades C. and Ciampa F. Embedded piezoelectric transducers in carbon fibre composites for nonlinear ultrasonic applications. In *Proceedings of IWSHM*, Stanford university, California USA, 2017.

[23] Bishop C. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press, USA, 2005.

[24] Boller C., Chang F.K., and Fujino Y. *Encyclopedia of Structural Health Monitoring*. Wiley, 2009.

[25] Bouvet C. Dommages d'impact sur stratifié composite. In *AMAC. 17ème Journées Nationales sur les Composites (JNC17)*. 2011.

[26] Debejyo C., Narayan K., Jun W., Antonia P.S., Douglas C., and Aditi C. Damage classification structural health monitoring in bolted structures using time-frequency techniques. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 20(11) :1289–1305, 2009.

[27] Farrar C., Sohn H., and Robertson A. Applications of nonlinear system identification to structural health monitoring. In *2nd European Conference on Structural Health Monitoring*, 2004.

[28] Fendzi C. *Contrôle Santé des Structures Composites : Application à la Surveillance des Nacelles Aéronautiques*. PhD thesis, ENSAM ParisTech, Paris, 2015.

[29] Fendzi C., Mechbal N., Rébillat M., and Guskov M. A general bayesian framework for ellipse-based and hyperbola-based damage localisation in anisotropic composite plates. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 2016.

[30] Larrosa C., Lonkar K., and Chang F.K. In situ damage classification for composite laminates using gaussian discriminant analysis. *Structural Health Monitoring*, 13(2) :190–204, 2014.

[31] Zang C. and Imregun M. Structural damage detection using artificial neural networks and measured frf data reduced via principal component projection. *Journal of Sound and Vibratio*, 2001.

[32] Miller C.A. and Hinders M.K. Classification of flaw severity using pattern recognition for guided wave-based structural health monitoring. *Ultrasonics*, page 247—258, 2014.

[33] Stull C.J., Earls C.J., and Koutsourelakis P.S. Model-based structural health monitoring of naval ship hulls. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, pages 1137 – 1149, 2011.

[34] Coelho C.K., Das S., and Chattopadhyay A. A hierarchical classification scheme for computationally efficient damage classification. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G : Journal of Aerospace Engineering*, 223(5) :497–505, 2009.

[35] Fritzen C.P. Vibration-based structural health monitoring - concepts and applications. *key engineering materials*, 2005.

[36] Farrar C.R. and Worden K. An introduction to structural health monitoring. *Philosophical transactions of the royal Society : A*, 2006.

[37] Farrar C.R. and Worden K. *Structural Health Monitoring : A Machine Learning Perspective*. 2012.

[38] Farrar C.R. and Worden K. *Structural Health Monitoring : A machine learning perspective*. John Wiley & Sons, 2013.

[39] Farrar C.R., Doebling S.W., and Nix D.A. Vibration–based structural damage identification. *Philosophical transactions of the Royal Society. Mathematical, physical, and engineering sciences*, 2001.

[40] Farrar C.R., Duffey T.A., Doebling S.W., and Nix D.A. A statistical pattern recognition paradigm for vibration-based structural health monitoring. In *2nd International Workshop on Structural Health Monitoring, Stanford*, 1999.

[41] Balageas D., Fritzen C.P., and G:uemes A. *Structural health monitoring*. ISTE Ltd, 2006.

[42] Broda D., Staszewski W.J., Martowicz A., Uhl T., and Silberschmidt V.V. Modelling of nonlinear crack–wave interactions for damage detection based on ultrasound—a review. *Journal of Sound and Vibration*, pages 1097 – 1118, 2014.

[43] Hull D. *An introduction to composite materials*. Cambridge solid state science series. Cambridge University Press, 1981.

[44] Montalvão D. and Ribeiro A.M.R. A review of vibration-based structural health monitoring with special emphasis on composite materials. *The Shock and Vibration Digest*, 2006.

[45] Wang D., Ye L., Zhongqing S., Ye L., Fucai L., and Guang M. Probabilistic damage identification based on correlation analysis using guided wave signals in aluminum plates. *Structural Health Monitoring Journal*, 2010.

[46] Tibaduiza D.A., Mujica L.E., and Rodellar J. Damage classification in structural health monitoring using principal component analysis and self-organizing maps. *Structural Control and Health Monitoring*, 2013.

[47] Rumelhart D.E., Hinton G.E., and Williams R.J. *Parallel distributed processing*, chapter Chapter 8 : Learning internal representations by error propagation. MIT press, 1986.

[48] Joglekar D.M. and Mitra M. Nonlinear analysis of flexural wave propagation through 1d waveguides with a breathing crack. *Journal of Sound and Vibration*, pages 242 – 257, 2015.

[49] Balmès E. Sdtools, vibration software and consulting. `http://www.sdtools.com/`, 2016.

[50] Balmès E. and Deraemaeker A. *Modeling structures with piezoelectric materials*. SDT tutorial, 2013.

[51] Gay E., Berthe L., Boustie M., Arrigoni M., and Trombini M. Study of the response of CFRP composite laminates to a laser-induced shock. *Composites Part B : Engineering*, pages 108–115, 2014.

[52] Lize E., Hudin C., Rébillat M., Mechbal N., and Bolzmacher C. Numerical and experimental study of first symmetric and antisymmetric lamb wave modes generated and received by dual-pzts in a composite plate. In *Proceedings of IWSHM*, Stanford university, California USA, 2017.

[53] Papatheou E., Dervilis N., Maguire E., and Worden K. Wind turbine structural health monitoring : A short investigation based on scada data. In *EWSHM - 7th European Workshop on Structural Health Monitoring*, Nantes, France, 2014.

[54] Carden E.P. and Fanning P. Vibration based condition monitoring : A review. *Structural Health Monitoring*, 2004.

[55] Lauer F. and Bloch G. ncorporating prior knowledge in support vector machines for classification : a review. *Neurocomputing, Elsevier*, 2008.

[56] Campbell F.C. *Structural Composite Materials*. ASM International, 2010.

[57] Golub G. Numerical methods for solving linear least squares problems. *Numerische Mathematik*, pages 206–216, 1965.

[58] Park G., Sohn H., Farrar C.R., and Inman D. Overview of piezoelectric impedance-based health monitoring and path forward. *The Shock and Vibration Digest*, 2003.

[59] Santoni-Bottai G. and Giurgiutiu V. Damage detection at cryogenic temperatures in composites using piezoelectric wafer active sensors. *Structural Health Monitoring*, 2012.

[60] Lamb H. On waves in an elastic plate. *Proceedings of the Royal Society of London A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 93(648) :114–128, 1917.

[61] Sohn H., Farrar C.R., Hemez F.M., Shunk D., Stinemates D.W., Nadler B.R., and Czarnecki J.J. A review of structural health monitoring literature : 1996-2001. Technical report, Los Alamos National Laboratory, 2004.

[62] Tsuda H., Toyama N., Urabe K., and Takatsubo J. Impact damage detection in cfrp using fiber bragg gratings. *Smart materials and structures*, 2004.

[63] Lam H.F., Yuen K.V., and Beck J.L. Structural health monitoring via measured ritz vectors utilizing artificial neural networks. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2006.

[64] Lutz H.H. *Knowledge Discovery with Support Vector Machines*. Wiley Series on Methods and Applications in Data Mining, 2009.

[65] Chen H.W. Modeling and identification of parallel nonlinear systems : Structural classification and parameter estimation methods. In *Proceedings of the IEEE*, 1995.

[66] Guyon I., Boser B., and Vapnik V. Automatic capacity tuning of very large vc-dimension classifiers. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pages 147–155, 1993.

[67] Ayres J., Lalande F., Chaudhry Z., and Rogers C. Qualitative impedance-based health monitoring of civil infrastructures. *Journal of smart materials and structures*, 1998.

[68] Mercier J. *Prise en compte du vieillissement et de l'endommagement dans le dimensionnement de structures en matériaux composites*. PhD thesis, Ecole des Mines de Paris, 2006.

[69] Moll J., Schulte R.T., Hartmann B., Fritzen C.P., and Nelles O. Multi-site damage localization in anisotropic plate-like structures using an active guided wave structural health monitoring system. *Smart materials and structures*, 2010.

[70] Shlens J. A tutorial on principal component analysis : Derivation, discussion and singular value decomposition. 2003.

[71] Yang J., He J., Guan X., Wang D., Chen H., Zhang W., and Liu Y. A probabilistic crack size quantification method using in-situ lamb wave test and bayesian updating. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 78 :118 – 133, 2016.

[72] Michaels J.E. Detection, localization and characterization of damage in plates with an in situ array of spatially distributed ultrasonic sensors. *Smart materials and structures*, 2008.

[73] Scholey J.J., Wilcox P.D., Wisnom M.R., and Friswell M.I. Quantitative experimental measurements of matrix cracking and delamination using acoustic emission. *Composites : Part A*, 2010.

[74] Rose J.L. *Ultrasonic Guided Waves in Solid Media*. CUP, 2014.

[75] Berthelot J.M. *Matériaux composites : Comportement mécanique et analyse des structures*. Lavoisier, Paris, 5th edition, 2012.

[76] McCrory J.P., Al-Jumaili S.Kh., Crivelli D., Pearson M.R., Eaton M.J., Featherston C.A., Guagliano M., Holford K.M., and Pullin R. Damage classification in carbon fibre composites using acoustic emission : A comparison of three techniques. *Composites Part B : Engineering*, 68 :424 – 430, 2015.

[77] High J.W. and Wilkie W.K. Method of fabricating nasa-standard macro fiber composite piezoelectric actuators. Technical report, NASA, 2003.

[78] Crammer K. and Singer Y. On the algorithmic implementation of multiclass kernel-based vector machines. *Journal of Machine Learning Research*, 2001.

[79] Worden K., Farrar C.R., Manson G., and Park G. The fundamental axioms of structural health monitoring. *Philosophical Transactions of the Royal Society : A*, 2007.

[80] Worden K., Farrar C.R., Haywood J., and Todd M. A review of nonlinear dynamics applications to structural health monitoring. *STRUCTURAL CONTROL AND HEALTH MONITORING*, 2008.

[81] Worden K., Farrar C.R., Haywood J., and Todd M. A review of nonlinear dynamics applications to structural health monitoring. *Structural Control and Health Monitoring*, 15(4) :540–567, 2008.

[82] Worden K. and Manson G. The application of machine learning to structural health monitoring. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, pages 515–537, 2007.

[83] Worden K. and Manson G. The application of machine learning to structural health monitoring. *Philosophical Transactions of the Royal Society : A*, 2007.

[84] Chawla K.K. *Composite Materials : Science and Engineering*. Springer-Verlag New York, 2012.

[85] Berthe L., Arrigoni M., Boustie M., Cuq-Lelandais J. P., Broussillou C., Fabre G., Jeandin M., Guipont V., and Nivard M. State-of-the-art laser adhesion test (LASAT). *Nondestructive Testing and Evaluation*, 2011.

[86] Berthe L., Fabbro R., Peyre P., Tollier L., and Bartnicki E. Shock waves from a water-confined laser-generated plasma. *Journal of Applied Physics*, 1997.

[87] Carlsson L.A., Sendlein L.S., and Merry S.L. Characterization of face sheet/core shear fracture of composite sandwich beams. *Journal of Composite Materials*, 2016.

[88] Mujica L.E., Vehi J., Ruiz M., Staszewski M., Verleysenand W., and Worden K. Multivariate statistics process control for dimensionality reduction in structural assessment. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2008.

[89] Saul L.K. and Roweis S.T. An introduction to locally linear embedding. Technical report, 2000.

[90] Bhuiyan M. and Giurgiutiu V. Experimental and computational analysis of acoustic emission waveforms for shm applications. In *Proceedings of IWSHM*, Stanford university, California USA, 2017.

[91] Bourchak M., Farrow I.R., Bond I.P., Rowland C.W., and Menan F. Acoustic emission energy as a fatigue damage parameter for cfrp composites. *International Journal of Fatigue*, 2007.

[92] Brissaud M. *Matériaux piézoélectriques : Caractérisation, modélisation et vibration.* Presses polytechniques et universitaires romandes, 2007.

[93] Diogo M., Maia N., and Ribeiro A. A review of vibration-based structural health monitoring with special emphasis on composite materials. 38 :295, 07 2006.

[94] Hasler M. *Phénomènes non linéaires*, chapter Chapitre 3 : Séries de Volterra. Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 1999.

[95] Rébillat M., Ege K., Gallo M., and Antoni J. Repeated exponential sine sweeps for the autonomous estimation of nonlinearities and bootstrap assessment of uncertainties. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C : Journal of Mechanical Engineering Science*, 2016.

[96] Rébillat M., Barthes C., Mechbal N., and Mosalam K. Structural health monitoring of high voltage electrical switch ceramic insulators in seismic areas. In *7th European Workshop on Structural Health Monitoring*, France, 2014.

[97] Rébillat M., Hennequin R., Corteel E., and Katz B. Identification of cascade of hammerstein models for the description of non-linearities in vibrating devices. *Journal of Sound and Vibration*, 2010.

[98] Schagerl M. and Kralovec C. Electro-mechanical impedance measurements as a possible shm method for sandwich debonding detection. In *21st Symposium on Composites*, pages 763–777. Trans Tech Publications, 2017.

[99] Siegel M., Gunatilake P., and Podnar G. Robotic assistants for aircraft inspectors. *Industrial Robot : An International Journal*, 1998.

[100] Surgeon M. and Wevers M. Modal analysis of acoustic emission signals from cfrp laminates. *NDT&E International*, 1999.

[101] Wevers M. Listening to the sound of materials : acoustic emission for the analysis of material behaviour. *NDT&E International,*, 1997.

[102] Wevers M. and Lambrighs K. *Encyclopedia of Structural Health Monitoring*, chapter Chapter 13 "Applications of Acoustic Emission for SHM : A Review". Wiley, 2009.

[103] Todd M.D., Johnson G.A., and Vohra S.T. Deployment of a fiber bragg grating-based measurement system in a structural health monitoring application. *Smart materials and structures*, 2001.

[104] Friswell M.I. and Penny J.E.T. Crack modeling for structural health monitoring. *Structural Health Monitoring*, pages 139–148, 2002.

[105] Friswell M.I. and Penny J.E.T. Crack modeling for structural health monitoring. *Structural Health Monitoring*, 1(2) :139–148, 2002.

[106] Hawksford M.J. System measurement and identification using pseudorandom filtered noise and music sequences. *J. Audio Eng. Soc*, pages 275–296, 2005.

[107] Reed M.J. and Hawksford M.O.J. Identification of discrete volterra series using maximum length sequences. *IEE Proceedings*, 1996.

[108] Santos M.J., Santos J.B., Amaro A.M., and Neto M.A. Low velocity impact damage evaluation in fiber glass composite plates using pzt sensors. *Composites Part B : Engineering*, 2013.

[109] Gandhi M.V. and Thompson B.D. *Smart Materials and Structures*. Springer, 1992.

[110] Mechbal N., Uribe J.S., and Rébillat M. A probabilistic multi-class classifier for structural health monitoring. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015.

[111] Quaegebeur N., Micheaua P., Masson P., and Maslouhi A. Structural health monitoring strategy for detection of interlaminar delamination in composite plates. *Smart materials and structures*, 2010.

[112] Tanaka N., Okabe Y., and Takeda N. Temperature-compensated strain measurement using fiber bragg grating sensors embedded in composite laminates. *Smart materials and structures*, 2003.

[113] Mesnil O., Leckey C., and Ruzzene M. Instantaneous and local wavenumber estimations for damage quantification in composites. *Structural Health Monitoring*, 14(3) :193–204, 2015.

[114] Nelles O. *Nonlinear System Identification : From Classical Approaches to Neural Networks and Fuzzy Models*. 2000.

[115] de Lautour O.R. and Omenzetter P. Damage classification and estimation in experimental structures using time series analysis and pattern recognition. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 24(5) :1556 – 1569, 2010.

[116] Salawu O.S. Detection of structural damage through changes in frequency : a review. *Engineering Structures*, pages 718 – 723, 1997.

[117] Gallman P. An iterative method for the identification of nonlinear systems using a uryson model. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1975.

[118] Kara P. *Encyclopedia of Structural Health Monitoring*, chapter Chapter 60 "Intensity-, Interferometric-, and Scattering-based Optical-fiber Sensors". Wiley, 2009.

[119] Kara P. *Encyclopedia of Structural Health Monitoring*, chapter Chapter 59 "Fiber-Optic Sensor Principles". Wiley, 2009.

[120] Kara P. *Encyclopedia of Structural Health Monitoring*, chapter Chapter 61 "Fiber Bragg Grating Sensors". Wiley, 2009.

[121] Malinowski p., Wandowski T., and Ostachowicz W. Damage detection potential of a triangular piezoelectric configuration. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011.

[122] Malinowski P., Wandowski T., and Ostachowicz W. The use of electromechanical impedance conductance signatures for detection of weak adhesive bonds of carbon fibre–reinforced polymer. *Structural Health Monitoring*, pages 332–344, 2015.

[123] Mix P.E. *Introduction to Nondestructive Testing*. Wiley, 2005.

[124] Coverley P.T. and Staszewski W.J. Impact damage location in composite structures using optimized sensor triangulation procedure. *Smart materials and structures*, 2003.

[125] Ecault R. *Etude expérimentale et numérique du comportement dynamique de composites aéronautiques sous choc laser. Optimisation du test d'adhérence par ondes de choc sur les assemblages composites collés*. PhD thesis, 2013.

[126] Ecault R., Touchard F., Boustie M., Berthe L., and Dominguez N. Numerical modeling of laser-induced shock experiments for the development of the adhesion test for bonded composite materials. *Composite Structures*, pages 382–394, 2016.

[127] Ecault R., Boustie M., Berthe L., and Touchard F. Laser shock waves : A way to test and damage composite materials for aeronautic applications. In *AIP Conference Proceedings*, pages 126–137, 2012.

[128] Fabbro R., Fournier J., Ballard P., Devaux D., and Virmont J. Physical study of laser-produced plasma in confined geometry. *Journal of Applied Physics*, 1990.

[129] Fabbro R., Peyre P., Berthe L., and Scherpereel X. Physics and applications of laser shock processing. *Journal of Laser Applications*, 1998.

[130] Gorgin R., Wu Z., Gao D., and Wang Y. Damage size characterization algorithm for active structural health monitoring using the a0 mode of lamb waves. *Smart Materials and Structures*, page 035015, 2014.

[131] Hajrya R. *Contrôle santé des structures composites : approche expérimentale et statistique*. PhD thesis, Arts et métiers ParisTeh, 2012.

[132] Hajrya R. and Mechbal N. Principal component analysis and perturbation theory based robust damage detection of multifunctional aircraft structure. *Structural Health Monitoring*, 2013.

[133] Herbrich R. *Learning Kernel Classifiers : Theory and Algorithms*. The MIT Press, 2001.

[134] Lammering R., Gabbert U., Sinapius M., Schuster T., and Wierach P., editors. *Lamb-Wave Based Structural Health Monitoring in Polymer Composites*. Springer International Publishing, 2017.

[135] Soleimanpour R., Ng C.T., and Wang C.H. Higher harmonic generation of guided waves at delaminations in laminated composite beams. *Structural Health Monitoring*, pages 400–417, 2017.

[136] Bossi R.H., Housen K.R., Walters C.T., and Sokol D.W. Laser bond testing. *Materials Evaluation*, 2009.

[137] Jones R.M. *Mechanics of Composite Materials*. Materials Science & Engineering Series. Taylor & Francis, 2nd ed edition, 1999.

[138] Duda R.O., Hart P.E., and Stork D.G. *Pattern classification*. Wiley, 2nd ed edition, 2001.

[139] Abe S. *Support Vector Machines for Pattern Classification*. 2005.

[140] Bardy S., Aubert B., Berthe L., Combis P., Hébert D., Lescoute E., Rullier J.L., and Videau L. Numerical study of laser ablation on aluminum for shock-wave applications : development of a suitable model by comparison with recent experiments. *Optical Engineering*, pages 011–014, 2016.

[141] Barradas S., Jeandin M., Bolis C., Berthe L., Arrigoni M., Boustie M., and Barbezat G. Study of adhesion of PROTAL copper coating of Al 2017 using the laser shock adhesion test (LASAT). *Journal of Materials Science*, pages 2707–2716, 2004.

[142] Barradas S., Molins R., Jeandin M., Arrigoni M., Boustie M., Bolis C., Berthe L., and Ducos M. Application of laser shock adhesion testing to the study of the interlamellar strength and coating-substrate adhesion in cold-sprayed copper coating of aluminum. *Surface and Coatings Technology*, pages 18–27, 2005.

[143] Barut S. and Dominguez N. NDT Diagnosis Automation : a Key to Efficient Production in the Aeronautic Industry. 2016.

[144] Canu S. *User Guide for the SVM Toolbox*. Insa Rouen, May 2009.

[145] Chen S., Billings S.A., and Luo W. Orthogonal least squares methods and their application to non-linear system identification. *International Journal of Control*, pages 1873–1896, 1989.

[146] Delrue S. and Van Den Abeele K. Three-dimensional finite element simulation of closed delaminations in composite materials. *Ultrasonics*, pages 315 – 324, 2012.

[147] Fassois S., Sakaris C., and Sakellariou J. Vibration-based damage localization and estimation via the stochastic functional model based method (fmbm)—an overview. In *Proceedings of IWSHM*, Stanford university, California USA, 2017.

[148] Gopalakrishnan S., Ruzzene M., and Hanagud S. *Computational Techniques for Structural Health Monitoring*. Springer Series in Reliability Engineering. Springer-Verlag London, 2011.

[149] He S., Rose L.F., and Wang C.H. Inverse mthods for quantitative assessment of delamination damage based on vibrational response. *Structural Health Monitoring*, 14(5) :411–425, 2015.

[150] Knerr S., Personnaz L., and Dreyfus G. *Single-layer learning revisited : a stepwise procedure for building and training a neural network*, pages 41–50. Springer, 1990.

[151] Reed S. *Encyclopedia of Structural Health Monitoring*, chapter Chapter 32 "Artificial Neural Networks". Wiley, 2009.

[152] Yashiro S., Okabe T., Toyama N., and Takeda N. Monitoring damage in holed cfrp laminates using embedded chirped fbg sensors. *International journal of solids and structures*, 2007.

[153] Fassois S.D. and Sakellariou J.S. Time-series methods for fault detection and identification in vibrating structures. *Philosophical Transactions of the Royal Society A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2007.

[154] Hamdi S.E., Le Duff A., Simon L., Plantier G., Sourice A., and Feuilloy M. Acoustic emission pattern recognition approach based on hilbert–huang transform for structural health monitoring in polymer-composite materials. *Applied Acoustics*, pages 746 – 757, 2013.

[155] Wirtz S.F. and Söffker D. Application of shape-based similarity measures to classification of acoustic emission waveforms. In *Proceedings of IWSHM*, Stanford university, California USA, 2017.

[156] Toller S.M and Dulaney J.L. Laser induced bond delamination, 2012.

[157] Kessler S.S., Spearing S.M., and Soutis C. Damage detection in composite materials using lamb wave methods. *Smart materials and structures*, 2002.

[158] Roweis S.T and Saul L.K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding. *Science*, pages 2323–2326, 2000.

[159] Doebling S.W., Farrar C.R., and M.B. Prime. A summary review of vibration-based damage identification methods. *Identification Methods, The Shock and Vibration Digest*, 30 :91–105, 1998.

[160] Antoun T., Curran D.R., Razorenov S.V., Seaman L., Kanel G.I., and Kanel G.I. *Spall Fracture*. Springer, 2003.

[161] Arredondo T., Tibaduiza A., Mujica E., Rodellar J., and Fritzen C.P. Damage assessment in a stiffened composite panel using non-linear data-driven modelling and ultrasonic guided waves. In *4th International Symposium on NDT in Aerospace*. 2012.

[162] Cédric T. *Etude des mécanismes d'endommagement des composites fibres de carbone/ matrice polyamide : application à la réalisation de réservoirs de stockage de gaz sous haute pression de type IV*. PhD thesis, Ecole des Mines de Paris, 2011.

[163] Hastie T., Tibshirani R., and Friedman J. *The Elements of Statistical Learning : Data Mining, Inference, and Prediction.* Springer Series in Statistics. Springer, 2 edition, 2013.

[164] Mizutani T., Okabe Y., and Takeda N. Quantitative evaluation of transverse cracks in carbon fiber reinforced plastic quasi-isotropic laminates with embedded small-diameter fiber bragg grating sensors. *Smart materials ans structures*, 2003.

[165] Monnier T. *Ondes da Lamb dans les milieux stratifiés : Application à la surveillance in situ et en temps réel de l'endommagement de structures composites*. PhD thesis, INSA Lyon, 2001.

[166] Ooijevaar T.H., Loendersloot R., Warnet L.L., de Boer A., and Akkerman R. Vibration based structural health monitoring of a composite t-beam. *Composite structure*, 2015.

[167] Giurgiutiu V. *Structural Health Monitoring of Aerospace Composites*. Academic Press is an imprint of Elsevier, 2015.

[168] Giurgiutiu V. *Structural Health Monitoring of Aerospace Composites*, chapter Chapter 6 "Piezoelectric Wafer Active Sensors". Academic Press is an imprint of Elsevier, 2015.

[169] Giurgiutiu V. Tuned lamb wave excitation and detection with piezoelectric wafer active sensors for structural health monitoring. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, pages 291–305, 2016.

[170] Giurgiutiu V. and Zagrai A. Damage detection in thin plates and aerospace structures with the electro-mechanical impedance method. *Structural Health Monitoring*, pages 99–118, 2005.

[171] Giurgiutiu V., Zagrai A., and Bao J.J. Piezoelectric wafer embedded active sensors for aging aircraft structural health monitoring. *Structural Health Monitoring Journal*, 2002.

[172] Giurgiutiu V. and Craig R. Recent advancements in the electromechanical (e/m) impedance method for structural health monitoring and nde. pages 536–547, 1998.

[173] Guipont V., Jeandin M., Bansard S., Khor K., Nivard M., Berthe L., Cuq-Lelandais J.P, and Boustie M. Bond strength determination of hydroxyapatite coatings on Ti-6Al-4V substrates using the LAser Shock Adhesion Test (LASAT). *Journal of Biomedical Materials Research - Part A*, pages 1096–1104, 2010.

[174] Lopes V., Park G., Cudney H.H., and Inman D.J. Impedance-based structural health monitoring with artificial neural networks. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 2000.

[175] Vapnik V.N. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Statistics for Engineering and Information Science. Springer, 2nd edition, 2000.

[176] Zhou W., Chakraborty D., Kovvali N., Papandreou-Suppappola A., Cochran D., and Chattopadhyay A. Damage classification for structural health monitoring using time-frequency feature extraction and continuous hidden markov models. In *Conference Record of the Forty-First Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*. IEEE, 2007.

[177] Zhou W., Kovvali N., Reynolds W., Papandreou-Suppappola A., and D. Cochran A., Chattopadhyay and. On the use of hidden markov modeling and time-frequency features for damage classification in composite structures. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 20(11) :1271–1288, 2009.

[178] Staszewski W.J., Mahzan S., and Traynor R. Health monitoring of aerospace composite structures – active and passive approach. *Composites Science and Technology*, 2009.

[179] Ostachowicz W.M., Wandowski T., Malinowski P.H., and Kudela P. Damage identification and assessment in composite structures. *Procedia Engineering*, 2017.

[180] Zhao X., Gao H., Zhang G., Ayhan B., Yan F., Kwan C., and Rose J.L. Active health monitoring of an aircraft wing with embedded piezoelectric sensor/actuator network : I. defect detection, localization and growth monitoring. *Smart materials and structures*, 2007.

[181] Zhao X., Qian T., Mei G., Kwan C., Zane R., Walsh C., Paing T., and Popovic Z. Active health monitoring of an aircraft wing with an embedded piezoelectric sensor/actuator network : Ii. wireless approaches. *Smart materials and structures*, 2007.

[182] Okabe Y., Yashiro S., Kosaka T., and Takeda N. Detection of transverse cracks in cfrp composites using embedded fiber bragg grating sensors. *Smart materials and structures*, 2000.

[183] Shen Y. and Wang J. Guided wave generation and propagation in piezoelectric composite plates for establishing structural self-awareness. In *Proceedings of IWSHM*, Stanford university, California USA, 2017.

[184] Mao Z. and Todd M. Structural damage classification comparison using support vector machine and bayesian model selection. In *7th European Workshop on Structural Health Monitoring*, 2014.

[185] Su Z. and Ye L. *Identification of Damage Using Lamb Waves*. Springer, 1st edition. edition, 2009.

[186] Tian Z., Yu L., and Leckey C. Delamination detection and quantification on laminated composite structures with lamb waves and wavenumber analysis. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 26(13) :1723–1738, 2014.

Contrôle santé des structures composites: génération de délaminages par choc LASER et quantification par apprentissage machine

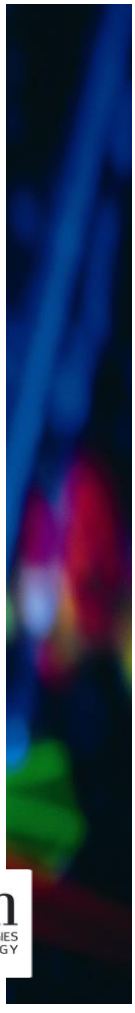
RESUME: Dans ce travail, nous abordons la quantification de dommage de type délaminage dans des stratifiés en CFRP. Le problème de quantification est transformé en un problème de classification multi-classes au sens de l'apprentissage statistique. Chaque classe correspond à une certaine sévérité de dommage. Le modèle de machine à vecteurs de support (SVM) est utilisé pour effectuer la classification. Généralement, des descripteurs de dommage basés sur une utilisation directe des signaux mesurés (SBF) sont utilisés pour apprendre les modèles décisionnels. Dans ce travail, nous nous basons sur l'hypothèse qu'un dommage génère nécessairement une part de non linéarité dans la réponse dynamique de la structure et nous investiguons la pertinence de l'utilisation de descripteurs de dommage basés sur un modèle non linéaire (NMBF) pour améliorer les performances du modèle décisionnel. Les NMBF proposés sont calculés en se basant sur le modèle de Hammerstein en parallèle identifié avec un signal de type "sweep exponentiel". Une réduction de dimension du vecteur des caractéristiques en utilisant l'ACP est également conduite et son effet sur les performances du processus de quantification suggéré est étudié. L'approche de quantification proposée a été testée et validée en utilisant des résultats de simulation puis des résultats expérimentaux obtenus sur des plaques composites en CFRP équipées d'éléments piézoélectriques et contenant diverses sévérités de délaminage. Les dommages de type délaminage ont été générés au sein des échantillons de manière calibrée et réaliste à l'aide de la technique du choc LASER et plus particulièrement du choc LASER symétrique. Nous avons démontré expérimentalement que cette configuration de choc LASER est une alternative efficace aux méthodes classiques de génération de dommage telles que les impacts classiques et les patches de Téflon, permettant une meilleure calibration du dommage en type, profondeur et taille.

Mots clés: Contrôle santé des structures, quantification de la sévérité de dommage, Stratifiés en CFRP, délaminage, SVM, effets non linéaires, modèle de Hammerstein en parallèle, SBF, NMBF, ACP, simulation, éléments piézoélectriques, choc LASER symétrique, calibration de dommage.

Structural Health Monitoring of composite structures: LASER shock delamination generation and machine learning-based quantification

ABSTRACT: In this work, we approach delamination quantification in Carbon Fiber Reinforced Polymer (CFRP) laminates as a classification problem whereby each class corresponds to a certain damage extent. A Support Vector Machine (SVM) is used to perform multi-class classification task. Classically, Signal Based Features (SBF) are used to train SVMs when approaching SHM from a machine learning perspective. In this work, starting from the assumption that damage causes a structure to exhibit nonlinear response, we investigate whether the use of Nonlinear Model Based Features (NMBF) increases classification performance. NMBF are computed based on parallel Hammerstein models which are identified with an Exponential Sine Sweep (ESS) signal. Dimensionality reduction of features vector using Principal Component Analysis (PCA) is also conducted in order to find out if it allows robustifying the quantification process suggested in this work. The proposed quantification approach was first tested and validated using simulation results. Thereafter, experimental results on CFRP composite plates equipped with piezoelectric elements and containing various delamination severities are considered for demonstration. Delamination-type damage is introduced into samples in a calibrated and realistic way using LASER Shock Wave Technique (LSWT) and more particularly symmetrical LASER shock configuration. We have experimentally demonstrated that such a configuration of LASER shock is an effective alternative to conventional damage generation techniques such as conventional impacts and Teflon inserts since it allows for a better calibration of damage in type, depth and size.

Keywords: Structural Health Monitoring, damage severity quantification, CFRP composites, delamination, SVM, nonlinearities, Parallel Hammerstein models, SBF, NMBF, PCA, simulation, Piezoelectric elements, symmetrical LASER shock, damage calibration.



ARTS ET MÉTIERS ParisTech

ParisTech INSTITUT DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES PARIS INSTITUTE OF TECHNOLOGY