



HAL
open science

Méthodologies d'analyse de séries temporelles sous incertitudes aléatoires et épistémiques pour le suivi et le pronostic de l'état de systèmes et structures - De l'estimation d'une cinétique d'endommagement à son contrôle

Emmanuel Ramasso

► To cite this version:

Emmanuel Ramasso. Méthodologies d'analyse de séries temporelles sous incertitudes aléatoires et épistémiques pour le suivi et le pronostic de l'état de systèmes et structures - De l'estimation d'une cinétique d'endommagement à son contrôle. Mécanique [physics]. UBFC, 2016. tel-02310950

HAL Id: tel-02310950

<https://hal.science/tel-02310950>

Submitted on 10 Oct 2019

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.

Habilitation à Diriger des Recherches

présentée par

Emmanuel RAMASSO

intitulée

Méthodologies d'analyse de séries temporelles sous incertitudes aléatoires et épistémiques pour le suivi et le pronostic de l'état de systèmes et structures

De l'estimation d'une cinétique d'endommagement à son contrôle

délivrée par

l'Université de Franche-Comté

spécialité : Sciences Pour l'Ingénieur et Microtechniques

devant le jury constitué de :

Thierry DENÈUX	Professeur des Universités	Univ. de Technologie de Compiègne	Président
Latifa OUKHELLOU	Directrice de Recherche	IFSTTAR, Marne-La-Vallée	Rapporteur
Nathalie GODIN	Maître de Conférences HDR	INSA, Lyon	Rapporteur
Christophe BÉRENGUER	Professeur des Universités	INP Grenoble	Rapporteur
Mireille BATTON-HUBERT	Professeur des Universités	Ecole des Mines, Saint-Etienne	Examineur
Vincent PLACET	Ingénieur de Recherche HDR	Univ. de Franche-Comté	Examineur
Noureddine ZERHOUNI	Professeur des Universités	ENSMM, Besançon	Examineur
Lamine BOUBAKAR	Professeur des Universités	Univ. de Franche-Comté	Directeur des recherches

le 24 novembre 2016

Etablissement de rattachement : Ecole Nationale Supérieure de Mécanique et des Microtechniques de Besançon (ENSMM)

Institut de Recherche : FEMTO-ST (UMR 6174)

NOTE

Il s'agit d'une version allégée de mon manuscrit. La version longue, détaillant notamment les remerciements, le CV et les articles sélectionnés, est disponible sur demande. Les chapitres scientifiques et perspectives sont identiques dans les deux versions.

REMERCIEMENTS

Le travail présenté dans ce manuscrit n'aurait pas été possible sans la collaboration avec de nombreux collègues de FEMTO-ST et notamment au département AS2M et Mécanique Appliquée depuis mon arrivée en 2008.

Un remerciement spécial pour Lamine et Vincent pour tout ce qu'ils m'ont apporté depuis notre rencontre en 2011.

J'exprime ma profonde gratitude aux membres du jury et notamment à Latifa Oukhellou, Nathalie Godin et Christophe Bérenguer pour avoir accepté de rapporter sur ce mémoire, et à Thierry Denœux pour avoir accepté d'être président. Je remercie une seconde fois Thierry pour son aide précieuse dans le cadre d'un projet PEPS CNRS, les développements qui en ont découlés m'ont en effet permis d'alimenter plusieurs pans de mon activité scientifique.

Mes remerciements vont par ailleurs aux stagiaires, doctorants et postdoctorants que j'ai eu l'occasion d'encadrer sur la période 2008-2016, et notamment Lisa, Carine, Fabrice, Pablo, Sébastien, Sylvain et Mohamed.

Ces dernières lignes sont pour Sylvie, Eliott et Dany.

PLAN DU DOCUMENT

Le reste du manuscrit est organisé comme suit ¹.

Un premier chapitre permet de positionner mes travaux au niveau national et international. Ce chapitre se veut (presque) non technique avec un état de l'art des approches du suivi et du pronostic de l'état de santé dans les domaines du PHM (systèmes, machines tournantes) et du SHM (structures composites). Ce chapitre permet de présenter les principaux défis auxquels un chercheur/ingénieur est confronté lors du développement et le déploiement des approches PHM et SHM (technologies de l'information et de la communication, méthodologies d'analyse de données). J'insiste en particulier sur les problèmes liés à la représentation des connaissances et à la prise en compte des incertitudes pour tenir compte de la variabilité des phénomènes à modéliser et développer des modèles "tolérants" aux incertitudes.

Le deuxième chapitre "Suivi et pronostic de l'état de systèmes (PHM)" est consacré à la présentation des contributions au PHM et à la synthèse des travaux de recherche en pronostic orienté données en présence d'incertitudes. L'originalité des travaux réside principalement dans les formalismes de représentation des incertitudes utilisés, basés sur la théorie des fonctions de croyance ou sur la géométrie computationnelle. L'effet de l'utilisation de ces formalismes non probabilistes sur les performances de pronostic a fait l'objet d'études intensives et a été quantifié de façon objective sur des données simulées de benchmarking partagées par la communauté, et également sur des données issues d'applications industrielles.

Le troisième chapitre "Surveillance de l'intégrité de structures composites en fatigue (SHM)" présente les contributions en SHM sur la caractérisation et le suivi de l'état de santé des structures composites par la technique d'émission acoustique. La première partie de ce chapitre est consacrée à la fatigue des structures et aux modèles physiques d'endommagement en fatigue des composites et sur la surveillance de ces endommagements par émission acoustique. Je me suis beaucoup investi dans la rédaction de ce chapitre qui traite de problématiques issues de la science des matériaux, une discipline à part entière dont je ne suis pas spécialiste. Le lecteur "spécialiste" trouvera ainsi, sans doute, quelques approximations. Cet investissement avait pour objectif d'acquérir une compréhension, aussi fine que possible, des phénomènes physiques impliqués dans l'endommagement des composites afin d'orienter mes développements en analyse de données. La principale contribution présentée dans ce chapitre est le développement de méthodes de partitionnement évolutives (classification non-supervisée) et robustes basées sur les formes d'onde extraites des flux bruts d'émission acoustique. Une chaîne de traitement complète y est présentée, de l'acquisition à l'interprétation. Ce chapitre donne aussi un aperçu des méthodes d'analyse de données pour l'émission acoustique.

1. Certaines des tyrades utilisées dans les lignes suivantes sont inspirées des commentaires des rapporteurs de mon HDR, en particulier de C. Bérenguer.

TABLE DES MATIÈRES

Note	3
Remerciements	5
1 Introduction à la synthèse des activités de recherche	13
1.1 Prédire : Un art ou une science ?	13
1.2 Pronostic de systèmes (PHM)	16
1.2.1 Architecture d'une solution PHM	16
1.2.2 Evolution du PHM avec l'internet industriel	20
1.3 Pronostic de structures (SHM)	22
1.3.1 SHM et dimensionnement des structures	23
1.3.2 La révolution composite	24
1.3.3 Architecture d'une solution SHM	27
1.3.4 Evolution du SHM avec les matériaux composites	29
1.3.4.1 Premiers pas vers le SHM <i>smart</i>	29
1.3.4.2 Vers le SHM de structures intelligentes	31
1.3.4.3 Intégration minimisant les effets aux interfaces	32
1.3.4.4 SHM dans le PIA "ACTION" et dans "I-SITE BFC"	33
1.4 Représentation formelle des connaissances (en PHM/SHM)	34
1.4.1 Modèle et information incomplète	35
1.4.2 Distinguer variabilité et imprécision	36
1.4.3 Incertitudes dans les modèles "tolérants" aux imprécisions	36
1.4.4 Les fonctions de croyance pour le PHM/SHM	37
1.5 Conclusion	39
2 Suivi et pronostic de l'état de systèmes (PHM)	47
2.1 Le <i>Common Task Framework</i> en PHM	47
2.1.1 Les jeux de données " <i>turbofan</i> " et " <i>data challenge 2008</i> "	48
2.1.2 Etat de l'art au travers de ces jeux données	50
2.1.2.1 Thèse de T. Wang (2010, supervisée par J. Lee)	51
2.1.2.2 Thèse de J. Coble (2010, supervisée par W. Hines)	54
2.2 Démarche et contribution	56
2.2.1 Collecte de données, benchmarks	57
2.2.2 Préparation des données	58

2.2.3	Evaluation (détection/classification) de l'état de santé	62
2.2.3.1	Détection d'anomalie	62
2.2.3.2	Partitionnement et classification multi-états	63
2.2.3.3	Prise en compte d'incertitudes dans la classification multi-états	64
2.2.3.4	Classification en présence de données déséquilibrées	66
2.2.4	Prédiction de l'évolution de l'état et estimation du temps restant avant défaillance	67
2.2.4.1	Prédire l'évolution de variables puis du temps restant	67
	Représentation par une variable monodimensionnelle	67
	Représentation par plusieurs variables	70
2.2.4.2	Prédire directement le temps restant	72
2.3	Conclusion et perspectives	74
2.3.1	Sur la prise en compte des incertitudes dans l'apprentissage des règles de classification de prédictions	74
2.3.2	Sur la propagation des incertitudes et l'extension aux polytopes dans RUL-CLIPPER	74
2.3.3	Sur la propagation des incertitudes dans les modèles de Takagi-Sugeno évolutifs crédibilistes	75
2.3.4	Sur la création d'une méthodologie crédibiliste pour le PHM	75
2.3.5	Sur les applications biomédicales	76
2.3.5.1	Suivi et pronostic de l'état de maturité des ovocytes humains pour l'aide à la FIV	76
2.3.5.2	Suivi et pronostic de l'état de prolifération de bactéries pour des traitements personnalisés	77
3	Surveillance de l'intégrité de structures composites en fatigue (SHM)	83
3.1	La fatigue des structures au cœur des préoccupations du SHM des composites	83
3.1.1	Modèles d'endommagement en fatigue des composites	85
3.1.1.1	Modèles macromécaniques	85
3.1.1.2	Modèles micromécaniques	86
3.1.1.3	Modèles d'évolution	87
3.1.1.4	Modèles basés sur des critères de rupture	88
	Critères non-interactifs	88
	Critères interactifs	89
3.1.1.5	Modèles phénoménologiques et orientés données	90
3.1.2	Suivi de santé des composites en fatigue par NDT : focus sur l'émission acoustique	90
3.1.2.1	Définition et principe de l'EA	91
3.1.2.2	Signal transitoire isolé et émissions continues	93
3.1.2.3	Localisation spatiale	93
3.1.2.4	Méthodes supervisées	95
3.1.2.5	Méthodes non-supervisées	95
3.1.2.6	Utilisation pour le SHM	97
3.2	Démarche et contribution	97
3.2.1	Comprendre la propagation des émissions acoustiques	98

3.2.2	Prétraitement des données d'émissions acoustiques	102
3.2.3	Evaluation des endommagements par analyse des émissions acoustiques . . .	104
3.2.3.1	Une approche stochastique basée sur les MMC	106
3.2.3.2	Méthodes de partitionnement évolutives pour le SHM en fatigue .	106
3.2.3.3	Méthodes de fusion de partitions pour une évaluation robuste et fiable	108
	Principe de la méthode et application à des stratifiés annulaires ther-	
	modurcissables	108
	Application à des composites stratifiés annulaires thermoplastiques	
	thermostables	109
	Application à des composites stratifiés à fibres de lin sous sollicita-	
	tions cycliques	111
3.3	Conclusion et perspectives	114
3.3.1	Sur la vérification par simulation numérique de l'approche développée	114
3.3.2	Sur le développement de modèles phénoménologiques incertains pour le suivi	
	de santé de structures	115
3.3.3	Approche globale/locale pour le SHM à l'échelle	116
3.3.3.1	Sur la localisation spatiale des endommagements	116
3.3.3.2	Sur le passage à l'échelle des outils développés	116
	Eléments assemblés	116
	Structure réelle	117
4	Projet de recherche post-HDR	125

INTRODUCTION À LA SYNTHÈSE DES ACTIVITÉS DE RECHERCHE

As always, model construction is partly a science and partly an art. You are the judge, and you must live with the consequences.
(Dempster, 2008)

Ce chapitre permet de réaliser une transition du curriculum vitae détaillé aux activités de recherche présentées en détail dans les chapitres suivants. J'introduis ici quelques concepts importants pour ensuite aborder mes contributions dans le cadre du suivi et le pronostic de l'état de systèmes et structures.

1.1 Prédire : Un art ou une science ?

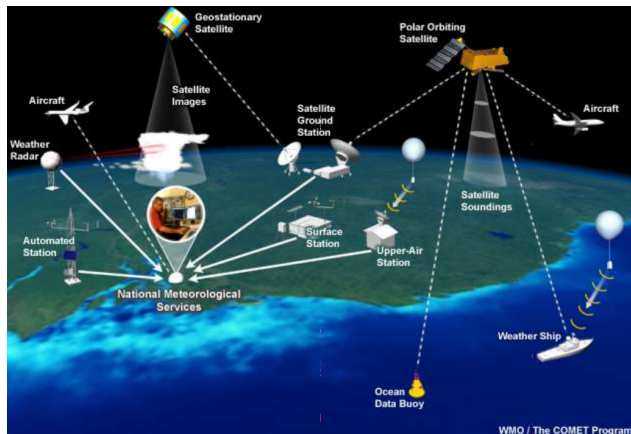
Le lecteur pourrait légitimement se demander si tenter de prédire l'évolution de l'état d'un système, ou concrètement de séries temporelles, n'est finalement pas un vœu pieux. En effet, en tout temps, cette problématique a intéressé de nombreux domaines. L'exemple des prévisions météorologiques est, sans nul doute, le plus illustratif de ce qui sera abordé par la suite car il permet d'introduire un certain nombre de concepts.

Les prévisions météorologiques ont, avant tout, un **impact économique** très important dans de nombreux domaines d'activité. C'est particulièrement dans le transport aérien pour lequel les **exigences de sécurité** sont capitales. Ce domaine représente 25% des activités de Météo France¹ et reçoit, avec précision, les conditions météorologiques au décollage comme à l'atterrissage. Un des objectifs des prévisions météorologiques est donc d'**anticiper des phénomènes qui pourraient s'avérer catastrophiques** pour les personnes et les biens. Sa "solution" commerciale, appelée Vigilance Météo, a été développée en 1999, après l'épisode des grandes tempêtes.

Dans le cadre des prévisions météorologiques, l'**horizon de prédiction** augmente avec la **taille des phénomènes** et en fonction des particularités géographiques. Il est possible de prédire l'arrivée

1. faq-logistique.com

d'une perturbation visible par satellite de manière fiable mais beaucoup moins les **effets** qu'elle peut engendrer localement tels que la violence des orages (foudre, pluviométrie, grêle...). L'**échelle** à laquelle est établie cette **prédiction** joue un rôle décisif sur sa **fiabilité** (sa validité au cours du temps) et sur sa **robustesse** (sa validité si certaines des hypothèses ne sont plus vérifiées). Fiabilité et robustesse dépendent des **incertitudes** liées au **manque de mesures** en tout point de la surface terrestre et de la couche atmosphérique ainsi qu'au manque de connaissance sur les phénomènes physiques réels mis en jeu.



(a) De multiples sources d'informations



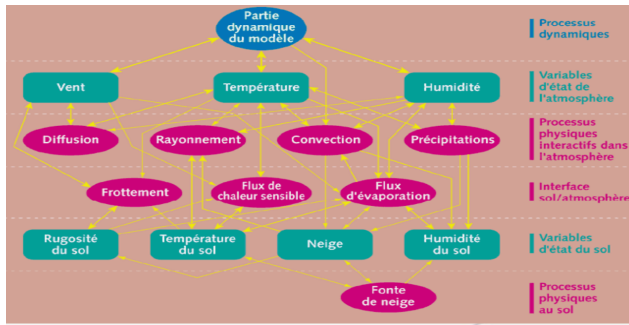
(b) La Terre est un système de systèmes complexes (Source : NCEP, 2012).

FIGURE 1.1 : Sources d'informations pour les prévisions météorologiques (Sources : Dr. Louis W. Uccellini, directeur du National Centers for Environmental Prediction, plénière lors de la conférence PHM Society 2012 ; et Lydie Lavanant, Météo France R&D, 2010).

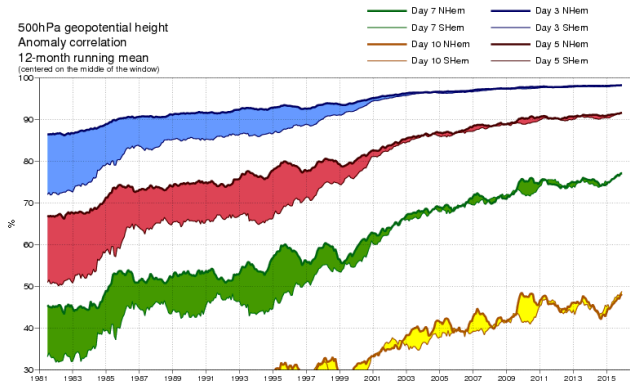
Les prédictions sont basées sur des **modèles** dont les **variables** sont mises à jour à partir des nombreuses informations collectées sur le globe par différents moyens (Figure 1.1(a)) et relatives à l'état du sol, des océans, des glaciers et de l'atmosphère (Figure 1.1(b), 1.2(a)). D'après Dr. Louis W. Uccellini, directeur du National Centers for Environmental Prediction (NCEP) aux Etats-Unis, lors de sa plénière à la conférence PHM Society 2012 : “*everything US citizens read, see or hear about weather, climate and ocean forecasts is based on NCEP numerical prediction models*”. Les modèles majoritairement utilisés dans le processus de prévisions météorologiques sont, en effet, des modèles basés sur des **premiers principes**² de **sciences** physiques, appelés *physics-based models* dans la littérature ou simplement **modèles physiques**. Encore perfectibles, dû à la complexité des phénomènes mis en jeu (Figure 1.2(a)) et ce, malgré des progrès très importants en **informatique** (les centres météorologiques disposant des ordinateurs les plus puissants au monde), le développement de ces modèles reste une stratégie gagnante à long terme car ils permettent de **capitaliser des connaissances** sur le fonctionnement de l'atmosphère. Les paramètres de ces modèles peuvent ensuite être adaptés en fonction de l'**évolution progressive** de l'atmosphère au cours des années. Les enjeux sont tels qu'il paraît peu concevable de n'utiliser que des statistiques estimées à partir des données capteurs.

Du fait des incertitudes concernant l'**état initial** de certaines variables atmosphériques, un **ensemble de prédictions** sont établies. Une **analyse statistique** permet ensuite de déterminer le **scénario le plus vraisemblable** au regard d'un **historique d'observations** et des **connaissances expertes** des prévisionnistes. Les modèles physiques sont donc naturellement couplés à des outils d'**analyse de**

2. Ce sont des notions minimalement nécessaires pour poser un problème, touchant ici à la mécanique des fluides sous formes d'équations algèbro-différentielles ou aux différences, et pour analyser ces équations.



(a) Représentation des variables mises en jeu (Source : Météo France, 2010).



(b) Amélioration des prédictions avec les années.

FIGURE 1.2 : La différence de performances des modèles pour les deux hémisphères (nord : majoritairement recouverte de terres, sud : océans) a progressivement été réduite montrant les progrès réalisés ces dernières années dans la représentation des phénomènes et variables mis en jeu et dans la finesse et la qualité des données acquises (notamment satellitaires).

données permettant de générer des modèles dits **orientés données**, ou *data-driven models* dans la littérature. Ces modèles constituent une deuxième catégorie (avec les modèles physiques) permettant d'**assimiler** les données observées, c'est à dire d'assurer leur qualité et leur caractère représentatif. Ces modèles peuvent aussi être utilisés pour **représenter et propager les incertitudes** accompagnant les prédictions en établissant des **lois de comportement prédictives phénoménologiques**. Ces lois d'évolution tentent d'**approcher** des phénomènes ou des variables possiblement *non-observables* (aussi appelés variables cachées ou **latentes**) avec les moyens de mesure conventionnels. Les modèles orientés données représentent en quelque sorte une forme d'**ébauche** des lois réelles selon les termes des prévisionnistes, ou d'**esquisse**, son équivalent artistique.

La performance des modèles de prévisions, **couplant approche physique et science des données**, a connu un gradient positif important ces dernières années (Fig. 1.2(b)). Leur performance dépend en grande partie de la qualité et de la finesse des données. A ce sujet, le projet Européen *SparkInData*, lancé en 2015, cherche à développer une plateforme **informatique "en nuage"**, ou *cloud computing*, et dédiée au partage d'observations de la Terre. Outre l'amélioration des prévisions météorologiques, ce projet vise à faire émerger de nouveaux services et usages de ces données dans différents domaines liés au climat comme l'agriculture, l'urbanisme, la sécurité et la santé.

A l'image des travaux dans le domaine des prévisions météorologiques, les données, les modèles statistiques et physiques sont exploitées au mieux dans les domaines de l'ingénierie et en particulier dans la production manufacturière, la défense, l'automobile ou encore les transports (aérien, ferroviaire, routier ou maritime) pour détecter au plus tôt voire anticiper l'apparition de défauts ou d'endommagements. La connaissance précise de l'**état de santé** et des **conditions de fonctionnement** d'un **équipement** (un système, une structure ou un composant) et la manière dont cet état et ces conditions vont **évoluer** peut avoir des impacts importants sur les coûts de production et potentiellement sur la sécurité des personnes et des biens.

1.2 Pronostic de systèmes (PHM)

D’abord **corrective**, c’est à dire que les interventions faisaient suite à une panne d’un équipement, la maintenance est peu à peu devenue **conditionnelle** : on parle de CBM, pour *Condition-Based Maintenance*, c’est à dire effectuée en fonction des résultats des programmes de **surveillance** de l’état du système (au bon moment et au bon endroit). Le PHM, pour *Prognostics and Health Management*, littéralement traduite “pronostic et décision”, est une discipline qui a émergé autour des années 2000 dans le cadre de l’évolution des activités de **maintenance**. Le PHM vise à **détecter de manière précoce des défauts naissants** et à **estimer le temps restant avant défaillance** de l’équipement de sorte à **améliorer la prise de décision**.

1.2.1 Architecture d’une solution PHM

Dans le terme “pronostic”, le \mathbb{P} inclut les termes *prognosis* et *prognostics*, le premier étant l’estimation du temps avant défaillance et le risque d’apparition de défauts naissants (selon la norme [ISO 13372:2012, 10.2]) – terme aussi utilisé dans le cadre des applications médicales [BR01-02]) – et le second correspond à l’analyse des symptômes des fautes pour prédire les futures conditions de fonctionnement et la vie résiduelle en fonction des paramètres de conception ([ISO 13372:2012, 1.15]). Le $\mathbb{H}\mathbb{M}$ signifie littéralement *gestion de l’état de santé* mais le terme “décision” semble un peu plus approprié. Une solution PHM permet de connaître, à tout moment, l’état de l’équipement et comprend divers modules dédiés à :

1. l’acquisition de signaux issus de capteurs,
2. la préparation de données exploitables (traitement de ces signaux, extraction de descripteurs),
3. à la détection de défauts (anomalie, début de défaillance),
4. l’évaluation du défaut (taille, localisation) et son impact sur l’état de santé de l’équipement (propriétés résiduelles),
5. la prédiction de l’état de santé en fonction des futures conditions de fonctionnement et
6. l’aide à la décision pour préparer des actions concernant la logistique et la maintenance en fonction des ressources disponibles et des contraintes de production.

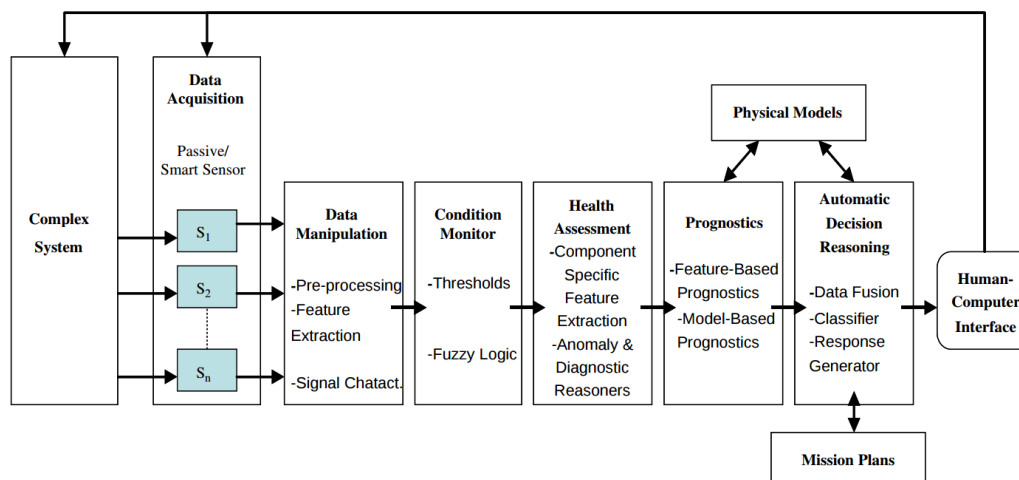


FIGURE 1.3 : OSA CBM, tirée de (Lebold and Thurston, 2001; Muller et al., 2008).

Ces fonctions forment l'architecture OSA-CBM (*Open System Architecture for CBM*) (Lebold and Thurston, 2001) présentée en Figure 1.3.

(Djurdjanovic et al., 2003) proposèrent, en 2003, une solution PHM appelée *Watchdog* (Fig. 1.4) permettant de collecter des informations sur l'équipement et ses performances tout au long de son cycle de vie (conception, fabrication, utilisation). Cette solution est commercialisée par *National Instruments* à partir de 2700 Euros.

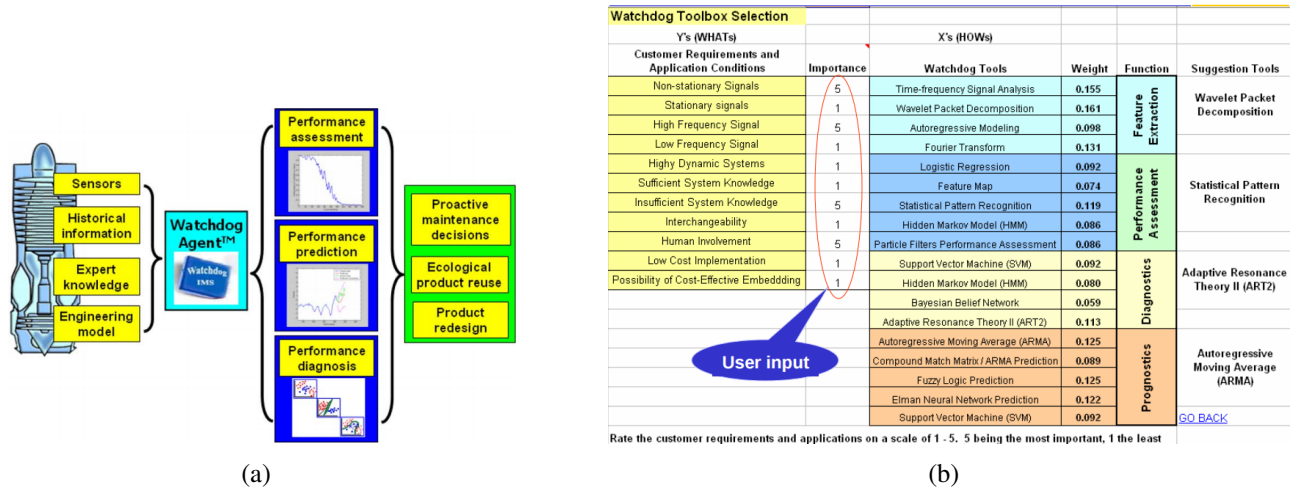


FIGURE 1.4 : (a) *Le Watchdog de l'IMS Center (Intelligent Manufacturing Systems)*. Image tirée de (Djurdjanovic et al., 2003). (b) *PHM comme une discipline d'ingénierie* (image tirée de (Lee et al., 2014)).

A chacun de ces modules correspond des communautés à part entière avec de très nombreuses publications. Ceci explique sans doute les très nombreux états de l'art proposés depuis cinq ans car il est difficile, en pratique, de déterminer la bonne méthode à employer sur un cas donné. L'article de référence par (Jardine et al., 2006) reste en grande partie d'actualité en ce qui concerne les méthodes d'analyse de données utilisées, une version actualisée a été publiée par (Sikorska et al., 2011) et (Lee et al., 2014). L'année 2006 correspond à une année importante dans le domaine de la reconnaissance de formes avec la publication du livre de (Bishop, 2006) décrivant les approches d'analyse de données "avancées", majoritairement probabilistes et en grande partie utilisées dans les solutions PHM. Les années précédentes ont, en effet, été particulièrement florissantes concernant les méthodes d'analyse de données avancées qui demeurent en partie aujourd'hui l'état de l'art dans de nombreuses applications : les réseaux Bayésiens dynamiques accompagnés de la fameuse boîte à outils BayesNet de K.P. Murphy dont la thèse publiée en 2002 est une référence ; les machines à vecteurs de support de V. Vapnik démocratisées en partie par J. Thorsten dans les années 1999-2000, puis les machines à vecteurs de pertinence de M.E. Tipping publiées en 2001 ; les méthodes évolutives (neurofloues) démocratisées par P. Angelov dans les années 2002-2004 ; les filtres particuliers développés par A. Doucet, N. De Freitas, N. Kantas et C. Andrieu dans les années 1995-2005.

En complément de ces avancées en reconnaissance des formes, des outils sont régulièrement proposés pour la gestion des incertitudes dans le cadre de différentes théories telles que la théorie des probabilités, la théorie des possibilités et des sous-ensembles flous, la théorie des fonctions de croyance et la théorie des probabilités imprécises. Dans le cadre du PHM, la théorie des probabilités, incluant l'inférence Bayésienne, est très largement utilisée.

La disponibilité d'un grand nombre d'approches favorise le développement des méthodes orientées données pour le PHM. En pratique, ces méthodes ont aussi le grand avantage d'être **rapidement**

déployables. Cependant, les algorithmes basés uniquement sur les données de surveillance ne sont pas toujours suffisants pour évaluer et prédire l'état de santé d'équipements. Bien que dotés d'une certaine **capacité de généralisation** à des cas non observés jusqu'alors, ils ont cependant l'inconvénient de pouvoir prédire que ce qu'ils ont déjà appris, à quelques degrés de liberté près en considérant des processus d'adaptation.

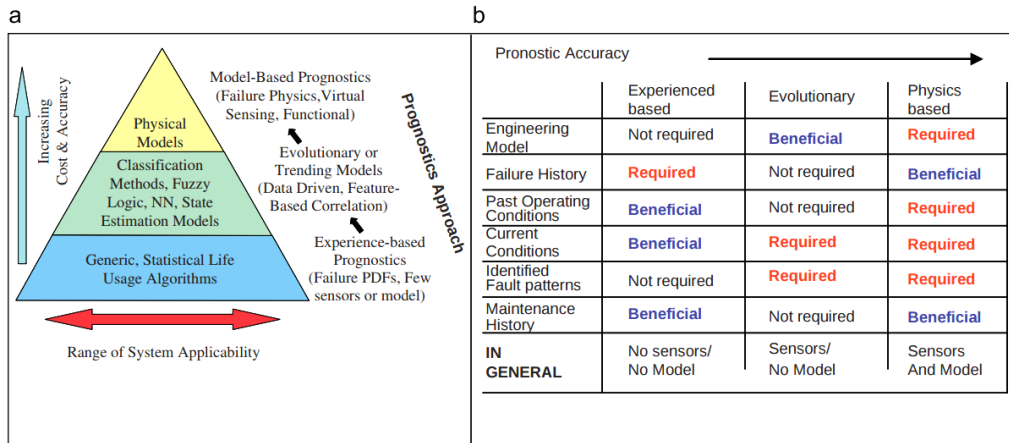


FIGURE 1.5 : Taxonomie des approches PHM.

Dans la taxonomie proposée par (Muller et al., 2008; Roemer et al., 2005) et représentée en Figure 1.5, les modèles orientés données représentent une catégorie d'approche, avec les modèles fiabilistes et les modèles physiques. Les modèles basés sur la physique ont une grande place dans le PHM. Ces modèles s'appuient en partie sur des outils de l'Automatique qui, en tant que science traitant de la modélisation, de l'analyse, de l'identification et de la commande des systèmes dynamiques, a été appliquée avec succès depuis des décennies pour assurer les performances globales d'un équipement. Les modèles sont soit basés sur les premiers principes soit phénoménologiques c'est à dire développées à partir de campagnes expérimentales mais en essayant de garder un sens physique, tout du moins macroscopiquement.

Le suivi de santé d'équipements par modèles physiques est historiquement très répandu dans l'industrie d'autant qu'ils permettent de **capitaliser des connaissances palpables** sur son fonctionnement. De nombreuses publications dédiées au développement de modèles physiques pour le PHM sont parues depuis 2008. De nombreux acteurs sont issus du centre PCOE (Prognostics Center Of Excellence) de la NASA et de Georgia Tech. avec des travaux sur la dégradation de composants électroniques, de batteries ou la commande d'équipements autonomes. Dans ces travaux, la grande majorité des solutions PHM reposent sur l'utilisation des filtres particuliers. Comme les filtres de Kalman, traditionnellement utilisés en Automatique, ces filtres permettent d'estimer l'état d'un processus mais par rapport à leur homologue, ils permettent de considérer des équations d'état non-linéaires et possiblement en présence de bruits non-Gaussiens (Fig. 1.6).

Une récente application de ces filtres a été proposée pour le pronostic de défaillances au **niveau système** (Jha et al., 2016). L'originalité tient dans l'exploitation des graphes de liaisons pour décrire les connections entre composants à paramètres incertains et possiblement défaillants. L'incertitude est représentée par des intervalles et les filtres particuliers permettent d'estimer l'état du système et de prédire le temps restant avant défaillance en supposant qu'un seul composant se dégrade. Un autre exemple récent de PHM au niveau système, est décrit par (Khorasgani et al., 2016) où les auteurs comparent deux méthodes de prédiction de défaillance d'un système formé de plusieurs composants,

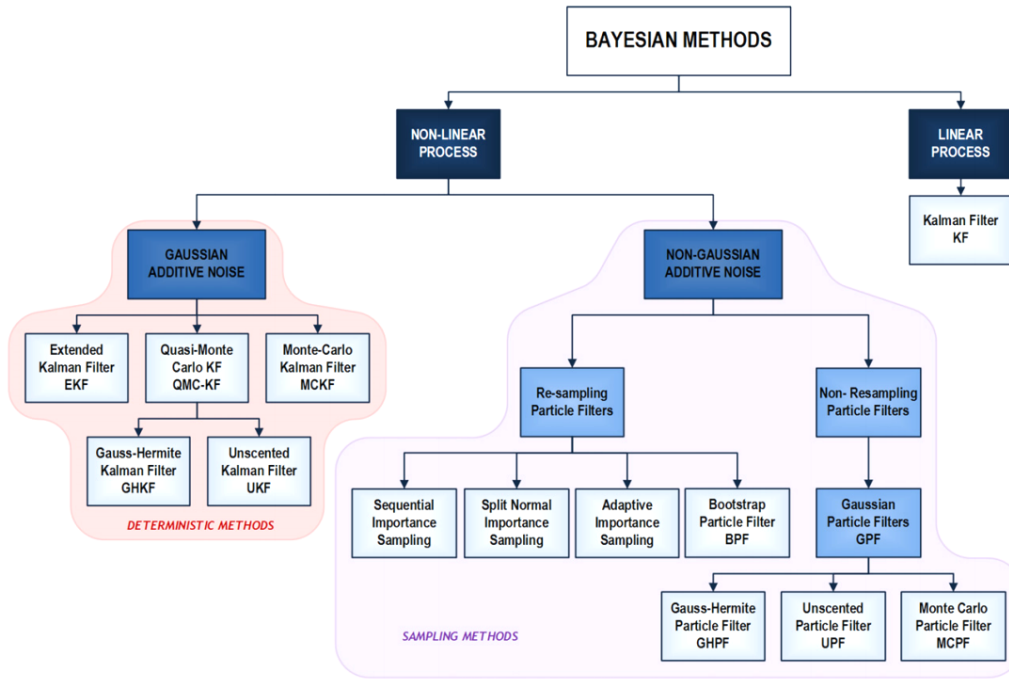


FIGURE 1.6 : Méthodes Bayésiennes pour l'estimation d'état en PHM. Tirée de (Sikorska et al., 2011).

chacun se dégradant différemment et possiblement en même temps. La première méthode est basée sur une simulation stochastique par échantillonnage dans l'espace des paramètres et un filtre particulière. La seconde repose sur une méthode de fiabilité du premier ordre par une procédure de recherche de paramètres optimaux afin de trouver le cas de défaillance le plus probable. L'estimation de l'état du système complet est basée sur une modélisation physique couplée à un filtre particulière. Ils montrent que les deux approches ne sont pas a priori adaptées pour un nombre de composants importants.

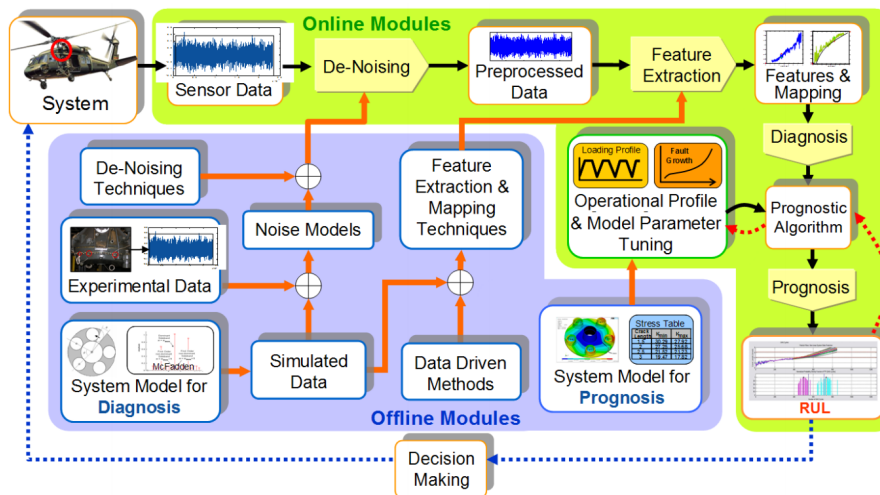


FIGURE 1.7 : Couplage modèles physiques/données pour le PHM. Tirée de (Saxena, 2010).

La science sous-jacente aux modèles physiques est très dépendante du système considéré et s'avère pertinente si les hypothèses de simplification des équations sont viables ou s'il est possible de quantifier les incertitudes de manière fiable. Quant à la science des données, elle tient dans l'habileté à développer et mettre correctement en œuvre un algorithme capable de tirer au maximum partie des données disponibles d'une manière objective. Dans le cadre du PHM, les deux approches de-

vraient nécessairement être couplées car les applications concernées sont majoritairement à vocation industrielle faisant appel à différentes disciplines (Fig. 1.7). Ce couplage permet d'obtenir une forme de transparence concernant le fonctionnement des équipements qui peut aider à la fois à mieux comprendre l'évolution des phénomènes observés, à optimiser le cycle de vie de l'équipement et améliorer la conception de versions ultérieures.

1.2.2 Evolution du PHM avec l'internet industriel

La transmission des informations entre les spécialistes de l'instrumentation, de la modélisation numérique, du traitement de données de l'aide à la décision en logistique et en maintenance devrait être assurée pour espérer optimiser l'utilisation d'un équipement. Les articles de la littérature en PHM et SHM considèrent rarement tous ces points lorsqu'une solution est proposée (ou du moins ne transparait que rarement à la lecture) du fait que très peu d'équipes de recherche rassemble toutes ces compétences.

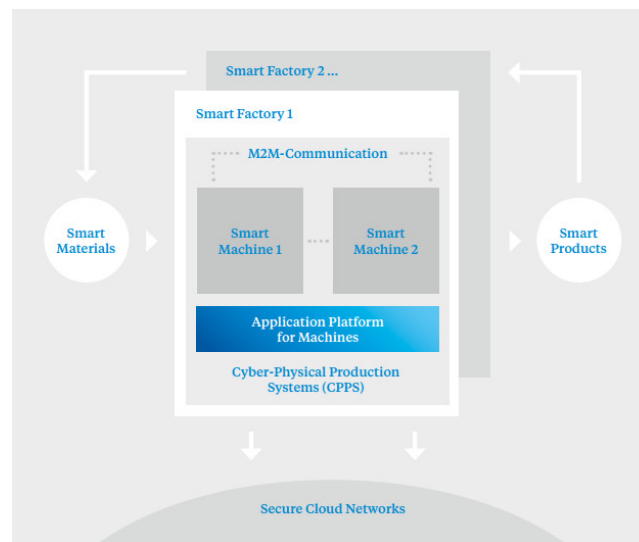


FIGURE 1.8 : Industrie 4.0 (source : German Research Center of Artificial Intelligence).

L'avènement de l'**industrie 4.0** (Fig. 1.8) encourage ces échanges, en particulier avec le développement des **systèmes cyber-physiques** qui nécessiteront de faire communiquer les algorithmes, les maquettes numériques de systèmes, les systèmes réels et les opérateurs. A ce sujet, (Leitao et al., 2016) proposent un état de l'art très complet de l'application des systèmes multi-agents dans les entreprises (en production, logistique, réseaux de distribution d'électricité) et leur évolution vers les systèmes cyber-physiques. Selon les auteurs, les défis à relever pour mener à bien cette évolution porte sur plus de flexibilité, de robustesse, d'adaptation et de possibilité de reconfiguration.

Depuis l'avènement du PHM il y a une quinzaine d'années, et outre les bénéfices tirées de l'avancée en analyse de données, de plus en plus d'éléments d'acquisition hyper-connectés et miniaturisés sont apparus (capteurs performants, bas coût et sans fils, nano-ordinateurs...) en même temps que l'informatique s'est banalisée avec des performances toujours plus impressionnantes (en particulier le calcul parallèle et la gestion de l'énergie).

Par exemple, la solution PHM *sensor box* (Vogl et al., 2015) (Fig. 1.9) inclut des fonctionnalités de diagnostic et pronostic pour l'aide à la maintenance des axes linéaires présents sur une grande majorité des machines outils (fraiseuse par exemple). Cette solution, rapidement déployable sur un

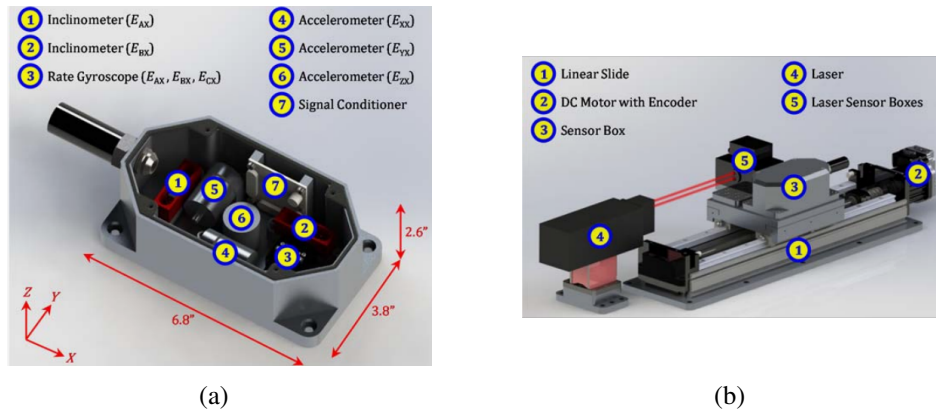


FIGURE 1.9 : La sensor box développée par (Vogl et al., 2015) et son application au suivi de santé d'un axe linéaire.

système réel, a été développée dans le cadre du projet *Prognostics and Health Management for Smart Manufacturing Systems* soutenu par *National Institute of Standards and Technology* (NIST).

Cette tendance s'accélère avec le paradigme de l'internet des objets qui prend de plus en plus d'ampleur, ainsi qu'avec le développement des systèmes cyber-physiques qui vont accroître massivement la quantité de données à traiter et la manière d'interagir avec elles. La notion de *cloud PHM* a d'ailleurs été initiée il y a quelques années par Lee et ses collègues (Lee et al., 2013) et devrait permettre au PHM d'avoir une place privilégiée dans l'industrie 4.0. Couplé aux évolutions récentes dans le domaine de la science des matériaux dits intelligents, des solutions PHM pourraient être intégrées lors de la fabrication des équipements afin d'améliorer les performances du suivi de santé (Fig. 1.10(a)).

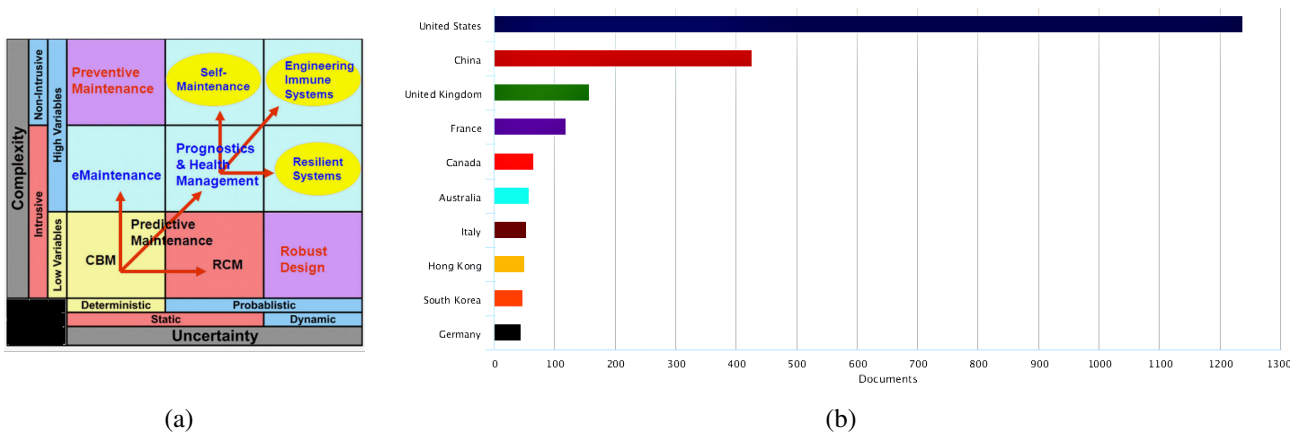


FIGURE 1.10 : (a) Evolution du PHM et de la maintenance selon (Lee et al., 2014). (b) Résultats selon Scopus du nombre d'articles sur le thème PHM (prognostics, health management or monitoring) jusqu'en 2016.

Les Etats-Unis ont particulièrement investis ces dernières années pour faire de l'**internet industriel** un levier de performance. C'est aussi la nation la plus investie en PHM en terme de nombre de publications (Fig. 1.10(b)). General Electric par exemple a créé une unité dédiée et a inauguré des centres de R&D en *data analytics* en embauchant quelques uns des docteurs ingénieurs travaillant initialement pour la NASA dans le domaine du PHM. Cette stratégie a permis de GE de développer un logiciel nommé PREDIX (*a cloud-based software platform for the Industrial Internet*), pour lequel

plus d'un milliard d'euros ont été investis. PREDIX permet aux *developers to mine industrial data, gather insights and make machines more efficient*³ (Fig. 1.11).

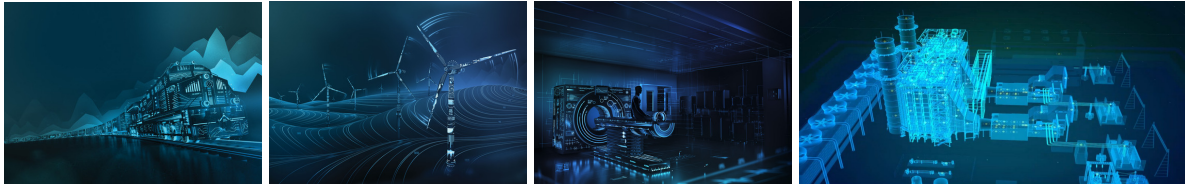


FIGURE 1.11 : Le monde numérique selon GE (gereports.com, 2016).

GE estime, à court terme, 1% de diminution des coûts dans tous les domaines où leur solution sera déployée : pour optimiser l'efficacité énergétique dans les domaines du transport aériens (2-3 milliards d'économie par an) et de l'industrie manufacturière (4-5 milliards), pour anticiper les défaillances d'équipements dans l'industrie du pétrole et du gaz (5-7 milliards) et dans le domaine ferroviaire (1-2 milliards) et pour améliorer la productivité dans le domaine de la santé (4-5 milliards). En France, la PME Lorraine PREDICT (www.predict.fr) créée en 1999 est impliquée depuis 2008 en tant que SPONSOR dans les conférences PHM de l'IEEE et de la PHM Society. Depuis 2015, un laboratoire commun appelé PHM-FACTORY (pour "Fabrique de technologies cyber-physiques de PHM") a été acté conjointement par la PME PREDICT et le CRAN (UMR CNRS 7039) dans le cadre du programme LabCOM de l'ANR. Ce partenariat bilatéral vise à soutenir l'innovation en PHM par le développement de nouveaux produits et services afin d'alimenter le CRAN avec des problématiques PHM industrielles émergentes et de favoriser la création de nouvelles connaissances scientifiques⁴. En 2015, Safran a ouvert un centre équivalent à celui de GE sur le plateau de Saclay (*Safran Analytics*) dédié à l'aéronautique. A noter que Safran et Airbus sont aussi très actifs dans les communautés PHM (régulièrement présents dans les conférences de la PHM Society) et SHM.

1.3 Pronostic de structures (SHM)

La réduction de masse devient un levier de performances et d'économie dans les domaines du génie civil et du transport mais dans le même temps les matériaux et structures doivent satisfaire des exigences de sécurité, de disponibilité et de coût de maintenance (Figure 1.12). Une solution SHM permet de répondre en partie à ces exigences en collectant des informations sur l'état d'une structure afin de détecter de manière précoce l'apparition d'endommagements éventuels.

Comme le montre la Figure 1.13, l'engouement pour le SHM a été très significatif dans les années 2000-2003 jusqu'en 2009-2010. Puis, le nombre de publications a continué d'augmenter mais avec des fluctuations en fonction des années. Notons aussi l'association assez précoce entre "intelligence" et "SHM". La fatigue des matériaux a été abordée beaucoup plus tôt (cela a représenté un sujet d'étude dès la mise en service des premiers systèmes tournants et chargés mécaniquement). Autour des années 1995-2003, le nombre de publications sur ce sujet est relativement constant, puis une nouvelle augmentation, en même temps que le SHM, peut être observée, probablement attribuable aux nouveaux matériaux utilisés dans l'industrie, et notamment les composites structuraux.

La Figure 1.14 illustre l'importance du SHM dans l'aéronautique où de nombreux éléments critiques doivent être surveillés pour assurer la sécurité des personnes et l'intégrité des appareils.

3. <http://gereportsasean.com/>

4. phm-factory.univ-lorraine.fr

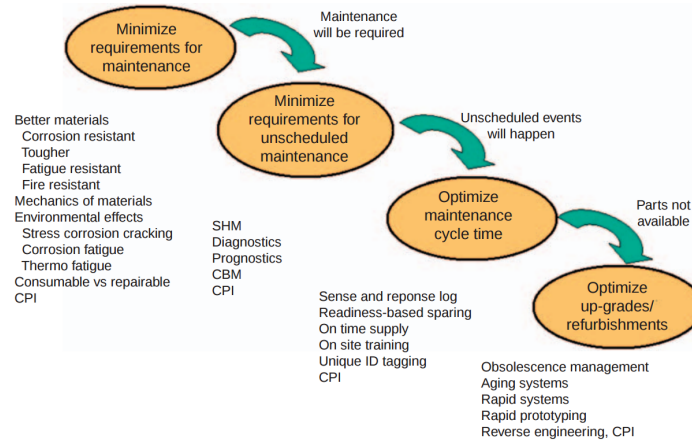


FIGURE 1.12 : Améliorations possibles au cours du cycle de vie d'une structure (image tirée de (Perez et al., 2010), dans le cadre du SHM dans la NAVY).

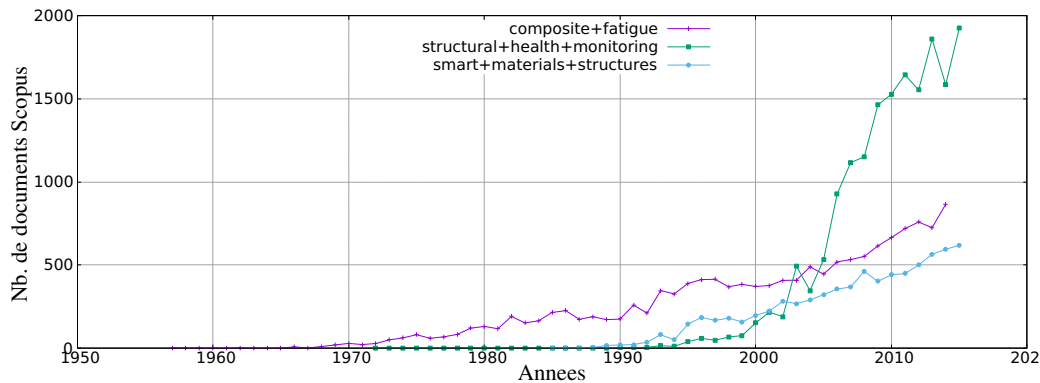


FIGURE 1.13 : Estimation par Scopus du nombre d'articles publiés sur les thèmes "composite+fatigue" et "structural+health+monitoring" (recherche restreinte aux domaines de l'ingénierie et de la science des matériaux).

1.3.1 SHM et dimensionnement des structures

Le besoin du SHM découle en partie de la stratégie de dimensionnement structures. On peut distinguer quatre catégories (Bourdet, 2007) :

- soit le concepteur assure que la durée de vie est infinie pour un chargement donné. On parle de dimensionnement en durée de vie totale (*infinite life design*). Il suffit alors d'assurer que les contraintes restent dans la plage d'utilisation fixée.
- soit le concepteur assure que la structure soit capable de tenir un niveau de charge limite imposé sans rompre de manière catastrophique même si elle subit une rupture partielle ou si des éléments isolés de cette structure subissent des avaries. Il s'agit par exemple d'introduire une redondance structurale de sorte que les conséquences d'une défaillance localisée sont réduites. On parle de dimensionnement à chemin multiple d'efforts ou à sûreté intégrée (*fail-safe design*). Il suffit alors qu'un opérateur puisse intervenir pour maintenir l'élément défaillant.
- soit la structure a une durée de vie limitée mais pendant son exploitation, elle sera exempte de fissure détectable. Le concepteur prévoit alors des coefficients de sécurité suffisants pour limiter les effets des conditions opérationnelles et des défauts de fabrication sur l'apparition de dommages. On parle de dimensionnement à durée de vie sûre (*safe-life design*). Pour faire face aux dommages accidentels, des contrôles périodiques sont nécessaires.

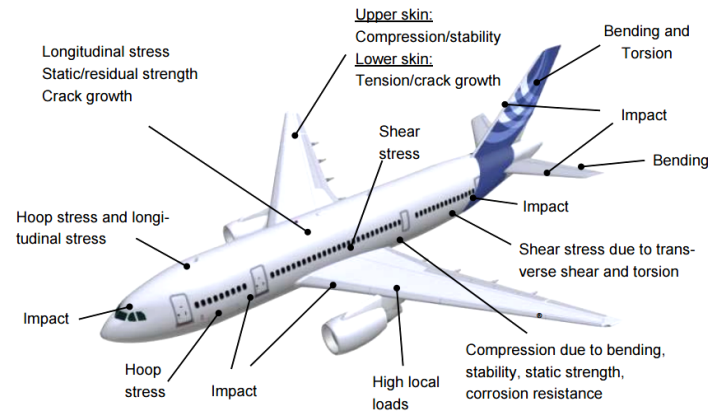


FIGURE 1.14 : Elements critiques dans un Airbus (tirée de (Speckmann, 2007)).

- soit il est garanti que tout dommage sera détecté avant qu'il ne devienne critique pour l'intégrité de la structure. La structure peut alors fonctionner même en présence d'endommagements (de taille limitée). On parle de dimensionnement en tolérance aux dommages (*damage tolerant design*). La structure demande donc d'être périodiquement contrôlée pour déterminer si l'étendue des endommagements nécessite une action de maintenance.

Le SHM s'avère pertinent dans les quatre configurations pour améliorer la disponibilité et la sécurité des équipements, réduire les coûts d'exploitation et de maintenance, et trouve une place privilégiée dans le cadre du dimensionnement en tolérance aux dommages pour les pièces structurales en matériaux composites.

1.3.2 La révolution composite

Ces matériaux entrent de plus en plus dans la composition de pièces structurales dans des secteurs de pointe et permettent d'envisager de construire des structures plus légères (donc consomment moins d'énergie) tout en maintenant le même niveau de sécurité (performances accrues).

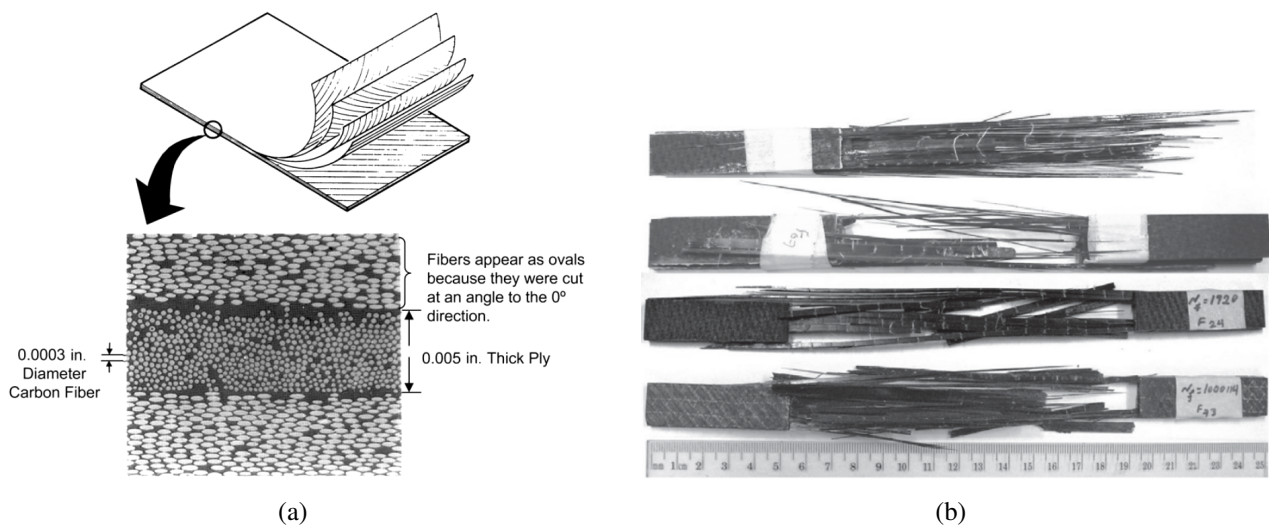


FIGURE 1.15 : (a) Matériau composite : concept (haut) et microstructure à l'échelle du pli (bas) (source : (Campbell, 2010, chap. 1)). (b) Profils de rupture de matériaux composites montrant la complexité des phénomènes mis en jeu,

Constitués de renforts, dotés d'une résistance accrue à la rupture, enrobés dans une matrice généralement plus souple, ces matériaux peuvent prendre différentes formes comme les stratifiés étudiés notamment à FEMTO-ST et représentés en Figure 1.15(a). Le comportement, multi-échelles, de ces matériaux est encore mécompris pour des sollicitations complexes. Un exemple de faciès après rupture est illustré en Figure 1.15(b) montrant des mécanismes intervenant à l'échelle des fibres et de la matrice (échelle microscopique) ainsi qu'à l'échelle des plis (échelle mésoscopique) et du composite dans son ensemble (échelle macroscopique). Leur tenue en service lorsqu'ils sont couplés à d'autres matériaux "historiques" (alliages métalliques) est aussi un problème important dans la perspective d'un renouvellement progressif de pièces métalliques par leur équivalent composite (Lachaud, 2011).

Une sollicitation complexe (Fig. 1.17(b)) revient à considérer que la structure, ou l'élément de structure, subit des chargements répétés possiblement multiphysiques (thermique, chimique, mécanique...) dans différentes directions matérielles. Le profil de chargement peut être aléatoire, à la fois en termes d'amplitude, de fréquence ou encore de présence de pics de chargement. La présence de liaisons entre pièces composites ou avec d'autres matériaux accroît par ailleurs cette complexité. Dans le cadre de l'aéronautique par exemple, il s'agit de combinaison de sollicitations comme la pressurisation du fuselage, les efforts aérodynamiques, le poids de l'appareil, les turbulences atmosphériques, les manœuvres du pilote ou les contacts avec le sol (Bourdet, 2007). Lorsque les sollicitations sont répétées (et souvent à des faibles niveaux de charge au regard des limites de conception), on parle de **fatigue**. La fatigue se retranscrit sous la forme d'une dégradation graduelle d'un matériau ou d'un élément de structure et implique généralement l'initiation, la coalescence et la propagation de fissures aux petites échelles, pouvant mener *in fine* à la ruine. Suivre l'état de santé des composites en fatigue est un sujet particulièrement important sur lequel je reviendrai dans le chapitre 3.

La révolution composite s'est concrétisée avec la commercialisation du Boeing 787 et de l'Airbus A350 (dont le programme a été lancé en 2006) composés d'environ 50% de ces matériaux avec l'objectif de réduire de 25% les émissions de CO₂ par passager ainsi que les coûts opérationnels de l'ordre de 20%⁵. Une illustration de l'impact des méconnaissances concernant les sollicitations à long terme des composites est illustré avec la *cracking saga* de l'Airbus A380 (Fig. 1.16(a)). Il s'agit de l'apparition de fissurations (de l'ordre du centimètre) sur les bases de nervures de volets des ailes fabriquées au Royaume-Uni. Découvertes en 2012, Airbus s'est engagé à corriger ces défauts avant 2016 sur les 122 appareils vendus en remplaçant ces éléments par leur équivalent métallique d'antan, pour un coût estimé à plusieurs centaines de millions d'euros.

L'organisme d'audit, d'évaluation et d'investigation du Congrès des États-Unis (GAO) avait à la même époque souligné (Johnson et al., 2011) les problèmes potentiels liés à l'utilisation des matériaux composites dans le cadre du développement du Boeing Dreamliner, et plus largement dans le domaine aéronautique : 1) une connaissance limitée quant au comportement des structures aéronautiques composites ; 2) les problèmes techniques liés aux propriétés uniques des matériaux composites ; 3) la normalisation des matériaux et des techniques de réparation ; et 4) la formation et la sensibilisation des personnels de maintenance.

En plus de la fatigue, une source de préoccupation importante dans l'utilisation des composites dans l'aéronautique, et plus largement dans les structures dédiées au transport de passagers, est leur faible tolérance aux dommages par impacts (Fig. 1.16(b)) que pourrait, par exemple, rencontrer un fuselage ou d'autres éléments de la structure lors des phases de décollage et d'atterrissage, lors du vol de croisière avec des conditions météorologiques chahutées, ou lors des opérations de maintenance

5. <http://www.businesstravel.fr/>

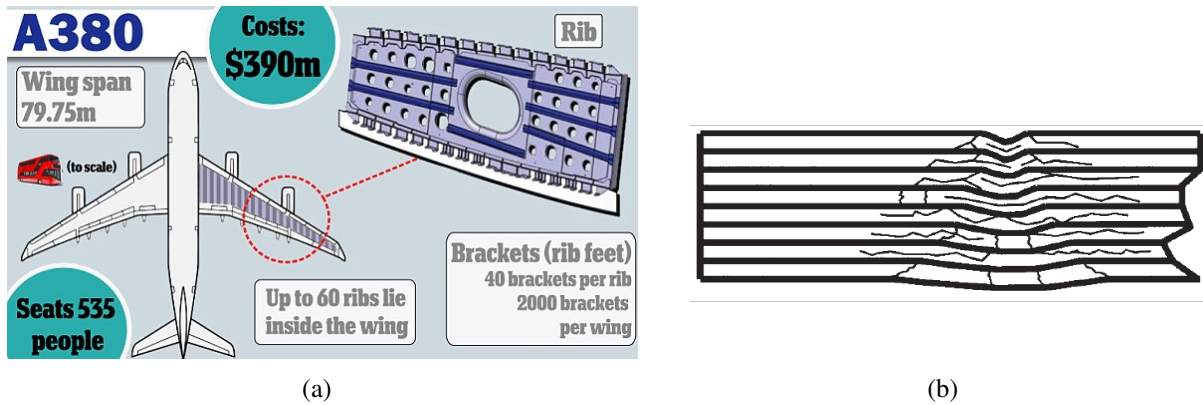


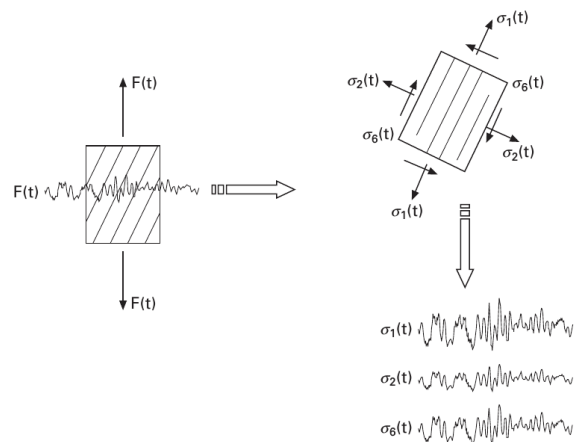
FIGURE 1.16 : (a) Cracking saga sur l’A380 (<http://www.dailymail.co.uk/>). (b) Endommagement post-impact d’un composite stratifié.

(chute d’outils). Ces impacts peuvent fortement diminuer la résistance résiduelle des composites sans laisser de marque visible. Ces préoccupations mènent à surévaluer les coefficients de sécurité des pièces structurales composites asujetties à ce type de sollicitations.

Les matériaux composites nécessitent donc d’assurer une tolérance aux dommages sous peine de surdimensionner les structures qui en sont dotés et, par conséquent, de perdre les avantages liés à leur utilisation au regard de leur équivalent métallique (Fig. 1.17(a), tirée de (Campbell, 2010, chap. 1)).

Condition	Comparative behavior relative to metals
Load-strain relationship	More linear strain to failure
Notch sensitivity	
Static	Greater sensitivity
Fatigue	Less sensitivity
Transverse properties	Weaker
Mechanical property variability	Higher
Fatigue strength	Higher
Sensitivity to hydrothermal environment	Greater
Sensitivity to corrosion	Much less
Damage growth mechanism	In-plane delamination instead of through thickness cracks

Source: Ref 2



(a) (b)

FIGURE 1.17 : (a) Différences relatives avec les structures métalliques (Campbell, 2010, chap. 1). (b) Exemple de chargement complexe (Vassilopoulos, 2010, chap. 8).

Les progrès dans les processus de fabrication permettent toutefois d’envisager des applications dans le domaine automobile. Couplés aux avancées dans le domaine de la mesure et aux méthodes de soudage/collage avec d’autres matériaux, l’entreprise allemande BMW a récemment montré que la production en série de pièces structurales en composites renforcés par des fibres de carbone pouvait être contrôlée par des procédés d’imagerie haute résolution (Fig. 1.18) à une cadence de plus en plus élevée (Heuer et al., 2015). La surveillance en service de ces structures sera certainement encore nécessaire pour s’assurer de la tenue en service sur de longues périodes, le temps de disposer de suffisamment de recul sur les procédés de fabrication.

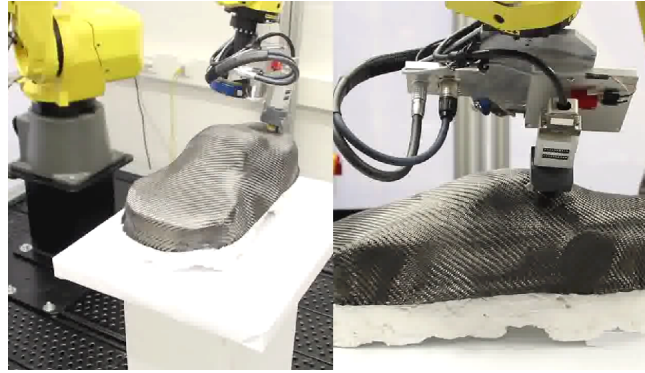


FIGURE 1.18 : Contrôle non destructif d'un véhicule à carrosserie composite (taille réduite, tirée de (Heuer et al., 2015)).

1.3.3 Architecture d'une solution SHM

Il n'existe pas de norme définissant les spécifications, les lignes directrices ou les caractéristiques à utiliser systématiquement pour le SHM (Kessler, 2005; Foote, 2013; Tinga and Loendersloot, 2014; Del Grosso, 2014). Il existe cependant autant de normes que de techniques d'évaluation non-destructives permettant de rendre compte de l'état de santé (tel que ISO 19.100) et de matériaux (normes ASTM). Néanmoins, plusieurs acteurs du domaine ont proposé des définitions consensuelles, en particulier Farrar and Worden (2013, chap 1), définissant le SHM comme un processus de mise en œuvre d'une stratégie de détection de **défauts naissants** dans les domaines du génie mécanique et le génie civil et particulièrement pour l'aérospatial et les infrastructures. La stratégie repose sur la mesure d'informations pouvant ensuite alimenter différents modèles prédictifs.

A partir de l'observation de la structure (ou du système mécanique considéré) via des mesures périodiquement espacées, une solution SHM suit les étapes similaires au CBM et PHM à savoir : l'extraction de caractéristiques sensibles aux défauts à partir de ces mesures puis l'analyse statistique de ces caractéristiques pour déterminer l'état de santé de la structure. Les mesures sont obtenues par des **techniques non-destructives** (NDT pour *non-destructive testing*) dont une taxonomie est présentée en Figure 1.19.

Frequency	1 mHz	1 Hz	1 kHz	1 MHz	1 GHz	1 THz	1 PHz	1 EHz
Chemical spectrum				NMR	ESR	Infrared	Raman	UV
Electromagnetic spectrum	Microdielectrometry	Eddy current			Microwave	Thermography	Visible	Gamma rays
Physical spectrum		Sound & vibration	Acoustic emission	Ultrasonics	Acoustic microscopy			X-rays

FIGURE 1.19 : Méthodes non destructives (UV = ultraviolet, ESR = electron spin resonance, NMR = nuclear magnetic resonance) (Karbhari, 2013).

Lorsqu'il s'agit d'une surveillance à long terme, les paramètres de ces outils d'analyse doivent être périodiquement mis à jour afin de déterminer si la structure peut continuer à exécuter sa fonction dans un contexte opérationnel susceptible d'entraîner un **vieillessement** prématuré. En présence d'un

événement extrême (choc ou surcharge par exemple), une solution SHM peut être utilisée pour disposer rapidement (quasi temps réel) d'informations fiables concernant la performance ou l'intégrité de la structure.

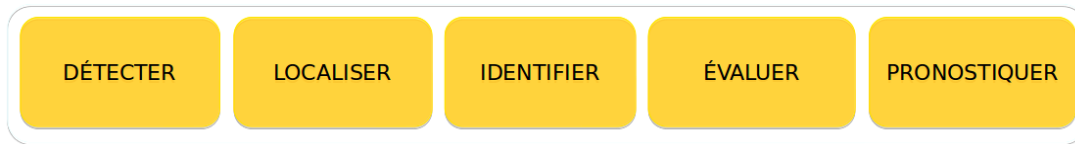
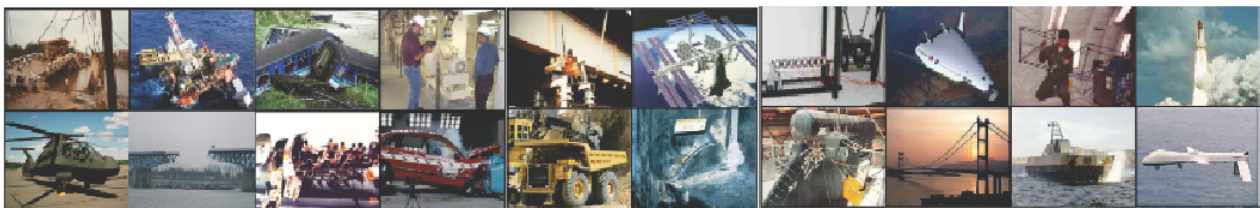


FIGURE 1.20 : *Processus SHM.*

Le processus de SHM cherche à répondre à différents objectifs représentés en Figure 1.20. Tout d'abord, la **détection** permet de collecter des informations sur les endommagements d'intérêt. Fondamentalement, il s'agit du point d'entrée d'une solution SHM, le choix des capteurs est donc capital, tout comme le prétraitement des données (conditionnement, filtrage...) qui nécessitent une électronique propre à chaque technologie de capteur. La **localisation** des endommagements est importante pour faciliter les actions de maintenance, en ciblant par exemple une zone de recherche où une forte activité a été détectée. Cette étape peut être difficile en fonction de la technologie de capteurs utilisée car la précision peut dépendre fortement des paramètres matériau et de la géométrie de la structure. L'**identification** permet d'associer une forme de sémantique aux informations collectées sur les capteurs. Elle peut être basée sur différentes techniques de reconnaissance de formes sur lesquelles je reviendrai par la suite (Chap. 3). Cette étape permet, par exemple, d'expliquer le comportement d'une structure au cours de sa vie en estimant le scénario ayant mené à la ruine. L'étape d'**évaluation** permet d'associer un degré de confiance quant à la gravité des endommagements cumulés et leur impact possible sur la durée de vie. Cela peut par exemple nécessiter d'estimer la taille d'un endommagement et son historique de propagation. Cette étape permet par ailleurs de faire le lien avec les propriétés physiques pour faciliter l'utilisation de modèles physiques. L'étape de **pronostic** enfin, vise à fournir une estimation du temps restant avant défaillance (comme défini dans le cadre du PHM).



[Images : Los Alamos Lab.]

FIGURE 1.21 : *Applications du SHM.*

De nombreuses solutions SHM ont été déployées sur des structures réelles pour détecter des événements anormaux (Fig. 1.21). C'est par exemple le cas des cuves de stockage en pétro-chimie, des *pipelines* ou encore des infrastructures (pont, chaussées, bâtiments...). Dans ces applications, il s'agit par exemple de détecter des impacts, des précurseurs de corrosion ou de suivre l'état de zones préendommagées (par exemple des micro-fissures ou des soudures vieillissantes).

1.3.4 Evolution du SHM avec les matériaux composites

Le SHM de structures aéronautiques s'est considérablement développé ces dernières années pour, d'une part, réduire les coûts de maintenance, et d'autre part assurer les performances d'équipements vieillissants.

1.3.4.1 Premiers pas vers le SHM *smart*

Une technique particulièrement utilisée est celle des acousto-ultrasons qui consiste à émettre des trains d'ondes dans la matière et à détecter une modification des propriétés de ces ondes indiquant un endommagement potentiel.

Cette technique a été miniaturisée par la société Acellent Technologies, Inc. fondée en 1999 et issue des travaux à l'Université de Stanford. La solution appelée *SMART layer* (Stanford Multi-Actuator Receiver Transduction), représentée en Figure 1.22, consiste en un réseau d'éléments piézoélectriques utilisés comme capteurs et actionneurs et permettant à la fois de générer et de collecter des trains d'ondes. Des fibres optiques peuvent aussi être utilisées avec le même système pour collecter des informations sur l'état de la structure.

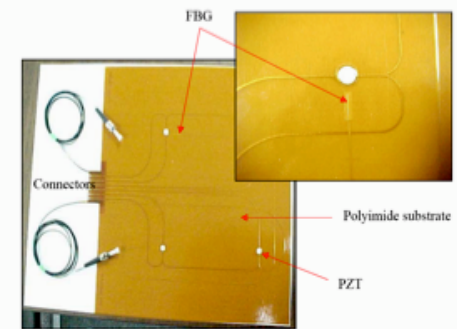
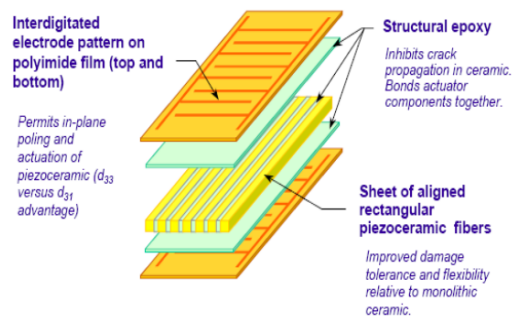


FIGURE 1.22 : *SMART layer* de Stanford (1999, société Acellent)

Ces éléments sont intégrés au sein d'un film mince pouvant être collé en surface d'un élément de structure (métallique ou composite) voire intégré lors du processus de fabrication. Commercialisée dès le début des années 2000, elle a été récompensée en 2009 lors de la conférence internationale sur le SHM pour sa pertinence dans le domaine aéronautique.



(a) *MFC layer* de la NASA (1996-2003, société Smart Material Corp.)



(b) Détails de la MFC.

FIGURE 1.23 : Solutions commerciales MFC pour rendre les structures intelligentes.

D'autres systèmes similaires existent tels que le *Macro-Fiber Composite* (MFC) créé par une *spin-off* de la NASA (Fig. 1.23(a)-1.23(b)) ou encore le *Piezoelectric Fiber Composites* (PFC) créé par Advanced Cerametrics Inc. utilisant la technologie des piézo-composites à fibres actives présentées dans la thèse de (Bent, 1997) (voir aussi les références de la thèse) et illustrée en Figure 1.24. Le

lecteur intéressé peut aussi se référer à l'ouvrage récent de (Yuan, 2016) en particulier la partie 2, chapitres 3-8 dédiés aux matériaux "intelligents".

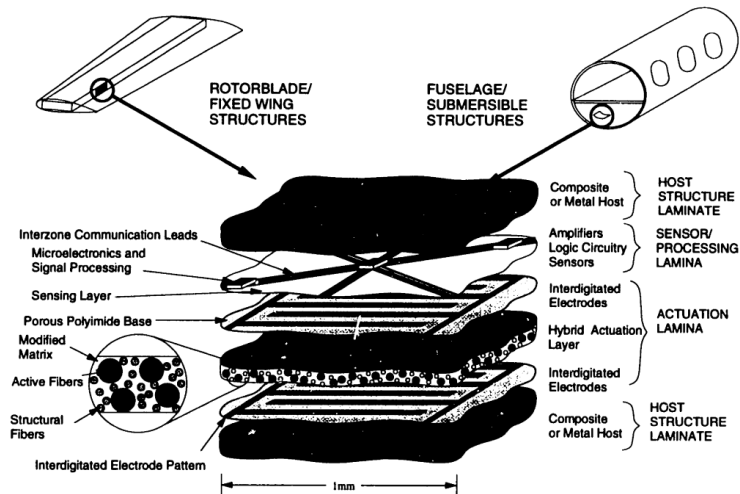


FIGURE 1.24 : Vue schématique avant-gardiste d'une structure composite intelligente (MIT, par (Bent, 1997))

En Franche-Comté, l'Université de Technologie de Belfort-Montbéliard (UTBM, tutelle de FEMTO-ST), via l'institut IRTES, a développé un processus de fabrication permettant d'intégrer des éléments piézoélectriques dans une structure composite. Une structure a été récemment acquise par notre groupe (Fig. 1.25) et comprenant des éléments piézoélectriques de taille plus importante que la *SMART layer* afin de disposer de plus de puissance pour modifier le comportement vibratoire de la structure en fonction des résultats du suivi de santé.



FIGURE 1.25 : Aileron développé à l'UTBM intégrant des éléments piézoélectriques.

Ces solutions SHM visent à rendre les matériaux et les structures à la fois multifonctionnels et intelligents (Fig. 1.26(a)). La multifonctionnalité est la combinaison de propriétés dans un matériau unique pour une utilisation dans des applications nécessitant de s'accomoder des sollicitations multiphysiques : mécaniques, thermiques (stabilité), électriques (conductivité) et de résistance (à l'usure). L'intelligence donne au matériau la possibilité d'être contrôlé de sorte à adapter sa réponse ou ses propriétés en présence d'un stimulus particulier lié au chargement ou à son environnement.

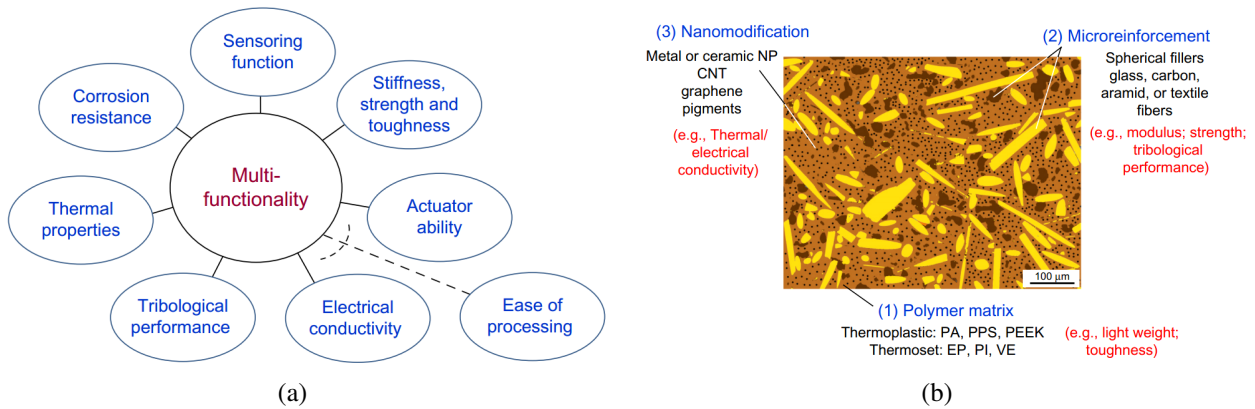


FIGURE 1.26 : (a) Propriétés d'un composite multifonctionnel. (b) Exemple de changements microstructuraux pour améliorer des fonctions (NP : nanoparticules ; CNT : carbon nanotubes ; PA : polyamide ; PPS : polyphénylènesulfide ; PEEK : polyetheretherketone ; EP : epoxy ; PI : polyimide ; VE : vinylester). Tirée de (Friedrich and Breuer, 2015).

Une structure intelligente faite en partie de ces matériaux intelligents et multifonctionnels pourrait se reconfigurer, en complète autonomie, pour optimiser ses propriétés en fonction des conditions d'utilisation (contexte, environnement) ou pour prévenir une défaillance (en déviant par exemple la propagation d'ondes endommageantes afin de préserver une zone fragilisée).

1.3.4.2 Vers le SHM de structures intelligentes

Les composites stratifiés à matrice polymère et à renforts sont des matériaux privilégiés pour la réalisation de structures intelligentes du fait de leurs très bonnes propriétés intrinsèques (Fig. 1.17(a)). La stratification permet d'intégrer des plis dédiés à la tenue en service (résistants et raides) et d'autres plis dédiés au contrôle. La possibilité de changer le type de constituants et leur enchevêtrement offre la possibilité d'adapter leurs propriétés et leurs fonctions en lien avec les applications.

Le concept d'intelligence est fortement lié à la capacité de la structure à activer un échange d'informations avec son environnement et d'adapter ses fonctions pour améliorer sa performance. Comme précisé par (Pinto, 2013), une structure intelligente peut jouer à la fois sur ses propriétés structurelles ou non-structurelles (Fig. 1.27).

L'intelligence mentionnée en SHM est généralement confinée à des zones restreintes identifiées lors de la maintenance comme potentiellement à risque. De nombreux travaux récents ont porté sur la création de réseaux au sein de la matière composé de capteurs, d'actionneurs, de sources d'énergie et de poches de matières cicatrisantes pour distribuer l'intelligence. L'objectif est de passer d'une stratégie locale de surveillance de propriétés structurelles à une stratégie hiérarchique pour des structures de grande taille en considérant l'état de santé à différentes granularités (éléments, pièces, composants) permettant de déduire l'état de santé de la structure dans sa globalité.

Sur les méthodes d'autocicatrisation (Fig. 1.28), des solutions ont été proposées récemment basées sur l'encapsulation de nodules ou de réseaux de matière pouvant s'écouler dans la matrice des composites afin de refermer des fissures créées, par exemple, à la suite d'impacts (Bekas et al., 2016; Scheiner et al., 2016; Zhang and Li, 2016; D'Elia et al., 2016; Hémon et al., 2016; Hillewaere and Prez, 2015; Lee et al., 2015; Chowdhury et al., 2015; Hémon, 2013; Trask et al., 2007; Kessler et al., 2003). Les propriétés ne sont que partiellement recouvertes et les capacités d'autocicatrisation encore

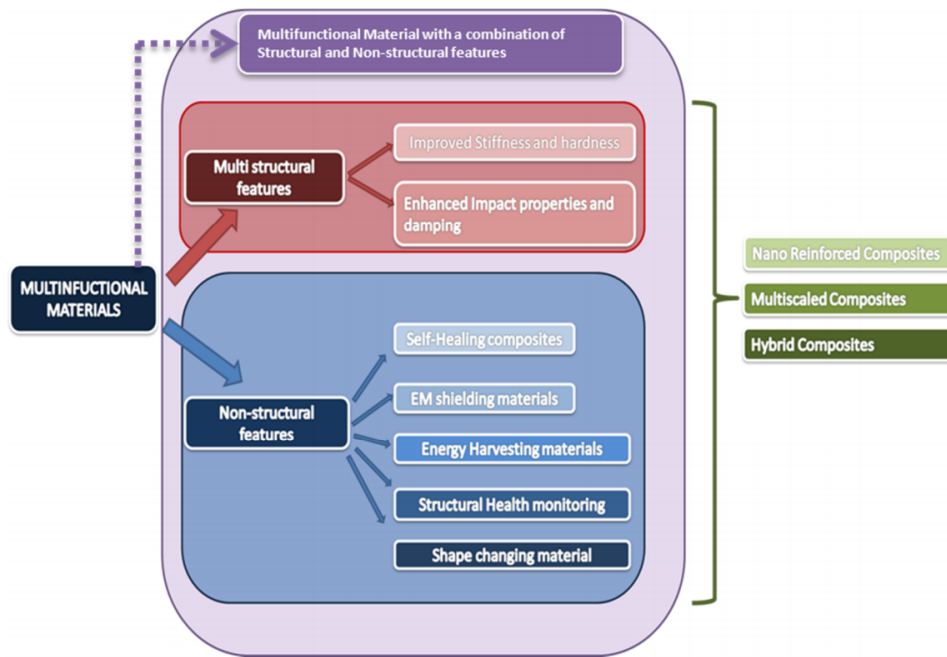


FIGURE 1.27 : Composites multifonctionnels (image tirée de (Pinto, 2013)).

limitées dans le temps mais ces méthodes permettent d'envisager des applications thermostructurales dans des domaines de pointe (Coradi, 2014).

1.3.4.3 Intégration minimisant les effets aux interfaces

L'avènement récent de l'électronique organique imprimée sur support flexible permet aujourd'hui de créer des substrats conformables intégrant capteurs et actionneurs. Cette avancée technologique laisse entrevoir des stratégies de mesure, de contrôle, de distribution d'énergie et d'auto-cicatrisation au plus proche des zones d'intérêt dans des structures de formes complexes. Mais, un frein technologique concerne l'intégration de ces substrats dans les matériaux composites, puisque le comportement à long terme de ces matériaux reste encore mal compris.

L'intégration de ces éléments dans les structures intelligentes sous la forme de films, aussi minces soient-ils, engendre de nouvelles interfaces (Hassen et al., 2016) assujetties à des concentrations de contraintes d'où pourraient s'initier des endommagements (Fig. 1.29). Ces interfaces sont aussi une source de perte d'amortissement de la structure pouvant modifier son comportement dynamique. La modélisation de ces structures sera d'autant plus complexe qu'il sera nécessaire de tenir compte d'effets multiphysiques liés à ces nouveaux matériaux (électromagnétique, thermique, mécanique...).

L'intégration sur substrat souple peut être directement effectuée pendant le processus de fabrication. Par exemple, ce procédé a été utilisé par (Xiao et al., 2016) qui ont étudié, de manière expérimentale et numérique, l'effet de l'intégration d'une source d'énergie, prenant la forme d'un film mince constitué de cellules de lithium, dans des composites stratifiés. Une autre stratégie d'intégration repose sur le collage des films. La performance des procédés de collage pour les composites a beaucoup progressé ces dernières années rendant possible l'assemblage de pièces structurales (Sherafat et al., 2016), en remplacement des méthodes d'assemblage de composites héritées des métalliques qui nécessitent des perforations (rivetage par exemple) (Quaegebeur et al., 2012), ou encore la réparation des composites (après impacts par exemple) (Slattery et al., 2016).

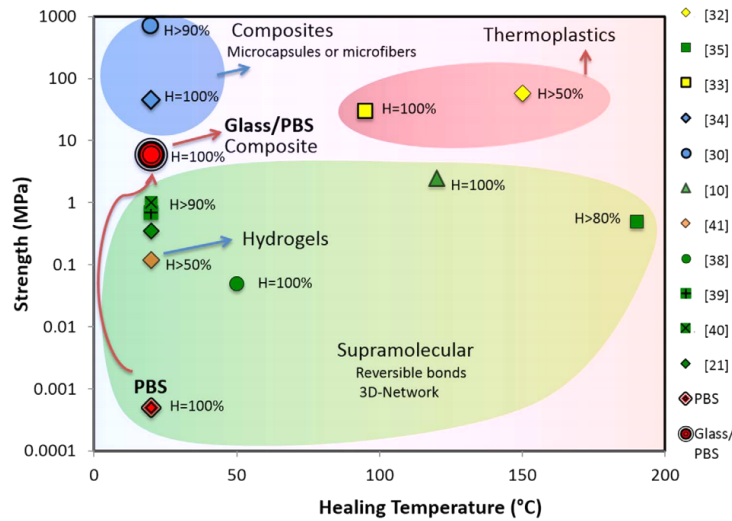


FIGURE 1.28 : Matériaux autocicatrisants par effet thermique (image tirée de (D'Elia et al., 2016)).

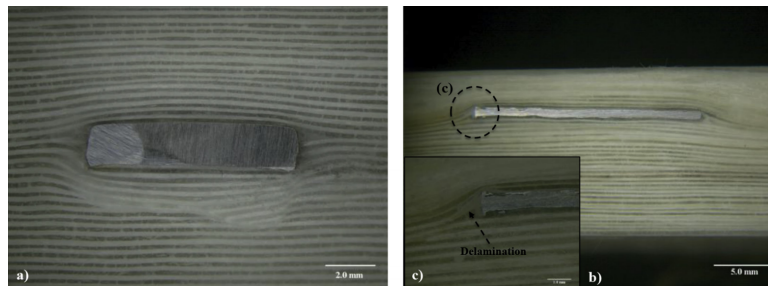


FIGURE 1.29 : Effets de la présence de corps étranger dans un stratifié (image tirée de (Hassen et al., 2016)).

En parallèle de ces travaux sur les matériaux du futur-proche, et depuis quasiment un demi-siècle, des publications paraissent régulièrement sur le développement de lois de comportement pour le suivi de santé en fatigue des composites et en particulier des interfaces au sein de ces matériaux. Ces travaux visent par exemple à prendre en compte des conditions de chargement aléatoires (avec des pics de chargement), plus réalistes que les chargements cycliques à amplitude et fréquence constantes. Les applications sont nombreuses et en pleine expansion dans les domaines de l'aéronautique, l'automobile, la marine, le pétrole et le gaz, les chemins de fer et les énergies renouvelables.

1.3.4.4 SHM dans le PIA "ACTION" et dans "I-SITE BFC"

Plusieurs programmes de recherche ont ainsi été lancés ces dernières années pour développer des *smart systems & structures*. En France, les Projets d'Investissement d'Avenir (PIA) ont été bénéfiques pour FEMTO-ST avec notamment l'obtention du labex ACTION (2012-2020).

ACTION vise à introduire de l'intelligence au sein de la matière. ACTION est un consortium de trois laboratoires : l'Institut FEMTO-ST (Besançon - 700 personnes), ICB (Dijon - 280 personnes) et LNIO (Troyes - 60 personnes) et constitué de 5 groupes de travail (WP) et 5 démonstrateurs (DEMO), l'organisation est détaillée en Figure 1.30. Les WPs et DEMOs ont par la suite été regroupés en thèmes lors de la restructuration du projet en 2015. Le thème *Smart Skins* comporte entre autres le WP5 et le DEMO1 auxquels j'ai contribué ces dernières années. Mon apport dans le labex porte spécifiquement sur la tâche SHM (Structural Health Management), en collaboration avec des collègues du départe-

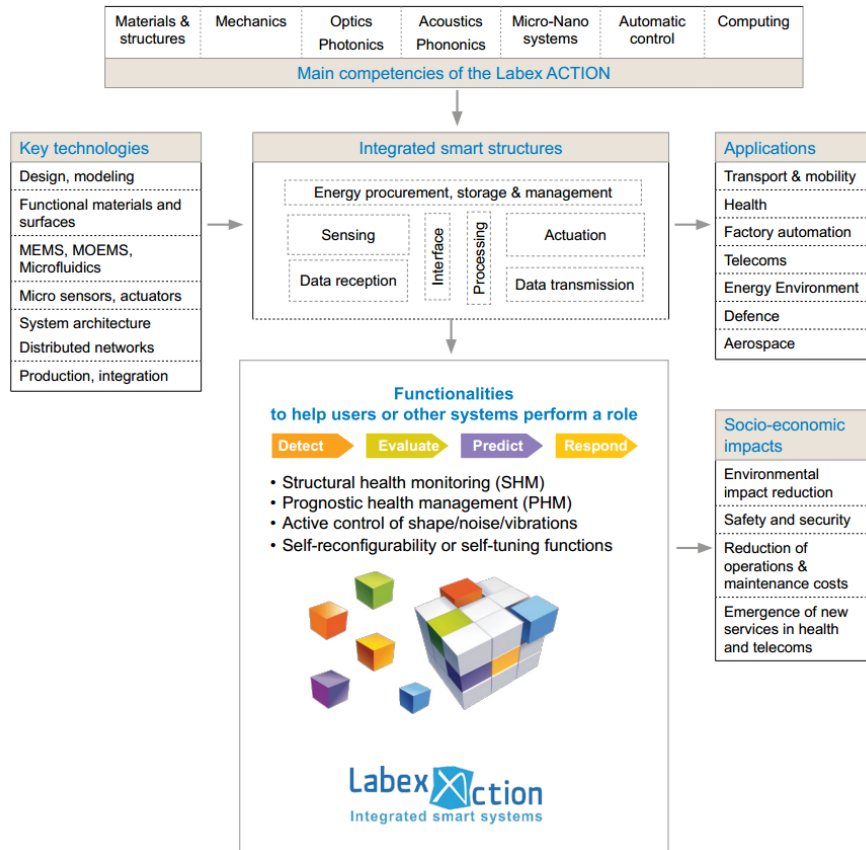


FIGURE 1.30 : Organisation du Labex ACTION.

ment d'Automatique et des Systèmes Micro-mécatroniques (AS2M, équipe PHM⁶), du département Mécanique Appliquée (DMA, thème T2DC⁷.) et du département Temps-Fréquence (TF).

L'un des axes du projet PIA2 I-SITE BFC obtenu en 2016 porte sur les matériaux avancés et les systèmes intelligents et pourrait soutenir les travaux en SHM dans les années futures (Section 3).

1.4 Représentation formelle des connaissances (en PHM/SHM)

Les problématiques du suivi de santé et du pronostic tournent autour de la construction d'un modèle. Qu'il soit physique, fiabiliste, phénoménologique ou statistique, le modèle vise à fournir une estimation de l'état d'un dispositif (équipement ou structure) en service. La représentation mathématique d'un modèle permet de faire concrètement le lien entre des grandeurs mesurées sur le dispositif ou dans son environnement (variables d'entrées du modèle) et des phénomènes d'intérêt (variables de sortie représentant l'état). Une fois la structure du modèle sélectionnée pour représenter au mieux la réalité (ce qui représente déjà un défi), il est nécessaire d'estimer les paramètres de ce modèle.

6. Acronyme pour Pronostic et décision.

7. Acronyme pour Tenue aux Dommages et Durabilité des (bio)Composites

En PHM et SHM, il est de plus en plus admis que l'estimation des paramètres est multiobjectifs car on cherche une solution à la fois fiable et robuste c'est à dire une solution capable de fournir un résultat en lequel un décideur peut avoir confiance même en présence d'aléas imprévus (par exemple dus au processus de fabrication ou aux conditions de fonctionnement).

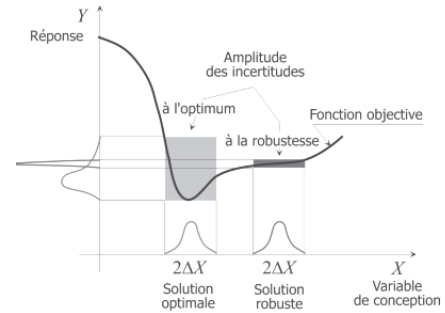


FIGURE 1.31 : Fiabilité et robustesse (tirée de (Lemaire, 2014)).

Optimiser la robustesse d'un modèle nécessite donc de tenir compte des incertitudes dans ce modèle. Le lecteur intéressé par le lien robustesse/fiabilité/incertitude peut se référer au livre de (Lemaire, 2014) qui décrit ces concepts dans le cadre de la conception mécanique. Dans les paragraphes qui suivent, l'accent est porté sur des notions de représentation des connaissances (Dubois and Prade, 2009) utilisées pour construire un modèle et permettant de justifier des approches utilisées dans les chapitres suivants.

1.4.1 Modèle et information incomplète

Dans le monde d'Utopia, le modèle choisi correspond exactement à la réalité : les informations qui ont permis de déterminer ses paramètres sont complètes et exactes (certaines), et la représentation mathématique décrit parfaitement les liens entre entrées et sorties. L'exemple de la *cracking saga* de l'A380 montre bien que même pour une application où robustesse et fiabilité sont de rigueur, et même par l'utilisation de coefficients de sécurité permettant de faire face à des conditions particulières, les modèles sont imparfaits.

L'imperfection d'un modèle trouve son origine dans les informations utilisées pour estimer sa structure et ses paramètres. Le terme information renvoie à une collection de données (qualitatives ou quantitatives) collectées à partir de moyens d'observation des phénomènes d'intérêt et visant à comprendre comment se comporte le dispositif et aider un opérateur à prendre les bonnes décisions (Dubois and Prade, 2009).



FIGURE 1.32 : Représentation par un modèle.

Fondamentalement, il existe deux grandes catégories d'informations : les informations **singulières** correspondant à une situation particulière, et les informations **génériques** qui peuvent être considérées comme des informations stables construites à partir d'un ensemble de situations. L'apprentissage, au sens cognitif et en reconnaissance de formes, vise à acquérir une connaissance générique à partir d'instances spécifiques. Dans le cadre du pronostic de systèmes ou de structures, les modèles sont construits à partir de connaissances génériques issues de l'expertise et des essais expérimentaux reproduisant une défaillance dans diverses situations, et visent à estimer un degré de croyance dans l'occurrence de cette défaillance dans une situation spécifique.

1.4.2 Distinguer variabilité et imprécision

L'imprécision est une forme d'incomplétude et qualifie une information qui n'est pas suffisante pour permettre de décrire une situation dans un contexte donné (Dubois and Prade, 2009). Cette notion permet de représenter explicitement le doute entre des propositions (hypothèses ou évènements) et l'ignorance (le doute "total") sous la forme d'ensembles disjonctifs. Par exemple, en suivi de santé, l'état d'un système à instant donné peut vraisemblablement appartenir à un sous-ensemble de deux hypothèses traduisant une possible transition entre deux états élémentaires. Le doute explicite signifie dans ce cas qu'aucune des deux hypothèses n'est privilégiée. En pronostic, sans a priori sur l'avenir, il est possible d'imaginer que les sous-ensembles vont croître en fonction de l'horizon de prédiction, jusqu'à l'ignorance.

L'imprécision peut être expliquée en partie par la variabilité. Par exemple, dans le cas du suivi de santé, le doute entre deux états possibles d'un équipement provient du fait que la cinétique d'endommagement des composants de l'équipement peut varier. La variabilité est un **phénomène objectif** correspondant à une propriété (par exemple le type de matériau utilisé) alors que l'imprécision est une **notion subjective** liée au manque de connaissance.

L'imprécision permet de fournir une réponse plausible et fondée sans a priori arbitraire. Par exemple, la technique de l'émission acoustique utilisée en SHM et PHM est théoriquement suffisamment fine pour détecter l'occurrence d'endommagements à différentes échelles, cependant il est commun de considérer seulement quelques grandes familles, des ébauches, du fait de la complexité des informations issues de cette technique. Les méconnaissances sur la manière dont les ondes sont créées puis modifiées en fonction des discontinuités de la matière rencontrées sur leur chemin ne permet pas à l'heure actuelle d'être bien plus précis sur la source des émissions collectées sur une structure. Des **connaissances génériques** basées sur la mécanique de la rupture et la propagation des ondes ont été acquises ces dernières années (Sause, 2013) mais elles restent encore insuffisantes pour déterminer précisément la source d'une émission acoustique dans un composite endommageable. Des **connaissances spécifiques** issues par exemple d'observations *post-mortem* ou d'essais destructifs peuvent être utilisées afin d'affiner la modélisation pour des cas particuliers.

L'école Bayésienne ne distingue pas la variabilité de l'ignorance en supposant qu'une distribution est suffisante pour expliquer à la fois le caractère aléatoire et l'incomplétude d'une information (Dubois, 2007). En suivi de santé, il paraît pertinent de considérer qu'une réponse ambiguë due à un manque d'information ne doit pas mener à la même décision qu'en présence d'une information connue avec précision mais issue de la variabilité inhérente au dispositif considéré.

Des théories alternatives (probabilités imprécises, fonctions de croyance et possibilités) se sont donc fortement développées ces dernières années (Fig. 1.33) au sein desquelles l'ignorance est explicitement distinguée de l'aléatoire. Une de ces alternatives, la théorie des fonctions de croyance, permet de **distinguer l'ignorance de l'équiprobable** (Shafer, 1976, chap. 1). Cette particularité offre la possibilité à un analyste (décideur, concepteur ...) d'attribuer une croyance en "faveur" d'un sous-ensemble d'hypothèses pour traduire le fait qu'il n'y a pas suffisamment d'informations pour être plus précis (Dempster, 2008).

1.4.3 Incertitudes dans les modèles "tolérants" aux imprécisions

Une information est dite incertaine lorsqu'il n'est pas possible de savoir si elle est vraie ou fausse. La représentation naturelle de l'incertitude consiste à affecter un nombre dans l'intervalle unité à

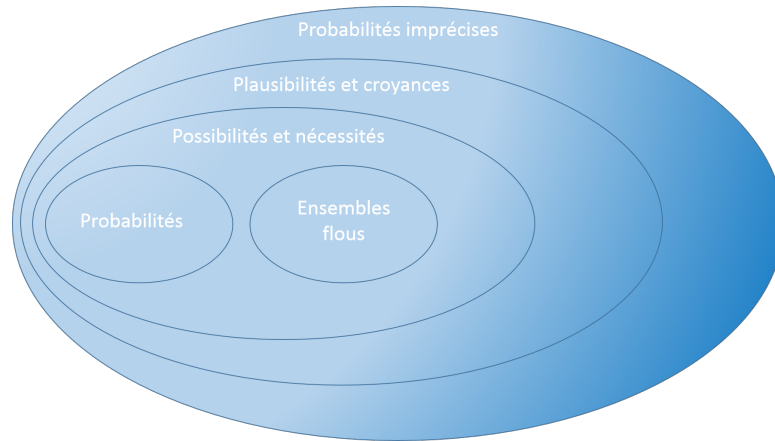


FIGURE 1.33 : Mesures d'incertitude ordonnées par leur généralité dans la manière de représenter les connaissances.

chaque proposition ou évènement, sous-ensemble d'un univers de discours donné. Ce nombre représente le degré de croyance dans le fait que la vérité est dans la proposition considérée. La fonction qui associe cette croyance est supposée monotone au regard de l'inclusion des propositions mais aucune hypothèse n'est formulée concernant l'additivité de cette fonction de sorte que la croyance sur une union d'hypothèses ne privilégie aucune hypothèse ou sous-ensemble la composant.

Les **sous-ensembles disjonctifs aléatoires** offrent un cadre permettant de représenter l'incertitude dans des modèles qui "tolèrent"⁸ l'imprécision. Les formalismes permettant de manipuler numériquement les sous-ensembles disjonctifs aléatoires sont décrits dans (Dubois and Prade, 2009) et ont comme point commun la définition de deux bornes caractérisant l'incertitude : une borne supérieure appelée *possibilité épistémique* (sub-additive) et une borne inférieure appelée *certitude* (super-additive). Ces bornes supposent simplement qu'une proposition doit être épistémiquement possible avant d'être certaine et que la certitude dans une proposition est d'autant plus grande que la possibilité épistémique dans son complémentaire est faible. L'imprécision dans une proposition est alors quantifiée par la différence entre la possibilité épistémique et la certitude en la proposition.

Un des cadres formels permettant de manipuler ces sous-ensembles disjonctifs aléatoires est la théorie des fonctions de croyance, que l'on trouve aussi sous le nom de théorie de Dempster-Shafer ou encore le modèle des croyances transférables (Shafer, 1976; Dempster, 1967; Smets, 1994), où la possibilité épistémique porte le nom de *plausibilité*, et la borne inférieure la *crédibilité*. C'est un cadre au sein duquel de nombreux outils de reconnaissance de formes ont été développés permettant de retrouver la théorie des possibilités et celle des probabilités comme des cas particuliers. C'est aussi un cadre que je connais assez bien puisque ma thèse était consacrée au développement de méthodes "crédibilistes" pour la représentation de séquences temporelles. Le terme "crédibiliste" sera utilisé dans la suite de ce manuscrit pour qualifier une méthode permettant de gérer les incertitudes en utilisant les fonctions de croyance.

1.4.4 Les fonctions de croyance pour le PHM/SHM

Les observations issues des capteurs sont supposées définies dans un certain espace probabilisé $\{\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P}\}$ où Ω est l'ensemble des hypothèses, \mathcal{A} est une tribu de parties de Ω et \mathbb{P} une loi de pro-

8. Expression proposée par (Dubois and Prade, 2009) et que je trouve bien adaptée au SHM/PHM si l'on considère le point de vue du concepteur.

tabilité de \mathcal{A} dans $[0, 1]$. Ces observations sont supposées fournir des informations sur l'état d'un système, que l'on suppose discret, on note Θ l'ensemble des états possibles et $\mathcal{P}(\Theta)$ l'ensemble des parties associées.

La base de la théorie des fonctions de croyance repose sur la définition d'une application multivoque Γ de Ω vers $\mathcal{P}(\Theta)$ qui associe à chaque hypothèse élémentaire $x \in \Omega$ de probabilité $P(x)$ un sous-ensemble $\Gamma(x) \subseteq \Theta$ (Fig. (a)). Au travers de l'application Γ , la probabilité $p(x)$ est assignée au sous-ensemble $T = \Gamma(x)$ et notée $m^\Theta(T)$. La fonction de masse de croyance m^Θ vérifie $\sum_{E \subseteq \Theta} m^\Theta(E) = 1$ et un sous-ensemble E tel que $m^\Theta(E) > 0$ est appelé élément focal. Il est important de noter que la masse $m^\Theta(E)$ représente la part de croyance que la vérité est dans le sous-ensemble E , rien d'autre. Comme proposé par (Dempster, 1967), le quadruplet $\{\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P}, \Gamma\}$ représente une **source d'information**.

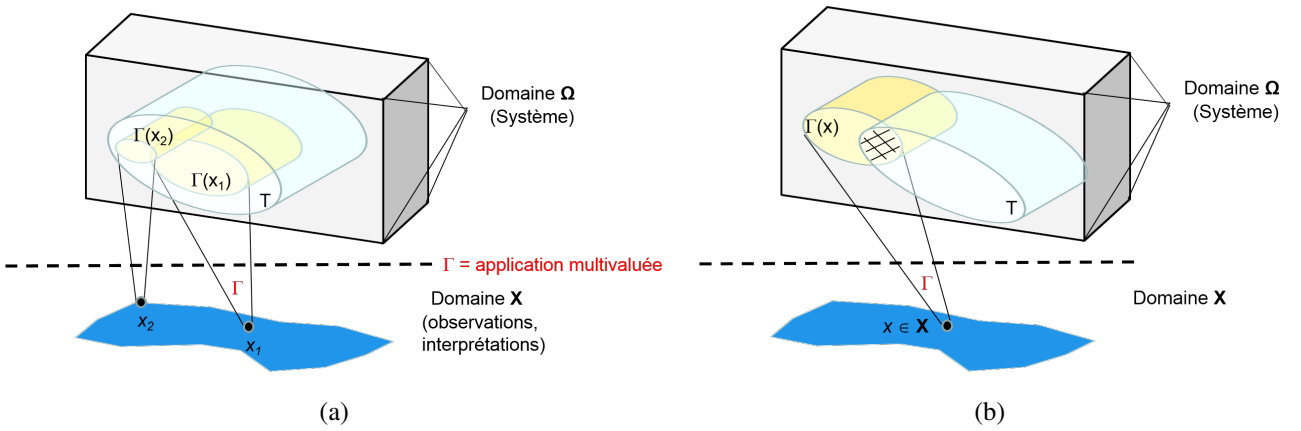


FIGURE 1.34 : Source d'information : (a) Evaluation de la possibilité épistémique et (b) de la certitude.

Si l'on souhaite connaître la probabilité d'un élément $s \in \Theta$, il est nécessaire de considérer toutes les probabilités de l'espace probabilisé compatibles avec s au travers du "prisme" Γ . La famille de probabilités peut être encadrée par

- la part de croyance qui pourrait soutenir s appelée **plausibilité** (borne supérieure, Fig. (a)). Les sous-ensembles compatibles sont définis par

$$T^* = \{x \in \Omega, \Gamma(x) \cap T \neq \emptyset\}, T \subseteq \Theta \quad (1.1)$$

et la plausibilité est quantifiée par

$$pl^\Theta(T) = P(\{x \in \Omega \mid \Gamma(x) \cap T \neq \emptyset\}) = \sum_{E \cap T \neq \emptyset} m^\Theta(E) \quad (1.2)$$

- le **degré de croyance** spécifiquement assignée à s (borne inférieure, Fig. (b)). Les sous-ensembles compatibles sont définis par

$$T_* = \{x \in \Omega, \emptyset \neq \Gamma(x) \subseteq T\}, T \subseteq \Theta \quad (1.3)$$

et quantifié par

$$bel^\Theta(T) = P(\{x \in \Omega \mid \Gamma(x) \subseteq T\}) = \sum_{E \subseteq T} m^\Theta(E) \quad (1.4)$$

telles que $bel(T) \leq p(T) \leq pl(T)$, et où m , bel et pl sont reliées par des transformations biunivoques appelées transformées de Moëbius sur lesquelles je reviendrai par la suite.

Dans le cadre du suivi de santé, ce formalisme permet concrètement de quantifier la part de croyance que l'on assignerait à un état particulier d'un dispositif à partir des observations et ce, sans a priori sur l'additivité de la mesure des incertitudes sur Θ . Par exemple, si $\Gamma(x)$ pointe uniquement sur Θ (tautologie), cela signifie que l'on ignore totalement l'état du dispositif (m est une masse dite "vide"), cette représentation diffère d'une distribution uniforme comme on pourrait le rencontrer dans l'école Bayésienne. Si $\Gamma(x)$ ne pointe que sur des éléments singletons de Θ alors m est une masse Bayésienne.

Disposant de n sources $\{\Omega_i, \mathcal{A}_i, \mathbb{P}_i, \Gamma_i\}, i = 1 \dots n$, la combinaison (fusion) des informations (supposées indépendentes) peut être calculée par la règle conjonctive de Dempster en considérant les espaces conjoints et associant à l'intersection $\Gamma_1(x) \cap \Gamma_2(x) \dots \cap \Gamma_n(x) \subseteq \Theta_1 \times \Theta_2 \dots \times \Theta_n$ pour $x \in \Omega_1 \times \Omega_2 \dots \times \Omega_n$ le produit $p(x_1) \times p(x_2) \dots \times p(x_n)$.

En PHM, le PCOE de la NASA et Georgia Tech. ont fortement contribué à développer des méthodes basées sur l'inférence Bayésienne et en particulier les filtres particulières (Orchard, 2007; Saha et al., 2007). Le PCOE l'a aussi adapté pour le SHM de composites (Peng et al., 2014, 2015; Chiachio et al., 2014). La théorie des fonctions de croyance a été plutôt appliquée pour la fusion d'informations pour le suivi de santé mais guère pour le pronostic. Bien que cette théorie soit plus générique et à même de représenter les connaissances sur les dispositifs à surveiller, elle est aussi plus complexe et n'offre pas encore tous les outils nécessaires pour l'apprentissage et l'inférence.

1.5 Conclusion

Une solution PHM/SHM dédiée au suivi de l'état de santé d'un dispositif donné (système ou structure) peut avoir deux vocations : détecter/anticiper des défaillances et/ou fournir des informations pertinentes au concepteur. Pour cela, elle cherche à répondre à au moins une des questions suivantes : Est ce qu'il y a un défaut ? Quel type de défaut ? Quelles sont ses caractéristiques ? Quelle en est la cause ? Quels sont les effets ? Comment va évoluer le défaut ? Les solutions s'appuient sur des modèles : d'abord physiques pour décrire et comprendre les mécanismes d'endommagement, et ensuite orientés données pour un suivi en service à l'aide techniques non-destructives. Le couplage entre ces deux approches, lorsque cela est possible, est une voie à privilégier pour parvenir à des solutions PHM/SHM efficaces. En l'absence de modèles physiques, les modèles orientés données permettent de fournir des indications précieuses sur l'état d'un dispositif.

L'apprentissage et l'inférence statistique sont deux ingrédients clés des modèles orientés données. L'**apprentissage** au sens *machine learning* est devenue une approche incontournable en PHM/SHM. Les algorithmes utilisés sont majoritairement issus de la communauté "vision par ordinateur" et visent à analyser des données massives (en nombre et en dimension) à l'aide d'outils ("machines" ou boîtes noires) dont les performances sont optimisées pour la prédiction. (Tukey, 1962) il y a près de 75 ans pressentit l'avènement d'une science des données qu'il voyait comme une "*procedure for analysing data, techniques for interpreting the results of such procedures, ways of planning the gathering of data to make its analysis easier, more precise and accurate, and all the machinery and results of (math) statistics which apply to analyzing data*". Une dizaine d'années plus tard, (Dempster, 1971) distinguait deux modes d'analyse de données, possiblement complémentaires : 1) le mode "exploratoire" qu'il définissait comme "*to pry into the essence of a data set by examination from many angles. Tools may*

be categories of more or less well-trying and well-researched summary statistics or he may use heuristic algorithms to fit rough models, as in clustering and scaling techniques”, et le mode “supportive”⁹ comme utilisant “formal tools of inference used to assess the plausibility and precision of formal hypotheses”. Plus loin, il ajoute “the data analytic attitude to models is empirical rather than theoretical. [...] The science of statistical inference itself should grow and shift in emphasis as it addresses itself to the tasks of data analysis”. (Breiman et al., 2001), il y a une quinzaine d’années, prit partie pour l’apprentissage dans un article au style provocateur en soulignant que les *statistiques* étaient de plus en plus bousculées par la quantité et le type de données provenant d’applications industrielles. La *science des données* “à l’échelle” revient à l’utilisation de *boîtes à outils* dont l’entendement n’est plus forcément la priorité et pour lesquelles des notions en ré-échantillonnage suffisent pour conforter une solution sans faire appel à des notations ésotériques.

(Donoho, 2015) dépeint cette nouvelle science comme l’agrégation des statistiques et du génie informatique, pour créer d’une part des modèles possiblement génératifs dédiés à l’exploration de la structure des données, et d’autre part des modèles prédictifs répondant à des besoins d’anticipation de l’industrie. Il remarque par ailleurs que les communautés *machine learning*, *data science* ou *data mining* sont fortement stimulées par le *Common Task Framework* (CTF) initié dans le domaine de la reconnaissance de la parole et l’analyse de textes sous l’impulsion de la DARPA¹⁰ dans les années 90. Le CTF repose sur l’évaluation comparative formelle et le partage de données d’apprentissage et de test en vue d’organiser et de gérer des programmes de R&D. Le CTF n’a pas d’équivalent dans le domaine des statistiques. La communauté PHM en a bénéficié dès les années 2008 sous l’impulsion du PCOE de la NASA, et des jeux de données (sans toujours connaître la physique sous-jacente) sont régulièrement mis à disposition (un de ces jeux concerne des matériaux composites instrumentés avec la *SMART layer*). Les méthodes prédictives basées sur l’apprentissage ne donnent d’ailleurs pas toujours les meilleurs résultats sur les jeux de données PHM [RICL15]. Certains de ces jeux sont relativement difficiles et mettent à l’épreuve les capacités de généralisation des méthodes. Malgré la grande quantité de données mise à disposition, les incertitudes demeurent d’autant si l’on *accepte l’impossibilité d’un modèle prévisionnel déterministe*¹¹ de processus physiques réels. Dans ce cadre, l’inférence statistique tire son épingle du jeu.

L’**inférence** statistique vise à tirer des conclusions sur le comportement “général” du dispositif (dans différentes conditions) à partir d’un échantillon de données provenant soit de ce même dispositif, soit de répliques réelles ou numériques. Elle vise particulièrement à décrire la distribution de l’échantillon et à déterminer les paramètres d’un modèle dit “génératif”. La difficulté de l’inférence en PHM/SHM tient dans la variabilité du comportement des dispositifs et dans le *manque de connaissance* concernant ces dispositifs. La plupart des approches d’inférence en PHM/SHM sont basées sur la théorie des probabilités (et le théorème de Bayes) permettant d’inclure des a priori sur le comportement, dont l’influence sur la fiabilité et la robustesse, dans un contexte de manque de connaissance, est peu étudiée. Concrètement, la loi a posteriori estimée par le théorème de Bayes, peut être plus ou moins fortement impactée par l’a priori (Kass and Wasserman, 1996). L’impact est notable sur la *sélection de modèles*, qui joue un rôle important en PHM/SHM¹². Dans le cadre du suivi de santé,

9. Pour infirmer ou confirmer.

10. Defense Advanced Research Projects Agency

11. Expression tirée de (Lemaire, 2014).

12. En effet, il est nécessaire de calculer une marginale de la vraisemblance pour la “moyenner” sur toutes les configurations des (hyper)-paramètres (définissant chaque modèle) pondérées par l’a priori.

l'hypothèse d'absence d'a priori, telle que considérée dans la théorie des fonctions de croyance, me semble plus adroite que l'obligation de présence d'un a priori rencontrée en probabilité.

Références pour l'introduction

- D.G. Bekas, K. Tsirka, D. Baltzis, and A.S. Paipetis. Self-healing materials : A review of advances in materials, evaluation, characterization and monitoring techniques. *Composites Part B : Engineering*, 87 :92 – 119, 2016. ISSN 1359-8368. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.compositesb.2015.09.057>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1359836815006204>.
- A.A. Bent. *Active fiber composites for structural actuation*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology. Dept. of Aeronautics and Astronautics, 1997.
- C.M. Bishop. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, 2006.
- P. Bourdet. *Développement d'une méthode de simulation du comportement en fatigue de pièces minces en alliage d'aluminium soumises à de la corrosion par piqûres*. PhD thesis, Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse, 2007.
- L. Breiman et al. Statistical modeling : The two cultures (with comments and a rejoinder by the author). *Statistical Science*, 16(3) :199–231, 2001.
- Flake C Campbell. *Structural composite materials*. ASM international, 2010.
- M. Chiachio, J. Chiacho, G. Rus, and J.L. Beck. Predicting fatigue damage in composites : A bayesian framework. *Structural Safety*, 51 :57 – 68, 2014. ISSN 0167-4730. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.strusafe.2014.06.002>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167473014000617>.
- R.A. Chowdhury, M.V. Hosur, M. Nuruddin, A. Tcherbi-Narteh, A. Kumar, V. Boddu, and S. Jeelani. Self-healing epoxy composites : preparation, characterization and healing performance. *Journal of Materials Research and Technology*, 4(1) :33–43, 2015.
- A. Coradi. *Modélisation du comportement mécanique des composites à matrice céramique : développement du réseau de fissures*. PhD thesis, Univ. de Bordeaux, 2014.
- A.E. Del Grosso. Structural health monitoring standards. In *IABSE Symposium Report*, volume 102, pages 2991–2998. International Association for Bridge and Structural Engineering, 2014.
- A.P. Dempster. Upper and lower probabilities induced by multiple valued mappings. *Annals of Mathematical Statistics*, 38 :325–339, 1967.
- A.P. Dempster. An overview of multivariate data analysis. *Journal of Multivariate Analysis*, 1(3) : 316 – 346, 1971. ISSN 0047-259X. doi : [http://dx.doi.org/10.1016/0047-259X\(71\)90006-6](http://dx.doi.org/10.1016/0047-259X(71)90006-6). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0047259X71900066>.

- A.P. Dempster. The dempster–shafer calculus for statisticians. *International Journal of Approximate Reasoning*, 48(2) :365 – 377, 2008. ISSN 0888-613X. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijar.2007.03.004>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888613X07000278>.
- D. Djurdjanovic, J. Lee, and J. Ni. Watchdog agent-an infotronics-based prognostics approach for product performance degradation assessment and prediction. *Advanced Engineering Informatics*, 17(3) :109–125, 2003.
- D. Donoho. 50 years of data science. In *Tukey Centennial Workshop*, In Princeton NJ, 2015.
- D. Dubois. Uncertainty theories : a unified view. In *IEEE Cybernetic Systems Conference*, Dublin, Ireland, 2007.
- D. Dubois and H. Prade. *Decision-making Process : Concepts and Methods*, chapter Formal Representations of Uncertainty, pages 85–156. ISTE Ltd and John Wiley & Sons, Inc, 2009.
- E. D’Elia, S. Eslava, M. Miranda, T.K. Georgiou, and E. Saiz. Autonomous self-healing structural composites with bio-inspired design. *Nature Scientific Reports*, 2016.
- C.R. Farrar and K. Worden. *Structural Health Monitoring : A Machine Learning Perspective*. John Wiley & Sons, Ltd, 2013.
- P. Foote. New guidelines for implementation of structural health monitoring in aerospace applications. *SAE International Journal of Aerospace*, 6(2013-01-2219) :525–533, 2013.
- K. Friedrich and U. Breuer. *Multifunctionality of polymer composites : challenges and new solutions*. William Andrew, 2015.
- A.A. Hassen, H. Taheri, and U.K. Vaidya. Non-destructive investigation of thermoplastic reinforced composites. *Composites Part B : Engineering*, 97 :244 – 254, 2016. ISSN 1359-8368. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.compositesb.2016.05.006>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1359836816305765>.
- E. Hémon. *Modèles multi-niveaux de prévision des durées en fatigue des structures composites à matrice céramique pour usage en turbomachines aéronautiques*. PhD thesis, Univ. Bordeaux 1, 2013.
- E. Hémon, M. Kaminski, J.-F. Maire, F. Bouillon, and C. Fagiano. Lifetime prediction of self healing ceramic matrix composite structures. In *19th Int. Conf. on Composite Materials*, 2016.
- H. Heuer, M. Schulze, M. Pooch, S. Gäbler, A. Nocke, G. Bardl, Ch. Cherif, M. Klein, R. Kupke, R. Vetter, F. Lenz, M. Kliem, C. Bülow, J. Goyvaerts, T. Mayer, and S. Petrenz. Review on quality assurance along the {CFRP} value chain – non-destructive testing of fabrics, preforms and {CFRP} by {HF} radio wave techniques. *Composites Part B : Engineering*, 77 :494 – 501, 2015. ISSN 1359-8368. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.compositesb.2015.03.022>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1359836815001419>.

- X.K.D. Hillewaere and F.E. Du Prez. Fifteen chemistries for autonomous external self-healing polymers and composites. *Progress in Polymer Science*, 49–50 :121 – 153, 2015. ISSN 0079-6700. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.progpolymsci.2015.04.004>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0079670015000507>. Self-Healing Polymers.
- A.K.S. Jardine, D. Lin, and Dragan Banjevic. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20 : 1483–1510, 2006.
- M.S. Jha, G. Dauphin-Tanguy, and B. Ould-Bouamama. Particle filter based hybrid prognostics for health monitoring of uncertain systems in bond graph framework. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 75 :301 – 329, 2016. ISSN 0888-3270. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.ymssp.2016.01.010>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888327016000121>.
- E.B. Johnson, D.F. Edwards, and J. Costello. Status of faa's actions to oversee the safety of composite airplanes. *AVIATION SAFETY*, 2011.
- V.M Karbhari. *Non-destructive evaluation (NDE) of polymer matrix composites*. Elsevier, 2013.
- R.E. Kass and L. Wasserman. The selection of prior distributions by formal rules. *Journal of the American Statistical Association*, 91(435) :1343–1370, 1996.
- M.R. Kessler, N.R. Sottos, and S.R. White. Self-healing structural composite materials. *Composites Part A : Applied Science and Manufacturing*, 34(8) :743 – 753, 2003. ISSN 1359-835X. doi : [http://dx.doi.org/10.1016/S1359-835X\(03\)00138-6](http://dx.doi.org/10.1016/S1359-835X(03)00138-6). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1359835X03001386>.
- S.S. Kessler. Certifying a structural health monitoring system : Characterizing durability, reliability and longevity. In *Proceedings of the 1st International A Design of Experiments Approach 73 Forum on Integrated Systems Health Engineering and Management in Aerospace*, 2005.
- H. Khorasgani, G. Biswas, and S. Sankararaman. Methodologies for system-level remaining useful life prediction. *Reliability Engineering & System Safety*, 154 :8 – 18, 2016. ISSN 0951-8320. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.res.2016.05.006>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0951832016300503>.
- F. Lachaud. Contribution à l'analyse multi échelle du comportement mécanique non linéaire matériau des structures composites. Technical report, Institut Clément Ader (EA 814) - Univ. de Toulouse, 2011.
- M. Lebold and M. Thurston. Open standards for condition-based maintenance and prognostic systems. In *Maintenance and Reliability Conference (MARCON)*, volume 200. May6-9, 2001.
- J. Lee, S. Yang, E. Lapira, H.A. Kao, and N. Yen. Methodology and framework of a cloud-based prognostics and health management system for manufacturing industry. *Chemical Engineering Transactions*, 33 :205–210, 2013. doi : 10.3303/CET1333035.

- J. Lee, F. Wu, W. Zhao, M. Ghaffari, L. Liao, and D. Siegel. Prognostics and health management design for rotary machinery systems - reviews, methodology and applications. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 42(1-2) :314–334, 2014. ISSN 0888-3270. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.ymsp.2013.06.004>.
- J. Lee, D. Bhattacharyya, M.Q. Zhang, and Y.C. Yuan. Mechanical properties of a self-healing fibre reinforced epoxy composites. *Composites Part B : Engineering*, 78 :515 – 519, 2015. ISSN 1359-8368. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.compositesb.2015.04.014>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1359836815002528>.
- P. Leitao, S. Karnouskos, L. Ribeiro, J. Lee, T. Strasser, and A.W. Colombo. Smart agents in industrial cyber-physical systems. *Proceedings of the IEEE*, 104(5) :1086–1101, 2016.
- M. Lemaire. *Mécanique et incertain*. Génie mécanique et mécanique des solides. ISTE Editions, 2014.
- A. Muller, A. Crespo Marquez, and B. Iung. On the concept of e-maintenance : Review and current research. *Reliability Engineering & System Safety*, 93(8) :1165 – 1187, 2008. ISSN 0951-8320. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.res.2007.08.006>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0951832007002189>.
- M Orchard. *A Particle Filtering-based Framework for On-line Fault Diagnosis and Failure Prognosis*. PhD thesis, Georgia Institute of Technology, 2007.
- T. Peng, J. He, Y. Xiang, Y. Liu, A. Saxena, J. Celaya, and K. Goebel. Probabilistic fatigue damage prognosis of lap joint using bayesian updating. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, page 1045389X14538328, 2014.
- T. Peng, Y. Liu, A. Saxena, and K. Goebel. In-situ fatigue life prognosis for composite laminates based on stiffness degradation. *Composite Structures*, 132 :155 – 165, 2015. ISSN 0263-8223. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.compstruct.2015.05.006>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263822315003669>.
- I. Perez, M. Diulio, S. Maley, and N. Phan. Structural health management in the navy. *Structural Health Monitoring*, 9(3) :199–208, 2010.
- F. Pinto. *Smart Multifunctional composite materials for improvement of structural and non-structural properties*. PhD thesis, Univ. of Bath, 2013.
- N. Quaegebeur, P. Micheau, P. Masson, and M. Castaings. Methodology for optimal configuration in structural health monitoring of composite bonded joints. *Smart Materials and Structures*, 21(10), 2012. doi : 10.1088/0964-1726/21/10/105001.
- M.J. Roemer, C.S. Byington, G.J. Kacprzynski, and G. Vachtsevanos. An overview of selected prognostic technologies with reference to an integrated phm architecture. In *In Proceedings of the First International Forum on Integrated System Health Engineering and Management in Aerospace, Big Sky*, 2005.
- B. Saha, K. Goebel, S. Poll, and J. Christophersen. A bayesian framework for remaining useful life estimation. In *Proceedings Fall AAAI symposium : AI for prognostics*. Arlington, 2007.

- M.G.R. Sause. Acoustic emission signal propagation in damaged composite structures. *J. Acoust. Emission*, 31(1) :1–18, 2013.
- A. Saxena. Prognostics : The science of prediction. Tutorial at the Annual Conference of the PHM Society, October 2010. URL <http://www.phmsociety.org/events/conference/phm/10/tutorials>.
- M. Scheiner, T.J. Dickens, and O. Okoli. Progress towards self-healing polymers for composite structural applications. *Polymer*, 83 :260 – 282, 2016. ISSN 0032-3861. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.polymer.2015.11.008>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0032386115303645>.
- G. Shafer. *A mathematical theory of Evidence*. Princeton University Press, 1976.
- M.H. Sherafat, R. Guitel, N. Quaegebeur, P. Hubert, L. Lessard, and P. Masson. Structural health monitoring of a composite skin-stringer assembly using within-the-bond strategy of guided wave propagation. *Materials & Design*, 90 :787 – 794, 2016. ISSN 0264-1275. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.matdes.2015.11.018>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0264127515307607>.
- J.Z. Sikorska, M. Hodkiewicz, and L. Ma. Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25(5) :1803 – 1836, 2011. ISSN 0888-3270. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.ymsp.2010.11.018>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888327010004218>.
- P.G. Slattery, C.T. McCarthy, and R.M. O'Higgins. Development of a novel cyanoacrylate injection repair procedure for composites. *Composite Structures*, 153 :1 – 11, 2016. ISSN 0263-8223. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.compstruct.2016.05.101>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263822316307693>.
- Ph. Smets. Advances in the Dempster-Shafer theory of evidence - what is Dempster-Shafer's model ? *Wiley*, pages 5–34, 1994.
- Holger Speckmann. Structural health monitoring (shm) - airbus. IMRBPB Meeting, EASA, Cologne, April, 22 2007. URL <https://www.easa.europa.eu/>.
- T. Tinga and R. Loendersloot. Aligning phm, shm and cbm by understanding the physical system failure behaviour. In *Second European Conference of the Prognostics and Health Management Society 2014*, volume 5, pages 1–10, 2014.
- RS Trask, HR Williams, and IP Bond. Self-healing polymer composites : mimicking nature to enhance performance. *Bioinspiration & Biomimetics*, 2(1) :P1, 2007.
- John W Tukey. The future of data analysis. *The Annals of Mathematical Statistics*, 33(1) :1–67, 1962.
- A.P. Vassilopoulos. *Fatigue life prediction of composites and composite structures*. Woodhead Publishing Limited, 2010.

- G.W. Vogl, B.A. Weiss, and M.A. Donmez. A sensor-based method for diagnostics of machine tool linear axes. In *Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society*, volume 6, pages 1–10, 2015.
- Y. Xiao, W. Qiao, H. Fukuda, and H. Hatta. The effect of embedded devices on structural integrity of composite laminates. *Composite Structures*, 153 :21 – 29, 2016. ISSN 0263-8223. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.compstruct.2016.06.007>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263822316307929>.
- F.G. Yuan. *Structural Health Monitoring (SHM) in Aerospace Structures*. Woodhead Publishing, 2016.
- P. Zhang and G. Li. Advances in healing-on-demand polymers and polymer composites. *Progress in Polymer Science*, 57 :32 – 63, 2016. ISSN 0079-6700. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.progpolymsci.2015.11.005>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0079670015001276>.

CHAPITRE 2

SUIVI ET PRONOSTIC DE L'ÉTAT DE SYSTÈMES (PHM)

Cette partie fait la synthèse de mes activités de recherche en pronostic orienté données en présence d'incertitudes. Le pronostic orienté données nécessite de résoudre un ensemble de tâches que l'on rencontre en reconnaissance de formes, la spécificité étant la place de la dimension temporelle, des incertitudes et de l'évaluation de performances. Je commencerai par présenter la discipline et l'état de l'art, puis je poursuivrai par la démarche suivie et les contributions. Je terminerai par les perspectives envisagées sur ce premier axe de recherche.

2.1 Le *Common Task Framework* en PHM

Comme mentionné dans le chapitre précédent, il a été observé dans les années 90 que la mise à disposition de jeux de données et l'évaluation formelle comparative avait stimulé le développement des méthodes d'analyse de données pour la reconnaissance de la parole et l'analyse de texte qui permettent aujourd'hui de discuter avec Siri (Apple), Cortana (Microsoft), Now (Google) ou Echo (Amazon). Les bonnes pratiques sous-jacentes forment le *Common Task Framework* (CTF).

Le CTF repose sur trois piliers (Lieberman, 2012) :

- Un plan d'évaluation détaillé :
 - développé avec des chercheurs du domaine,
 - publié dès le lancement du projet.
- Un logiciel d'évaluation automatique :
 - écrit et maintenu par l'organisateur,
 - publié au démarrage du projet.
- Des données partagées :
 - pour l'apprentissage/estimation des paramètres,
 - pour le test "périodique" (avant soumission et pour affiner les réglages),
 - pour l'évaluation finale.

Tous les "compétiteurs" partagent la **tâche commune** d'entraîner leur algorithme pour établir la meilleure règle de prédiction et recevoir la meilleure note lors de l'évaluation.

Lors de la première conférence PHM en 2008, initialement sponsorisée par IEEE puis par la société savante PHM Society, une compétition avait été proposée visant à prédire (à plus ou moins

long terme) l'état de santé de turboréacteurs à partir des données issues d'un peu plus d'une vingtaine de capteurs. Ces jeux de données ont depuis été téléchargés plusieurs milliers de fois. Chaque année, ou presque, un défi d'analyse de données pour le PHM (pas seulement l'aspect prédiction) est lancé à la communauté par la PHM Society¹, généralement sponsorisé par un industriel. Ces jeux de données offrent aussi l'opportunité à de jeunes docteurs d'illustrer simplement leurs approches sans forcément tenter de rivaliser avec les compétiteurs.



Performance Benchmarking and Analysis of Prognostic Methods for CMAPSS Datasets → [RICL15] reproduite page 127

Dans cet article, nous présentons un état de l'art des méthodes de pronostic pour les jeux de données des turboréacteurs.

Dans [RICL15], nous avons cherché à comparer les méthodes qui avaient été publiées de 2008 à 2014 et utilisant les données des turboréacteurs comme illustration. L'objectif était par ailleurs d'aider à bien et mieux exploiter ces jeux dont le format n'est pas toujours aisé à comprendre. Avant d'aller plus loin il est nécessaire de présenter ces jeux, que j'ai largement utilisés pour illustrer et valider des méthodes. Je profiterai de cette présentation pour discuter des approches à l'état de l'art appliquées sur ces jeux me permettant ainsi de mettre en avant quelques pistes de recherche qui ont guidé mes travaux sur cette période.

2.1.1 Les jeux de données “turbofan” et “data challenge 2008”

C-MAPSS (*Commercial Modular Aero-Propulsion System Simulation*) est un simulateur codé en MATLAB-Simulink représentant un turboréacteur de 40000 daN de poussée.

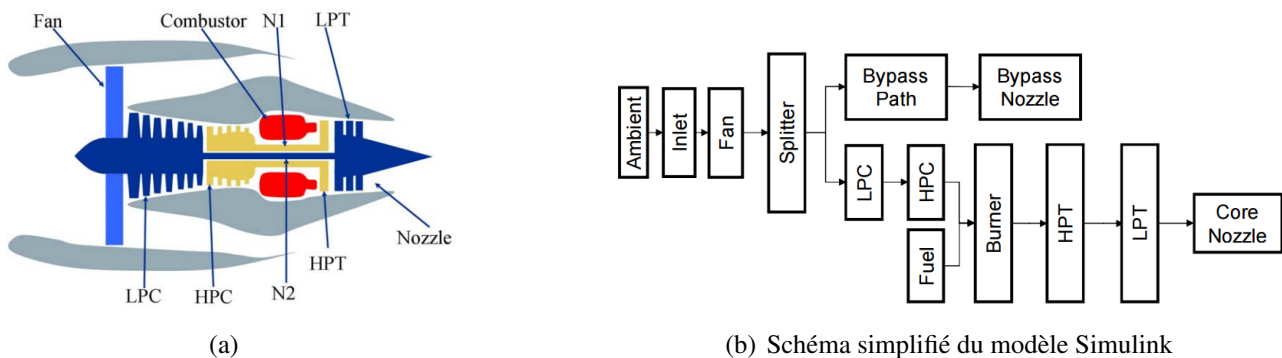


FIGURE 2.1 : (a) Schéma simplifié d'un turboréacteur et (b) les modules, correspondant aux sections du turboréacteur et leurs connexions, utilisés dans le modèle Simulink (tirées de (Saxena et al., 2008)).

En utilisant un certain nombre de paramètres modifiables, il est possible de jouer sur le profil de mission du moteur (conditions de fonctionnement telles que l'altitude ou la vitesse), de modifier les paramètres des contrôleurs pour l'asservissement en vol, etc., et de modifier ainsi la performance de différentes parties du turboréacteur (Fig. 2.2).

Six jeux de données ont été générés avec des degrés de complexité différents (Tableau 2.1.1). Chaque jeu est composé de 100 à 435 instances (pour l'apprentissage et le test). Quatre de ces jeux sont appelés *turbofan datasets* et sont constitués de données d'apprentissage, de test et de la vérité

1. <http://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/pcoe/prognostic-data-repository/>

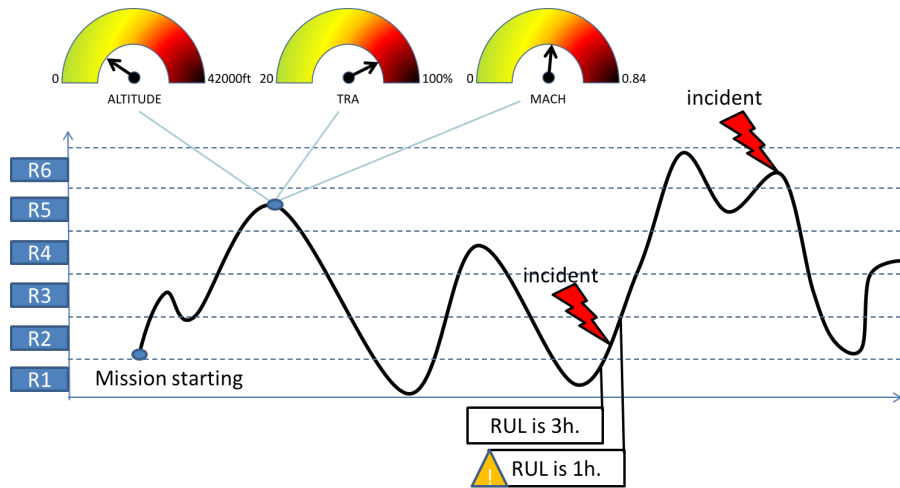


FIGURE 2.2 : Illustration d'un profil de mission : l'aéronef passe par différents régimes, fonction de l'altitude (ALT), la vitesse (MACH) et la poussée demandée par le pilote (TRA). La dégradation est injectée de manière aléatoire rendant l'estimation du temps restant avant défaillance (RUL) difficile.

terrain. Une instance d'apprentissage représente la dégradation d'un turboréacteur (dans une ou plusieurs sections) vue par 24 capteurs à partir d'un degré de dégradation initial inconnu et globalement décroissant (localement très variable) jusqu'à rupture complète.

Jeux de données		#Fautes	#Conditions	#Train Units	#Test Units
	#1	1	1	100	100
<i>Turbofan data from</i>	#2	1	6	260	259
<i>NASA repository</i>	#3	2	1	100	100
	#4	2	6	249	248
<i>PHM2008 Data</i>	#5T	1	6	218	218
<i>Challenge</i>	#5V	1	6	218	435

TABLE 2.1 : Description des 4+2 jeux de données CMAPSS. Train Units : nombre de données pour l'entraînement des algorithmes. Test Units : nombre de données pour le test.

La difficulté est que la plupart des compétiteurs n'ont pas les notions suffisantes en thermodynamique appliquée aux turbomachines. A partir des mesures capteurs, il faut donc parvenir, dans un premier temps, à déduire un ou des indicateurs de performance. Les jeux de données ont été volontairement bruités (Saxena et al., 2008) par des modèles de mélange de sorte que les indicateurs soient difficiles à estimer. Les paramètres ont été rendus non-stationnaires pour illustrer l'effet d'actions de maintenance par exemple. Les conditions de fonctionnement et les fautes injectées dans différentes sections du turboréacteur rendent d'autant plus difficile l'estimation de ces indicateurs.

Un exemple d'indicateurs de dégradation estimés sur les quatre jeux (à partir de [RICL14]) sont illustrés en Figure 2.3. Ces courbes montrent la grande variabilité concernant l'endommagement initial (simulant en quelque sorte un retard dans la détection d'une anomalie avant le pronostic), et dans le profil de dégradation avec un temps restant avant défaillance très variable (par exemple entre 130 et 360 unités de temps pour le jeu de données #1). Les jeux de données test correspondent seulement à une partie de ces mesures (de quelques points à plusieurs dizaines) et le compétiteur doit à en déduire le temps restant avant défaillance.

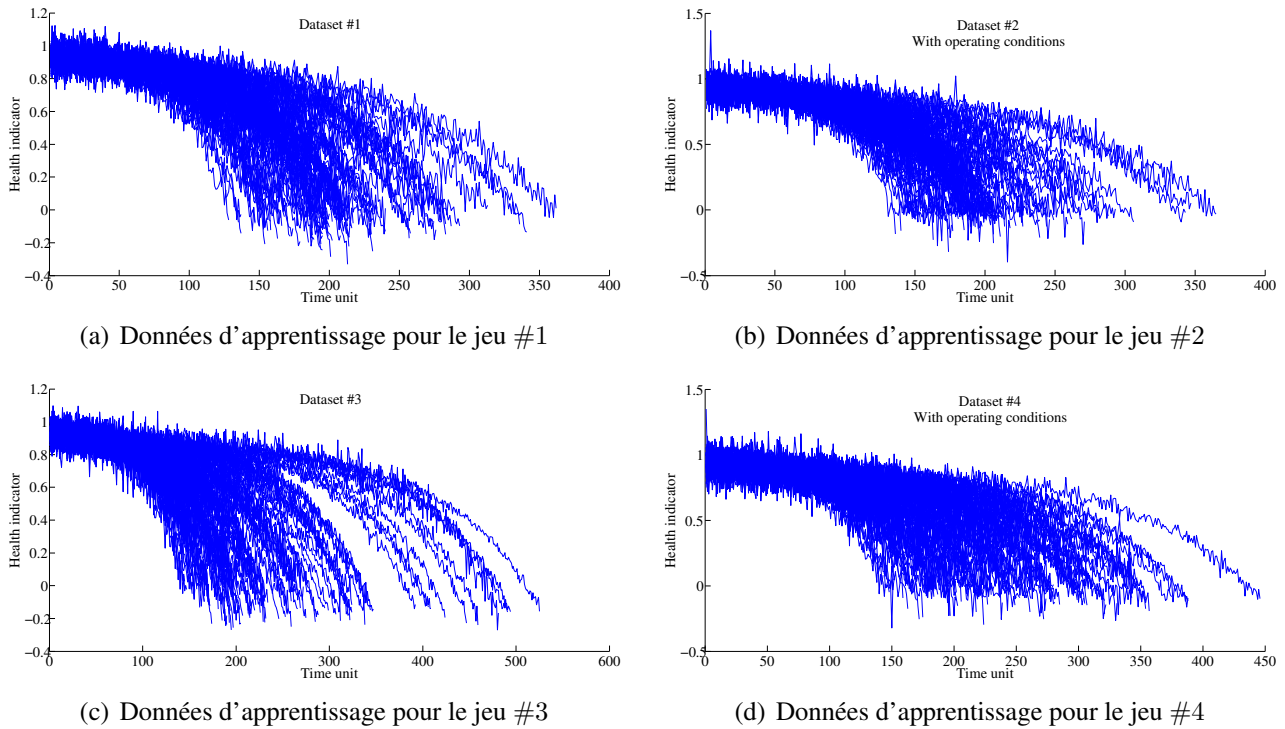


FIGURE 2.3 : Données d'apprentissage pour le jeu "turbofan datasets".

Comme nous le montrons dans [RICL15]², le jeu le plus simple (#1) a été le plus utilisé, alors que le jeu qui représente le *challenge* (#5V) ne l'a *jamais* été après 2008, sauf par une approche appelée RULCLIPPER³ et proposée dans [RICL14]. Je décrirai cette approche par la suite (Section 2.2.4.1) mais elle se démarque des autres approches de la littérature par un nombre de paramètres très faible et sans hypothèse concernant le processus de génération des données (ni sur le bruit). C'est un exemple de modèle parcimonieux pour le PHM.

Ce jeu de données (#5V) est en fait particulièrement difficile car il met à l'épreuve la robustesse des algorithmes. A titre d'illustration, la Figure 2.4 montre le comportement de certains algorithmes donnant des performances inégalées sur un premier jeu de données test mais totalement inefficace pour le dernier jeu de validation. C'est un effet d'attachement aux données que l'on nomme sur-apprentissage (Ng, 1997; Hand et al., 2006).

2.1.2 Etat de l'art au travers de ces jeux données

Comme mentionné dans le chapitre précédent, de nombreux états de l'art ont été proposés sur les méthodes de PHM et en particulier de pronostic. Je me focaliserai seulement sur quelques manuscrits de thèses sur lesquelles je me suis beaucoup appuyé ces dernières années et dont les illustrations s'appuient sur les jeux des turboréacteurs. Ces thèses donnent un très bon aperçu des méthodes utilisées.

2. Voir le tableau 14 en page 11 de l'article dans lequel les numéros correspondent aux références comme indiqué dans le tableau 16.

3. Remaining Useful Life estimation based on impreCise heaLth Indicator modeled by Planar Polygons and similarity-basEd Reasoning.

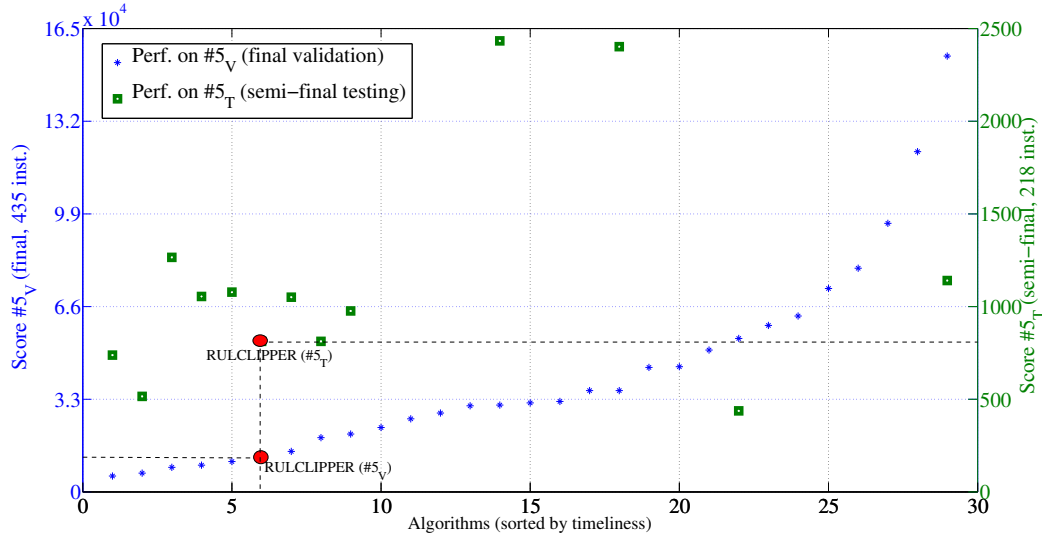


FIGURE 2.4 : Performance des algorithmes sur les jeux du PHM data challenge 2008 (tirée de [RICL14]).

La performance des meilleurs algorithmes sur ces jeux est présentée en Figure 2.5 (la mesure utilisée pour la performance est appelée *timeliness*⁴ et doit être minimisée).

Algo. (pseudo.)	#5 _T	#5 _V
RULCLIPPER	752	11672
SBL (P. Wang et al., 2012)	1139	n.a.
DW (Hu, Youn, Wang, & Yoon, 2012)	1334	n.a.
OW (Hu et al., 2012)	1349	n.a.
MLP (Riad, Elminir, & Elattar, 2010)	1540	n.a.
AW (Hu et al., 2012)	1863	n.a.
SVM-SBI (Hu et al., 2012)	2047	n.a.
RVM-SBI (Hu et al., 2012)	2230	n.a.
EXP-SBI (Hu et al., 2012)	2282	n.a.
GPM3 (Coble, 2010)	2500	n.a.
RNN (Hu et al., 2012)	4390	n.a.
REG2 (Riad et al., 2010)	6877	n.a.
GPM2B (Coble, 2010)	19200	n.a.
GPM2 (Coble, 2010)	20600	n.a.
GPM1 (Coble, 2010)	22500	n.a.
QUAD (Hu et al., 2012)	53846	n.a.

(a)

Algo. (pseudo.) / Data	#5 _T	#5 _V
heracles (1)	737 (3rd)	5636 (1st)
FOH (2)	512 (2nd)	6691 (2nd)
LP (3)	n.a.	25921
sunbea	436.8 (1st)	54437 (22nd)
bobosir	1263	8637
L6	1051	9530
GoNavy	1075	10571
beck1903	1049	14275
Sentient	809	19148
A	975	20471
mjhutk	2430	30861
RelRes	1966	35863
phmnr	2399	35953
SuperSiegel	1139	154999

(b)

FIGURE 2.5 : Performance des algorithmes sur le data challenge 2008 calculée à partir de la mesure utilisée pendant la compétition (mesure *timeliness*, à minimiser : voir équation 10 de [RICL14]). (a) Après 2008 (colonnes de gauche : pseudonyms des compétiteurs). (b) Pendant la compétition de 2008. Tableaux tirés de [RICL14] (les acronymes sont décrits dans la nomenclature en page 15 de cet article). #5_T : jeu de données test (évaluation une fois par jour), #5_V : jeu de données final (évaluation une fois seulement).

2.1.2.1 Thèse de T. Wang (2010, supervisée par J. Lee)

Citons par exemple les thèses de l'université de Cincinnati, et en particulier celle de T. Wang (Wang, 2010) (en lien avec l'industrie aéronautique) dirigée par J. Lee. Dans cette thèse, Wang propose un état de l'art s'appuyant sur la taxonomie proposée par Lebold et Thurston (Lebold and Thurston, 2001; Muller et al., 2008) en distinguant les méthodes basées sur des modèles physiques, les

4. Une traduction possible : "délai respecté". Cette mesure pénalise fortement les prédictions tardives (fonction exponentielle de l'écart à la vérité terrain).

méthodes orientées données et celles basées sur l'expérience. Wang présente un algorithme guidé par les données pour prédire le temps restant avant défaillance de turboréacteurs sous différentes conditions de fonctionnement. La spécificité de cet algorithme est de reposer sur la recherche de "cas" similaires aux données observées en service et stockés dans une base d'apprentissage. En fusionnant les cas les plus proches, on obtient une estimation du restant et d'une estimation de la dispersion.

Cette approche peut sembler simple de prime abord mais deux problèmes importants doivent être résolus, d'une manière générale, lorsque l'on cherche à la rendre robuste et fiable : Comment représenter les données dans la base d'apprentissage pour faciliter la recherche et la comparaison ? Comment évaluer la similarité entre les données de tests et les données d'historique ? Pour le premier problème, Wang a proposé de synthétiser les données issues de quelques capteurs qu'il a trié sur le volet (sur 24 disponibles) en une seule variable et reflétant l'indicateur de santé du turboréacteur (évoluant entre 1=sain, et 0=défaillant). Le processus est synthétisé dans l'article [RICL14] (143, section 3.5). Pour le second problème, Wang propose des mesures de distance robustes aux distorsions observées pendant les tests et dues à la fois au bruit et à la dynamique d'évolution de l'indicateur de santé qui peut varier fortement en fonction des conditions d'utilisation (Saxena et al., 2008).

Dans sa thèse, Wang met par ailleurs l'accent sur le réglage robuste de son algorithme, qui pourrait être déployé sur des avions civils. C'est un des éléments clés de sa réussite au *PHM data challenge 2008* qu'il a remporté (en faisant mieux qu'un ingénieur de *BAE systems*). Pour cela, il propose de maximiser les performances en combinant plusieurs critères liés notamment à la précision du pronostic établi par son algorithme et à sa manière de converger vers une solution.

Quatre métriques sont illustrées en Figure 2.6 :

- L'horizon de prédiction (Fig. 2.6(a)) est définie par la différence entre le temps t_1 auquel les prédictions atteignent une performance (cumulée) donnée et le temps t_{eol} de fin de vie. Les incertitudes autour des prédictions peuvent aussi être prises en compte (Fig. 2.6(c), voir (Saxena et al., 2009)). Plus l'horizon est grand, meilleur est l'algorithme car il laissera plus de temps pour planifier des actions de maintenance (exemple de l'algorithme 1 sur la Figure 2.6(c)). Un exemple tiré de (Saxena et al., 2009) est illustré Fig. 2.6(b) montrant la différence de comportement entre une machine à vecteur de pertinence (RVM), une régression par processus Gaussiens (GPR), un réseau de neurones (NN) et une régression polynomiale (PR).
- La mesure $\alpha - \lambda$ (Fig. 2.6(d)) quantifie la qualité d'une prédiction en déterminant si elle reste dans un intervalle donné (par rapport à la vérité) dont les bornes varient à chaque instant. Par exemple, sur la figure 2.6(d), les bornes de l'intervalle représentent un pourcentage (α) du temps restant avant défaillance (et où t_λ représente la fraction de temps entre le premier instant de prédiction et la rupture).
- La précision relative (Fig. 2.6(e)) est une notion similaire à la mesure $\alpha - \lambda$ mais en plus de quantifier la qualité d'une prédiction par rapport à des bornes, elle cherche aussi à évaluer la précision de ces prédictions. Par exemple, sur la figure 2.6(e), l'algorithme 1 a une meilleure précision relative que l'algorithme 2 à $t_{\lambda=a}$, et inversement à $t_{\lambda=b}$.
- La convergence vise à quantifier la manière dont une métrique converge vers le vrai temps restant avant défaillance. Comme présenté dans (Saxena et al., 2009), la convergence est une méta-métrique qui résulte de l'agrégation de plusieurs mesures de performances. Elle calcule la distance entre l'origine d'une métrique et le barycentre du polygone défini par l'évolution d'une métrique par rapport au temps (Fig. 2.6(f)). Plus la distance est faible, meilleure est la métrique.

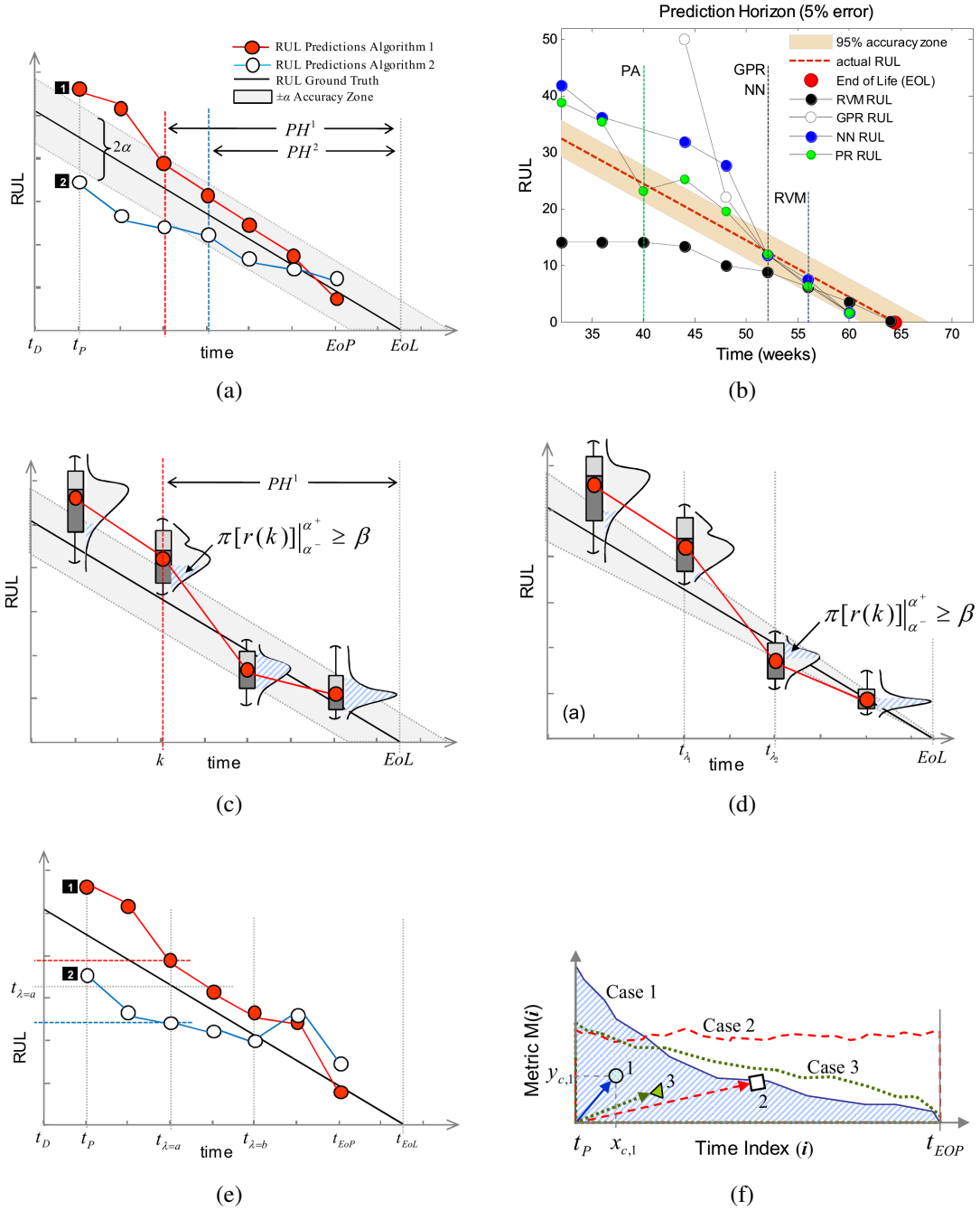


FIGURE 2.6 : (a) Horizon de prédiction. (b) Exemple d'horizon de prédiction pour différents algorithmes. (c) Horizon de prédiction agrémenté des incertitudes. (d) $\alpha - \lambda$ mesure. (e) Précision relative. (f) Convergence. Illustrations tirées de (Saxena et al., 2009).

L'algorithme présenté par Wang fait donc partie d'une première catégorie de méthodes orientées données appelées "*similarity-based prognostics*" (recherche de similarité) et intègre une démarche pertinente pour le réglage des paramètres. Dans sa thèse, il compare par ailleurs cette approche à des réseaux de neurones (en utilisant les mêmes métriques) et montre que la recherche de similarité est plus robuste. Les réseaux de neurones font partie d'une seconde catégorie d'approches qui vise généralement à estimer une fonction (boîte noire) faisant le lien entre les données courantes (dans une fenêtre temporelle) et le temps restant avant défaillance, cela signifie que ce type d'approche ne cherche pas forcément à estimer l'évolution d'un indicateur. L'estimation de l'évolution d'un indicateur fait partie d'une troisième catégorie d'approches. Nous répertorions dans [RICL15] quelques articles publiés entre 2008 et 2014 portant sur ces trois catégories.

2.1.2.2 Thèse de J. Coble (2010, supervisée par W. Hines)

Une autre université américaine active en PHM est celle du Tennessee. La thèse de (Coble, 2010) en est une illustration, soutenue elle aussi en 2010, sous la direction de J.W. Hines. Ce dernier est notamment spécialisé dans le développement d'approches basées sur les données pour le contrôle du vieillissement de composants dans les centrales nucléaires⁵, application pour laquelle il existe de nombreux composants critiques. L'article (Coble et al., 2015) fait une synthèse des solutions PHM et des besoins pour cette application⁶.

Dans sa thèse, Coble propose une taxonomie des solutions PHM en distinguant trois catégories (Fig. 2.7), une taxonomie décrite en détail par (Hines, 2009). Les méthodes de type I (*time-failure analysis*) (modèle fiabiliste) sont adaptées pour des systèmes peu instrumentés et donc pour lesquels peu d'informations sont disponibles en service. Elles reposent sur la base d'un historique de temps de défaillance ou de défauts, obtenus par exemple à l'aide d'essais accélérés ou par l'expérience. Sur cette base, des lois de fiabilité représentatives sont identifiées (Weibull par exemple) puis leurs paramètres estimés. Le temps restant avant défaillance est ensuite déduit à partir du temps de fonctionnement en régime nominal.

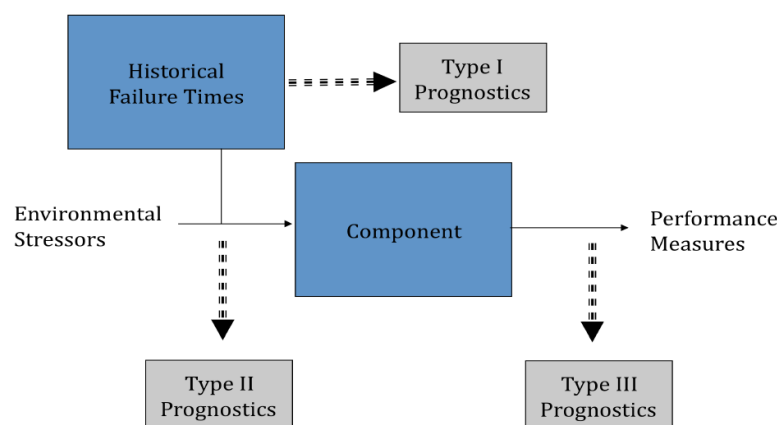


FIGURE 2.7 : Taxonomie des approches de pronostic selon (Hines, 2009) et (Coble, 2010).

Les méthodes de type II (*stressor-based*) prennent en compte la dépendance des paramètres des modèles de type I à différentes variables explicatives (concernant la dégradation) et en particulier les

5. <http://web.utk.edu/~hines/publications.html>

6. En France, ERDF travaille en collaboration avec E. Zio (Ecole Polytechnique de Milan) et l'Ecole Centrale de Paris sur des sujets connexes.

conditions de fonctionnement (issues de capteurs). Ces méthodes supposent que des systèmes soumis à des conditions de fonctionnement analogues vont présenter des défaillances relativement similaires. Cette catégorie comprend les méthodes de régression ou encore de modélisation sous forme de modèles de Markov, mais aussi les modèles d'analyse de données de survie, tel que le modèle à risque proportionnel (modèle de Cox). Une particularité de ces méthodes est de tenter de modéliser des liens de causes-effets (modèles causaux).

Enfin les méthodes de type III (*degradation-based*) s'intéressent plutôt aux effets de la dégradation et vise donc à calculer un indicateur de santé (possiblement multivarié) représentant une image (numérique) de la dégradation et à prédire son évolution. La trajectoire suivie par cet indicateur donne une information sur la manière dont la dégradation se développe, jusqu'à un niveau critique qu'il s'agit de prédire suffisamment en avance.

L'indicateur n'est pas forcément observable. La plupart du temps, il est nécessaire de le construire à partir de données capteurs. Dans sa thèse, J. Coble suggère d'évaluer la qualité d'un indicateur suivant une combinaison pondérée de trois critères : la *monotonie* (supposant que le système ne recouvre pas ses propriétés pendant la prédiction), la *pronosticabilité* (imposant des contraintes sur l'estimation du temps restant pour des défaillances similaires), et la *tendance* (imposant des contraintes sur l'évolution temporelle pour des défaillances similaires). Un algorithme génétique parcourt l'espace des paramètres possibles permettant de générer l'indicateur et où la fonction à optimiser est une moyenne pondérée de ces critères (dont les poids sont fixés a priori). La méthode est ensuite appliquée sur les données des turboréacteurs en utilisant la méthode GPM (*General Path Model*) pour le pronostic. Cette méthode est relativement similaire à une méthode "*similarity-based*" excepté que chaque instance a été représentée par modèle mathématique. Pour un équipement en service, l'évolution de l'indicateur est estimée en combinant la sortie de ces différents modèles alimentés par les mesures. Le GPM a été proposée par d'autres auteurs auparavant et Coble l'agrément avec un algorithme de mise à jour des paramètres.

Etablir l'indicateur est un des verrous importants en PHM. Certaines approches sont basées sur l'idée d'un endommagement explicitement cumulé⁷ représenté par une variable à valeurs réelles à temps continu et dont la cinétique dépend de chocs subis par le système. Basé sur ce type d'indicateur, des approches ont été développées, notamment à l'Université de Technologie de Troyes, considérant que la variable de chocs peut être représentée par un processus de Markov (pour représenter les temps de séjour entre chocs) et l'évolution entre chaque choc par un processus stochastique à incréments (Gamma, Wiener, Poisson ...) (Pham and Wang, 1996; Castanier, 2012; Zhao et al., 2010; Dieulle et al., 2003). Un des intérêts de ce type d'approches est de pouvoir étudier le comportement asymptotique des estimateurs des paramètres de ces processus. Dans le cadre de la thèse de (Son, 2012) par exemple (sous la direction de A. Barros et M. Fouladirad), des processus de Wiener à dérive non-linéaire ont été utilisés pour modéliser des dégradations potentiellement non-monotones et non stationnaires avec une application aux turboréacteurs.

En France, outre l'UTT, l'université de Lorraine (CRAN), l'université de Valenciennes (LAMIH), l'université de Grenoble-Alpes (GIPSA, GSCOP), l'université de Aix-Marseille, l'université de Toulouse (INPT, INSA), et l'université de Franche-Comté (FEMTO-ST), entre autres, ont contribué au domaine du PHM par de nombreuses soutenance de thèses ces dernières années⁸. D'autres centres importants du PHM existent à travers le monde tels que l'IVHM (Cranfield, Angleterre), l'école Poly-

7. Supposant que le système ne recouvre pas ses propriétés à moins d'être en moyen de l'indiquer à l'algorithme de suivi de santé.

8. <http://www.theses.fr/>

technique de Turin (Italie), les universités de Séville, Vallaloid et Grenade (Espagne), les universités de Stockholm et Lulea (Suède), les universités de Darmstadt, Hambourg, Dortmund, Paderborn et des instituts liés à l'aéronautique et au transport (Allemagne), les universités Australiennes (Perth, Sydney, Melbourne) ...

Pour terminer cet état de l'art, les approches développées ces dernières années au centre PCOE de la NASA sont majoritairement basées sur des modèles physiques avec des applications liées aux batteries pour alimenter par exemple de petits satellites (Cameron et al., 2015) ou des véhicules électriques autonomes (Goebel and Saha, 2015; Zhang et al., 2014), aux composants pour l'électronique de puissance (Celaya et al., 2014; Kulkarni et al., 2012), aux connections de cartes électroniques pour des applications vibratoires (Goebel and Saha, 2015) et aux rovers (Balaban et al., 2014; Daigle et al., 2015). L'accent a été mis sur le développement et la mise en œuvre d'observateurs tels que des adaptations de filtres de Kalman, comme dans le cadre des travaux de (Daigle, 2008; Daigle and Goebel, 2011), ou de filtres particuliers, avec les travaux de (Saha et al., 2007) (en parallèle de ceux de (Orchard, 2007) au cours de sa thèse dirigée par George J. Vachtsevanos à Georgia Tech. (*Intelligent Control Systems Laboratory*)).

2.2 Démarche et contribution

Au tout début de l'activité PHM à FEMTO-ST, nous ne disposions pas d'applications industrielles. De ce fait, nous avons développé des approches orientées données appliquées à des jeux de données utilisés dans la littérature PHM (publiés par le PCOE de la NASA). Petit à petit, nous nous sommes rapprochés d'équipes spécialisées dans d'autres disciplines, concevant et fabricant des systèmes plus ou moins complexes et pour lesquels une solution PHM s'avérait pertinente, avec des approches à la fois orientées données et orientées modèles physiques. Pour ma part, j'ai commencé à collaborer avec le département Mécanique Appliquée à partir de 2011-2012 pour le suivi de santé de structures composites (SHM) que je décrirai dans le chapitre suivant.

En parallèle de ces travaux transdisciplinaires, nous avons continué à développer des approches orientées données dans le but d'analyser comparativement nos approches à celles de la littérature, de comprendre celles qui fonctionnent le mieux et de trouver de nouvelles idées pour améliorer l'état de l'art (*benchmarking*). En 2012, nous avons par ailleurs développé un banc de test accéléré de roulements à billes qui a permis à l'équipe de publier des jeux de données dans le cadre d'un CTF à la conférence IEEE PHM 2012. L'article associé [ACI16] est reproduit en page 161.



PRONOSTIA : An Experimental Platform for Bearings Accelerated Life Test → [ACI16] reproduite page 143

Dans cet article, nous présentons un banc de test accéléré de roulements de billes ainsi qu'un jeu de données pour le défi PHM 2012. L'article a été cité 76 fois au moment de la rédaction du présent manuscrit.

Mes travaux en PHM ont avant tout porté sur le développement d'approches orientées données. La démarche que j'ai empruntée repose sur quatre étapes principales (que l'on peut retrouver dans le domaine de la reconnaissance des formes) : 1) préparation des données, 2) l'évaluation (construction/classification) de l'état de santé et 3) la prédiction de l'évolution de cet état dans l'avenir et l'estimation du temps restant avant défaillance. Pour chaque étape, je présenterai les objectifs, les

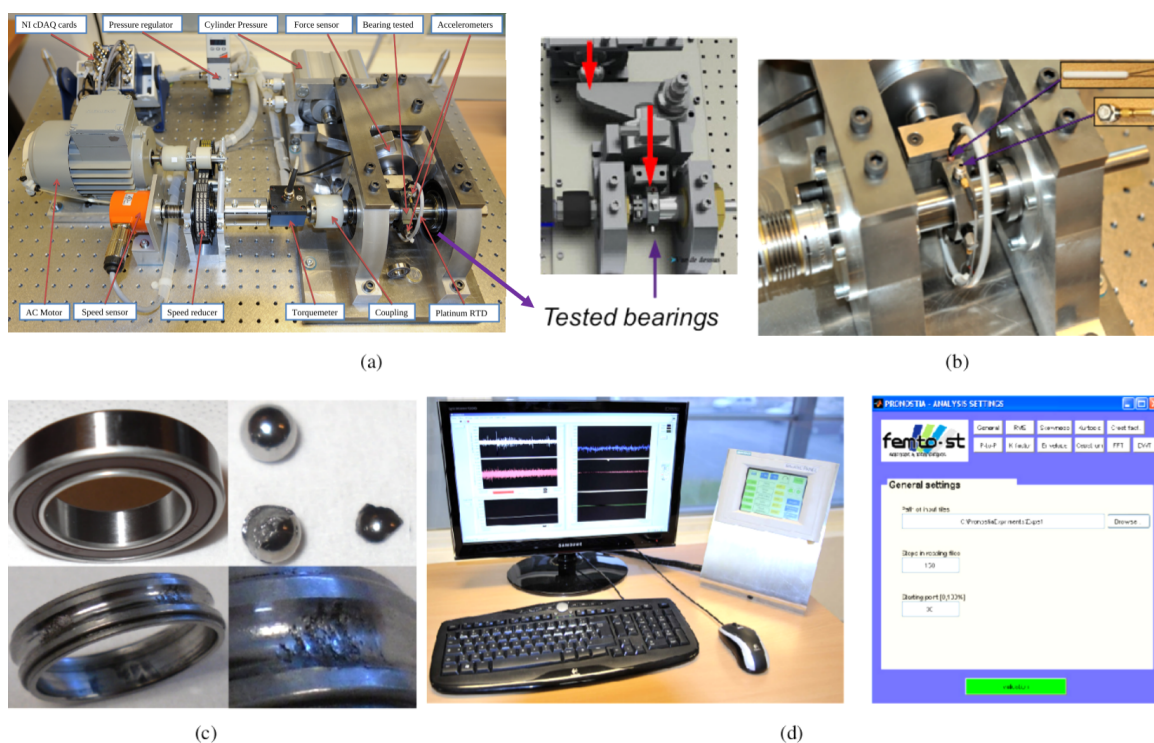


FIGURE 2.8 : La plateforme PRONOSTIA : (a) la plateforme dans son ensemble (b) vue rapprochée sur les capteurs et le roulement, (c) roulements détériorés (d) les logiciels d'acquisition et de traitement.

approches standards et la contribution. Avant cela, je consacre une section dédiée au banc de test accéléré de roulements à billes développé au sein de l'équipe en 2012 qui a permis de disposer de données intéressantes.

2.2.1 Collecte de données, benchmarks

La plateforme PRONOSTIA, représentée en Figure 2.8, a été développée au département AS2M par Patrick Nectoux et Olivier Bauer, ingénieurs d'études, avec divers financements (notamment de la région Franche-Comté) obtenus par les membres de l'équipe.

PRONOSTIA est dédiée à l'usure accélérée des roulements à billes. C'est un composant critique utilisé dans la plupart des systèmes rotatifs et permet notamment de maintenir un arbre en rotation en présence de charges combinées (radiales et axiales) et de transmettre ce mouvement à une autre pièce mécanique en minimisant les frottements. La plateforme a été conçue de sorte à pouvoir appliquer des profils de chargement différents et ainsi simuler des conditions de fonctionnement variables. Une particularité des données que nous avons générées avec PRONOSTIA par rapport aux autres données de la littérature est de ne pas avoir introduit de défauts artificiellement. Les données sont, de ce fait, relativement complexes car plusieurs sources de vibration (défauts) peuvent apparaître et se mélanger au cours de la fatigue. Ces défauts sont initiés par l'altération de l'état de surface des chemins de roulement ou des éléments roulants menant à l'écaillage d'une ou plusieurs billes voire du chemin (Fig 2.8(c)).

La durée de vie d'un roulement dans des conditions particulières est donnée par le nombre de tours qu'il peut effectuer avant que n'apparaissent les premiers défauts. Les roulements utilisés dans nos tests étaient relativement bon marché et soumis à des profils particuliers rendant l'estimation de la durée de vie difficile. Malgré cette complexité, le défi lancé en 2012 à la conférence IEEE PHM

a connu un franc succès, et les données continuent à être utilisées à travers le monde par des étudiants et des chercheurs en PHM. Dans la foulée de ce travail collaboratif, un article de vulgarisation scientifique en PHM a été publié dans les Techniques de l'Ingénieur, reproduit en page 169.



PHM - Prognostics and health management : De la surveillance au pronostic de défaillances de systèmes complexes → [VUL02] reproduite page 169

Dans cet article, nous montrons en quoi la thématique PHM vient compléter les activités traditionnelles de maintenance en présentant les processus sous-jacents, notamment celui du pronostic.

2.2.2 Préparation des données

Les capteurs embarqués sur un système en vue de son suivi de santé sont choisis pour donner des informations les plus complètes possibles concernant le niveau de dégradation. Mais les endommagements sont rarement directement observables ou bien seulement par des capteurs très onéreux. Par exemple, il est difficile de mesurer directement l'écaillage d'un roulement à billes mais il est possible de mesurer les vibrations que ce phénomène de dégradation engendre (Fig. 2.9).

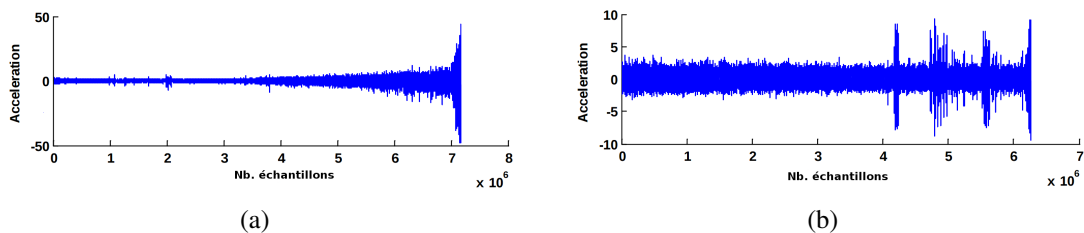


FIGURE 2.9 : Données d'accéléromètres obtenues sur deux roulements similaires (de l'état sain à la rupture).

Par ailleurs, ces informations sont généralement corrompues du fait que les capteurs ou les moyens de transmission (filaire ou wifi) peuvent être sensibles aux facteurs externes (perturbations électromagnétiques par exemple). C'est une des raisons pour lesquelles les données brutes issues des capteurs sont généralement exprimées dans un autre espace, appelé **espace des descripteurs**, qui facilite par ailleurs leur interprétation (les données brutes sont qualifiées de "données bas niveau") et réduire leur quantité (par exemple, les données présentées en Figure 2.9 ont été échantillonnées à 25.6 kHz sur plusieurs heures).

Le passage des données temporelles vers d'autres espaces est appelée **extraction de descripteurs**. Outre le fait de représenter une donnée brute sous une autre forme plus compacte et plus informative, les descripteurs permettent d'uniformiser la représentation de phénomènes à partir des données. C'est une étape importante et nécessaire pour utiliser des méthodes d'analyse de données.

Les descripteurs sont très dépendants de l'application, il en existe donc un grand nombre. En pratique, on extrait généralement plusieurs descripteurs et on cherche ensuite à sélectionner le sous-ensemble qui optimise la performance en classification (étape 2) et prédiction (étape 3). Pour des applications réelles nécessitant des performances élevées, l'approche **force brute** peut être appliquée. Elle consiste à parcourir un grand nombre de cas possibles puis à sélectionner celui ou ceux qui

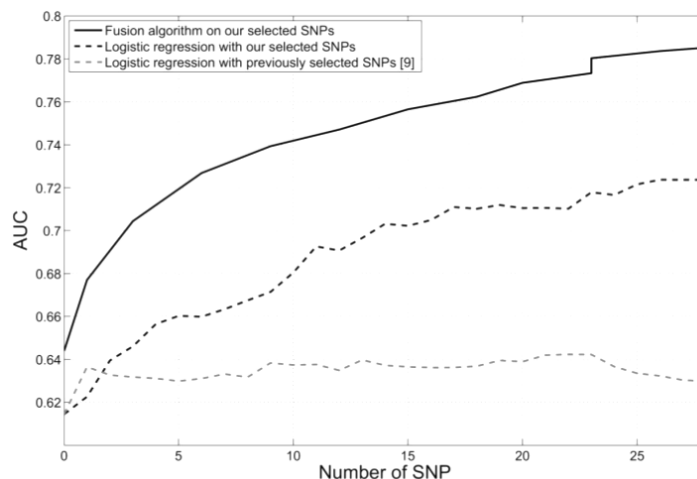


FIGURE 2.10 : Taux de classification du cancer de la prostate obtenu avec un classifieur de type régression logistique avec les SNP identifiés par notre approche (fusion de méthodes prédictives), et comparaison à l'état de l'art en utilisant des SNP de la littérature.

mènent aux meilleurs résultats de classification/prédiction, en prenant soin de ne pas sur-apprendre (Ng, 1997). On distingue généralement deux cas : supervisé et non-supervisé.

Dans le cas **supervisé**, des descripteurs sont considérés pertinents s'ils permettent de reconstruire une information connue a priori. C'était, par exemple, le cas pour la recherche des polymorphismes nucléotidiques simples (SNP) en lien avec le cancer de la prostate réalisée lors de mon postdoc au CEA [B01-02]. Les données (1000 patients, 28000 SNP) étaient accompagnées de la décision du médecin (cancer ou non). Les meilleurs sous-ensembles de SNP (3 parmi 28000 variables) ont été sélectionnés pour leur capacité à diagnostiquer le cancer à l'aide d'un algorithme génétique implémenté sur un cluster de calcul. La fonction objective reposait sur l'information mutuelle calculée à partir des meilleurs sous-ensembles de SNP dans chaque classe. Un soin particulier a été porté sur la capacité de généralisation de la méthode c'est pourquoi un ensemble d'approches ont été implémentées (telles que les machines à vecteur de pertinence, machines à vecteur de support et les perceptrons multicouches) et fusionnées par différentes techniques (Kuncheva, 2004). La comparaison à l'état de l'art en terme de classification est illustrée en Figure 2.10, le résultat important concernait avant tout l'identification de nouveaux SNP, importants pour les médecins.

De la même manière, dans le cadre de la thèse CIFRE de Carine Cridelich, la problématique concernait la sélection d'un ensemble d'équipements de sécurité passive dans les voitures minimisant les dommages des occupants lors de crashes frontaux. Les données étaient accompagnées de plusieurs grandeurs reflétant le dommage sur des mannequins ce qui a permis de développer une méthode supervisée, de type force brute sur plusieurs machines de calcul et maximisant les performances de classification à partir d'un arbre de décision. La difficulté concernait le fait que la base d'apprentissage était incomplète et constituée de données à la fois quantitatives et qualitatives. De plus, un peu plus de 40 paramètres avaient été retenus, chaque combinaison menant à une configuration de la sécurité passive pour un véhicule donné. Par ailleurs, plusieurs indicateurs étaient utilisés pour évaluer l'impact sur le mannequin (variables expliquées) rendant inadaptés les outils d'analyse de données classiquement utilisés dans ce type d'application où il est généralement considéré que l'on dispose d'un ensemble de descripteurs (variables explicatives) et une seule variable de sortie observée (variable expliquée).

Outre les performances, le résultat important de la thèse concerne l'identification des paramètres

clés jouant sur les dommages. La figure 2.11 représente un des arbres obtenus pour les dommages à la poitrine du passager avant et pendant les essais catapultes dans le cadre de l'EURO-NCAP (les acronymes sont explicités dans le tableau 2.2). Cet arbre montre, par exemple, que le temps du premier déclenchement de l'airbag, le volume de l'airbag et la position du passager jouent un rôle important sur les dommages.

Variables	Symbol	Type	Description
Clusters	LEVEL	Qualitative	Target variable
Type of airbag	PAB	Qualitative	1 :L-shape ; 2 :Square-shape ; 3 : 3D Add-On ; 4 :3D-shape ; 5 :Other
Divided panel	DP	Qualitative	0 :No ; 1 :Yes
Volume	VOL	Continuous	Volume of the airbag
Number of holes	Num-VH	Qualitative	0 :unknown or zero ; 1 :one ; 2 :two
Hole diameter 1	H-diam1	Continuous	Diameter of the vent hole
Active bag vent	ABV	Qualitative	0 :No ; 1 :Yes
Tether 1	Tether-1	Qualitative	0 :No ; 1 :Yes
Tether 2	Tether-2	Qualitative	0 :No ; 1 :Yes
Number of stages	Num TTF	Qualitative	0 :unknown or zero ; 1 :one ; 2 :two
TTF S1	TTF-S1	Continuous	Time of trigger of the airbag in ms
TTF S2	TTF-S2	Continuous	Time of trigger of the airbag in ms
Type of load limiter	LL	Qualitative	1 :constant ; 2 :degressive ; 3 :regressive ; 4 :switchable
Load limiter value 1	LL-V1	Continuous	Value of the load in kN
Retractor pretensioner	RP	Qualitative	0 :No ; 1 :Yes
Buckle pretensioner	BP	Qualitative	0 :No ; 1 :Yes
Anchor point pretensioner	AP	Qualitative	0 :No ; 1 :Yes
Webbing on spool	WB	Continuous	Value webbing on spool in mm
Height adjustment	H-Adj	Qualitative	0 :No ; 1 :Yes
Dynamic locking tongue	DLT	Qualitative	0 :No ; 1 :Yes
Kneebag	KnAB	Qualitative	0 :No ; 1 :Yes
Chin to IP	P1	Continuous	Distance between the chin and the IP
Sternum to IP	P2	Continuous	Distance between the sternum and the IP
Left knee shorter distance ahead	P3	Continuous	Distance between the left knee and the IP
Right knee shorter distance ahead	P4	Continuous	Distance between the right knee and the IP
OLC/OLC++	OLC/OLC++	Continuous	Characteristic of the hardness of the pulse
Time velocity at 0 m/s	Tv0	Continuous	Value of time when velocity = 0 m/s
Dummy temperature	T	Continuous	Temperature of the dummy

TABLE 2.2 : Description de données des essais catapultes (Thèse de C. Cridelich).

Dans le cas **non-supervisé**, la pertinence des descripteurs est évaluée à partir de critères en lien avec l'application. Nous avons développé deux approches dans le cadre du SHM que je développerai dans le chapitre suivant.

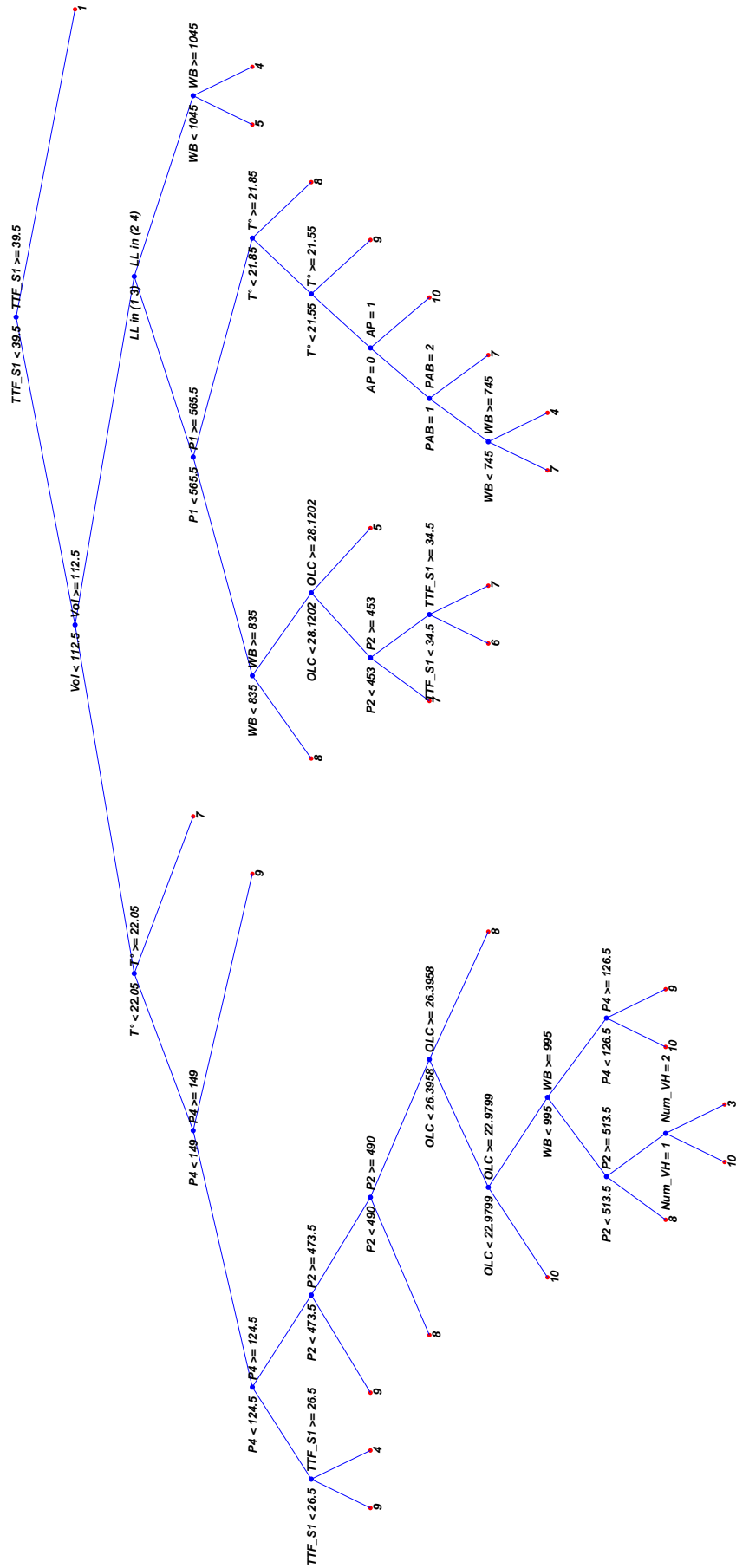


FIGURE 2.11 : Arbre de décision obtenu pour analyser l'importance et l'interaction des équipements de sécurité passive. Les acronymes sont explicités dans le tableau 2.2.

2.2.3 Evaluation (détection/classification) de l'état de santé

Un phénomène de dégradation peut être décrit selon deux niveaux. Le premier niveau est **qualitatif** et permet de représenter ce phénomène sous forme d'états discrets, représentant finalement une vue macroscopique de la dégradation, par exemple un état peut être considéré comme sain, dégradé ou inopérant. La gestion des transitions entre ces différents états dépend du formalisme utilisé pour représenter les incertitudes (par exemple, les probabilités avec une chaîne de Markov). Le second niveau est **quantitatif** et consiste à représenter le processus de dégradation dans chaque état par un processus continu. Ces deux processus (continus et discrets) peuvent coexister, être homogènes ou non et possiblement incorporer des variables d'environnement (commandes, perturbations. . .).

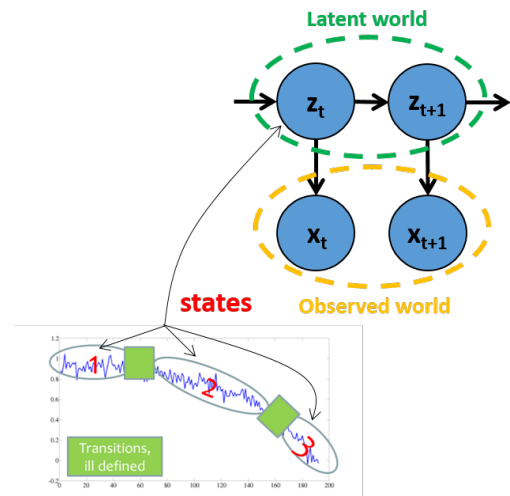


FIGURE 2.12 : Représentation des variables qualitatives latentes et des mesures par un modèle de Markov caché.

Nos travaux ont été majoritairement orientés vers une description **qualitative** de la dégradation à l'aide d'approches de partitionnement ou de classification de données temporelles. Nous nous sommes focalisés sur la gestion des incertitudes en vue par exemple de représenter les transitions entre les états de fonctionnement (Fig. 2.12).

2.2.3.1 Détection d'anomalie

Une approche massivement utilisée en PHM et SHM pour le suivi de l'état consiste à appliquer une méthode de classification supervisée mono-classe : cela revient à établir un modèle statistique de l'état courant supposé sain, à partir des données capteurs. L'enjeu est ensuite de détecter de manière précoce un écart des données mesurées par rapport au modèle. L'écart est un indicateur de l'état de santé. Dans le cadre d'applications où l'indicateur a un sens physique, les seuils peuvent être déterminés à partir de normes industrielles.

(Farrar and Worden, 2013) décrivent dans leur livre quelques-unes des méthodes de modélisation statistique et des tests d'hypothèses utilisés en SHM. Ces outils permettent de déterminer l'instant où la différence entre modèle et données est substantielle à l'aide d'un seuillage de l'indicateur de santé, et ainsi savoir si le système se trouve dans un régime de fonctionnement sain ou dégradé. Cette approche mono-classe est aussi appelée détection d'anomalie pour laquelle il existe de nombreuses approches car utilisée dans de nombreux domaines.

En PHM, plusieurs travaux se sont intéressés à la mesure de l'écart modèles/données et à la détermination d'un seuil optimal, par exemple (Keegan et al., 2000; Byington et al., 2003; Bechhoefer and Bernhard, 2007; Hines and Usynin, 2008; Dempsey et al., 2008; Haddad et al., 2011; Bechhoefer et al., 2011; Kocare and Boškoski, 2014; Sankararaman, 2015; Marhadi and Skrimpas, 2015; Toshkova et al., 2016). Les travaux de Bechhoefer, en particulier, portent sur le suivi de santé de roulements ou d'engrenages utilisés dans les éoliennes.

L'application d'un seuil revient finalement à classer l'état en deux niveaux qualitatifs : sain ou

dégradé. Le point important dans ce type d’approche est de pouvoir mettre à jour les paramètres des modèles et des seuils. En effet, un système peut se dégrader très progressivement (et être toujours considéré comme sain), et être soumis à des sollicitations (thermomécaniques) changeantes. Par ailleurs, il paraît raisonnable de penser que les caractéristiques d’un système endommagé, mais fonctionnel, perçues par les capteurs sont susceptibles de mener à des fausses alarmes lorsque les détecteurs sont basés sur des seuils.

2.2.3.2 Partitionnement et classification multi-états

Dans [ACI08], [ACI09], [INV01], [RICL13] nous avons considéré des situations où la dégradation pouvait être très graduelle et possiblement décrite par plusieurs indicateurs. La trajectoire suivie par ses indicateurs dans un espace multidimensionnel peut être **segmentée** à l’aide d’une fonction non-linéaire permettant de déterminer des zones de **transition**, à l’image des “chocs” discutés précédemment. Le passage d’un état à un autre permet de détecter ces transitions signifiant un changement potentiel dans le comportement du système. Les approches développées reposent sur des méthodes flexibles permettant de traiter ce problème comme un problème de partitionnement ou de classification avec **plus ou moins d’a priori** sur les segments et de **qualité variable**.

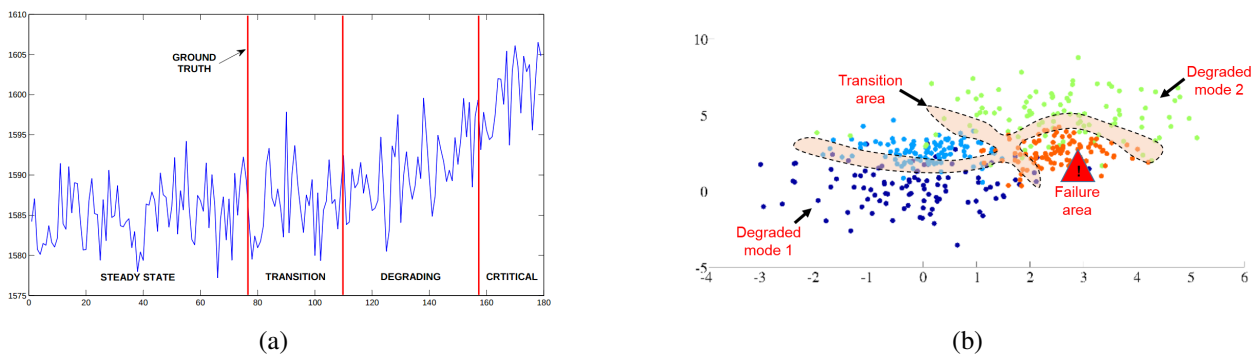


FIGURE 2.13 : Transitions entre modes de fonctionnement (a) sur un indicateur mono-dimensionnel, (b) en deux dimensions.

Dans un premier temps, les données d’apprentissage ont été manuellement segmentées, chaque segment correspondant à un niveau de dégradation (Fig. 2.13). Des méthodes de classification supervisées multi-classes ont alors été développées basées sur un nouveau modèle de Markov au sein duquel l’incertitude n’était plus gérée par des probabilités mais par des fonctions de croyance. En service, ces modèles sont alimentés par les données capteurs et fournissent en sortie une grandeur qualitative (état). Puis, dans le cadre de la thèse de Lisa Serir, nous avons proposé une adaptation de cette approche aux cas où les classes étaient inconnues.

Lorsque les classes sont inconnues, il paraît vraisemblable de supposer que peu de données sont disponibles. Ainsi, l'approche proposée est basée sur une méthode évolutive : partant de peu d'informations, sa structure et ses paramètres sont adaptées au fur et à mesure des acquisitions (Fig. 2.14). L'originalité de l'algorithme concerne l'utilisation du formalisme des fonctions de croyances pour la gestion des incertitudes dans le partitionnement.

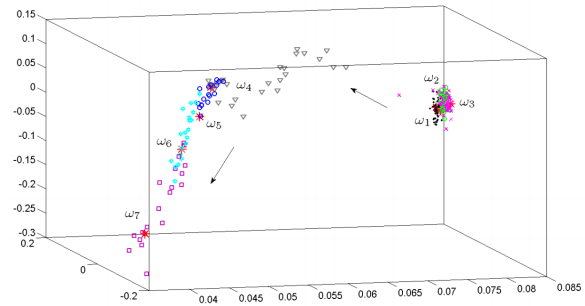


FIGURE 2.14 : Transitions entre modes de fonctionnements déterminés de manière non-supervisée sur un indicateur en deux dimensions.

Au démarrage de la thèse en 2009, une seule référence portant sur le pronostic basée sur ces fonctions avait été identifiée (et basée sur des outils existants) (Niu and Yang, 2009). La méthode proposée dans le cadre de la thèse de Lisa a été validée sur différents jeux de données et publiée dans un journal reconnu dans le domaine des incertitudes (Int. Journal of Approximate Reasoning) [RICL08].



Evidential evolving Gustafson-Kessel algorithm for online data streams partitioning using belief function theory → [RICL08] reproduite page 188

Dans cet article, nous présentons une méthode de partitionnement évolutive et non-supervisée basée sur les fonctions de croyance.

2.2.3.3 Prise en compte d'incertitudes dans la classification multi-états

A mi-chemin entre les approches supervisées et non supervisées, nous avons ensuite proposé des méthodes de classification en états (qualitatifs) des niveaux d'endommagement basées sur un concept relativement nouveau à l'époque : la classification partiellement supervisée. Ce concept a été proposé par (Vannoorenberghe and Smets, 2005) pour l'apprentissage de modèles de mélange en présence de données **étiquetées partiellement** : cela signifie que certaines données peuvent être identifiées comme appartenant à une classe donnée avec certitude (cas supervisé) alors que d'autres données sont inconnues (cas non supervisé). Les auteurs ont proposé de considérer un troisième cas où les étiquettes associées aux données pouvaient être représentées par des fonctions de croyance (Tab. 2.3). Grâce à ce formalisme, les "experts" fournissant les étiquettes peuvent accompagner leur jugement d'un doute (par exemple, entre deux états) et d'une incertitude (une valeur entre 0 et 1). Cette approche a ouvert la voie à de nombreux travaux, en particulier ceux de E. Côme et de T. Denoeux en collaboration avec l'IFSTTAR (Côme et al., 2009; Cherfi et al., 2012).

En 2009 [INV01], des résultats préliminaires avaient été proposés pour appliquer ce principe aux modèles de Markov cachés pour le PHM. L'idée était de pouvoir considérer que certains des états pouvaient être **partiellement** observés (Fig. 2.15). Ces travaux ont servi de base à un projet PEPS-CNRS. Dans le cadre de ce projet, nous avons cherché plus largement à utiliser les fonctions de croyance pour le PHM. Tout d'abord, nous avons formalisé mathématiquement le modèle de Markov à états partiellement cachés et descripteurs continus (réels) en prouvant toutes les relations en présence d'incertitudes sur les états. Publiée dans [RICL12], cette méthode permet donc de prendre

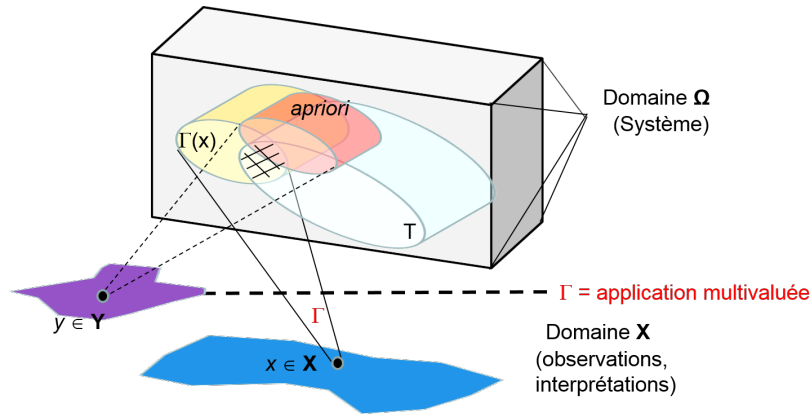


FIGURE 2.15 : Incertitudes dans les modèles à états partiellement cachés pour le PHM : représentation par une application multivaluée (cf. Chap. 1, Section 1.4).

$B \subseteq \Omega$	Précise	Imprécise	Bayésienne	Consonante	Quelconque	Vide
\emptyset	0	0	0	0	0.1	0
$\{\omega_1\}$	0	0	0.3	0.35	0.07	0
$\{\omega_2\}$	0	0	0.6	0	0.12	0
$\{\omega_1, \omega_2\}$	0	0	0	0.2	0.22	0
$\{\omega_3\}$	1	0	0.1	0	0.31	0
$\{\omega_1, \omega_3\}$	0	1	0	0	0.08	0
$\{\omega_2, \omega_3\}$	0	0	0	0	0.01	0
$\{\omega_1, \omega_2, \omega_3\}$	0	0	0	0.45	0.09	1

TABLE 2.3 : Exemple de fonctions de masse de croyance m^Ω exprimée sur un cadre de discernement $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3\}$. Le cas crédibiliste (fonction de masses de croyance quelconque) permet de couvrir tous les cas (6^e colonne), i.e. de la connaissance précise et certaine (colonne 2) à l'ignorance totale (colonne 7). Tiré de (Ramasso, 2007).

en compte des étiquettes incertaines dans l'apprentissage et la reconnaissance de séquences d'états à partir de données temporelles. Son utilisation peut être envisagée dans de nombreux domaines liés au traitement du signal ou des images, mais aussi en pronostic (Fig. 2.16). Le PEPS a par ailleurs permis de développer une seconde approche partiellement supervisée dédiée au pronostic [RICL10] que je décrirai dans la prochaine section.



***Making use of partial knowledge about hidden states in Hidden Markov Models : An approach based on belief functions* → [RICL12] reproduite page 210**

Dans cet article, nous présentons le modèle de Markov à états partiellement cachés pour les descripteurs continus et nous l'appliquons aux jeux de données des turboréacteurs.

Ces travaux nous ont permis de nous questionner autour de la problématique de la classification de données supervisées, non supervisées et partiellement supervisées pour le PHM. Dans le cadre du stage de Master de P. Juesas (3^e année ENSMM) et du stage immersion de S. Drujont (2^e année ENSMM), nous avons considéré l'apprentissage partiellement supervisé dans d'autres modèles statistiques. D'abord dans les modèles de Markov partiellement cachés avec des descripteurs quali-

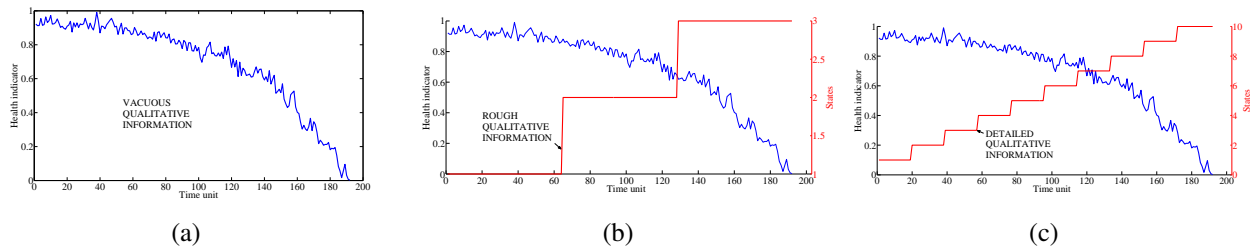


FIGURE 2.16 : Différentes granularités d'a priori pour les modèles de Markov à états partiellement cachés. Tirées de [ACI31] reproduit en page 237.

tatifs (descripteurs à valeurs entières) [RICL20], puis dans les modèles autorégressifs à descripteurs continus [ACI31].

Les premiers se distinguent de la version continue [RICL12] par une convergence beaucoup plus rapide du fait d'un nombre de paramètres plus faible. Nous montrons aussi que le modèle, dont la version non-supervisée a été très peu utilisée en PHM, donne des performances très satisfaisantes (voir Section 4 de [RICL20]), ce qui démontre encore une fois que ces jeux nécessitent de développer des modèles parcimonieux. Les seconds (autorégressifs) permettent une modélisation très fine de l'évolution des descripteurs. Nous montrons par exemple que le modèle donne des résultats très similaires à d'autres approches de l'état de l'art (Tableau 1 de [ACI31] reproduit en page 237). Ces modèles ont l'intérêt de pouvoir considérer un modèle polynomial de l'évolution d'un indicateur de santé qui diffère pour chaque état. Je reviendrai sur quelques résultats de ce modèle dans la section suivante (dédiée au pronostic).



Ascertainment-adjusted parameter estimation approach to improve robustness against misspecification of health monitoring methods → [RICL20] reproduite page 222

Dans cet article, nous présentons le modèle de Markov à états partiellement cachés pour les descripteurs à valeurs entières, nous proposons deux méthodes pour prendre en compte les a priori sur les états, et nous l'appliquons aux jeux de données des turboréacteurs.



On partially supervised learning and inference in dynamic Bayesian networks for prognostics with uncertain factual evidence : Illustration with Markov switching models → [ACI31] reproduite page 237

Dans cet article, nous présentons le modèle de Markov autorégressif à états partiellement cachés et nous l'appliquons au pronostic sur les jeux de données des turboréacteurs.

2.2.3.4 Classification en présence de données déséquilibrées

Ces travaux sur la classification partiellement supervisée nous ont permis d'identifier un problème important et relativement peu mentionné dans la littérature du PHM, à savoir la représentativité des données (pour l'évaluation de l'état de santé mais aussi pour le pronostic). En effet, la construction de modèles d'évaluation de l'état basés sur des outils de classification nécessite des données dans différents états en quantité similaire. En pratique, et surtout en PHM, certains états sont largement plus représentés que d'autres. Certains événements sont même rares ou difficilement reproductibles.

Cette asymétrie dans la représentativité est préjudiciable pour l'apprentissage et nécessite d'être prise en compte. Nous pensons que la classification partiellement supervisée permet de compenser en partie cette asymétrie grâce aux a priori jouant le rôle de modérateurs dans l'apprentissage. Les méthodes évolutives représentent une autre solution car les états peuvent être construits de manière incrémentale en fonction de critères incluant des mesures de densités estimées dans l'espace des descripteurs et fonction du temps. Cette problématique a été le sujet d'un panel à la conférence IEEE PHM 2012 et quelques réflexions ont été proposées dans [RICL11].



Strategies to Face Imbalanced and Unlabelled Data in PHM Applications → [RICL11] **reproduite page 246**

Dans cet article, nous pointons la représentativité des données dans les différents états comme un point important à prendre en compte pour développer une solution PHM basé sur des modèles statistiques.

2.2.4 Prédiction de l'évolution de l'état et estimation du temps restant avant défaillance

Dans le cas d'une anomalie pouvant inéluctablement évoluer et mener à une défaillance, un processus de prédiction est chargé d'anticiper l'évolution de la dégradation. Dans la littérature, on peut distinguer deux cas principaux :

1. On cherche à prédire l'évolution d'une ou plusieurs variables (problème 1a) puis à déterminer un seuil à partir duquel il est considéré qu'une défaillance apparaît (problème 1b). Lorsque la prédiction franchit ce seuil, des actions de maintenance doivent être nécessaires (exemple : [RICL13]).
2. Ou on cherche à prédire directement le temps avant défaillance à partir de l'historique de mesures. (exemple : [RICL11]).

2.2.4.1 Prédire l'évolution de variables puis du temps restant

Le cas 1 est, par exemple, rencontré lorsque la solution PHM est basée sur les premiers principes. Dans ce cas, en effet, les variables prédites ont généralement un sens physique, ce qui facilite le choix des seuils permettant de considérer qu'un système est défaillant ou non. Une difficulté apparaît lorsque la dégradation est représentée par une ou plusieurs variables déconnectées de la physique, c'est la situation rencontrée dans de nombreuses approches orientées données. On peut alors distinguer deux situations, selon que la dégradation est représentée par une seule variable ou un ensemble de variables.

Représentation par une variable monodimensionnelle Dans une grande majorité des travaux sur la prédiction de l'évolution de la dégradation d'un système, il est considéré que la dégradation est représentée par une variable monodimensionnelle fonction du temps. Il s'agit alors de construire un modèle permettant de lier l'historique d'une variable à la valeur de cette même variable aux instants suivants ($t + 1$ ou $t + h$, h étant l'horizon de prédiction). Dans le cadre de la thèse de Lisa Serir (2009-2012) [RICL09], [ACI13], [ACI15] et [ACI17], nous avons développé une méthode appartenant à cette catégorie. La méthode repose sur un modèle de **Takagi-Sugeno évolutif crédibiliste** et permet

de représenter l'évolution d'une variable temporelle monodimensionnelle à l'aide de plusieurs sous-modèles plus simples. Le principe est illustré en Fig. 2.17 (tirée du manuscrit de thèse).

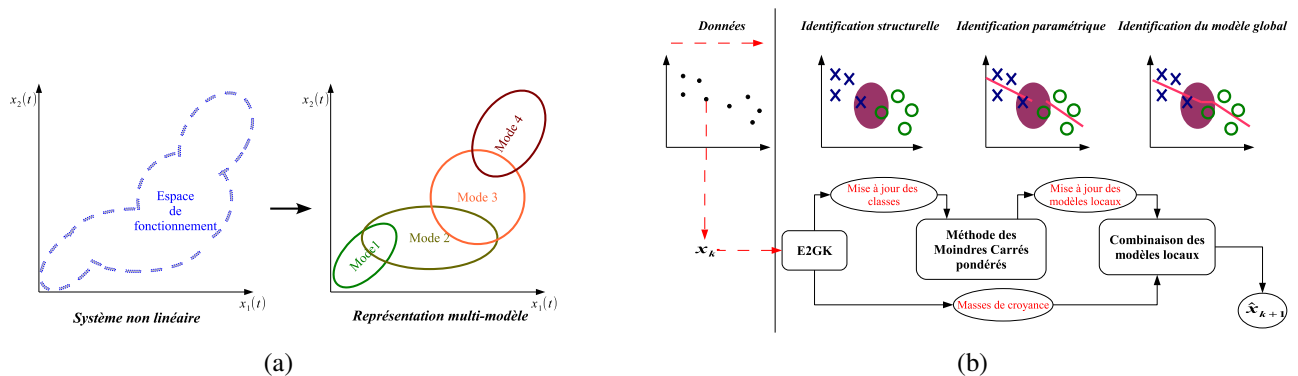



FIGURE 2.17 : Principe d'une représentation par une approche multi-modèle et principe de la méthode proposée (tirées de la thèse de Lisa Serir).

 **E2GKpro : An evidential evolving multi-modeling approach for system behavior prediction with applications** → [RICL09] reproduite page 252

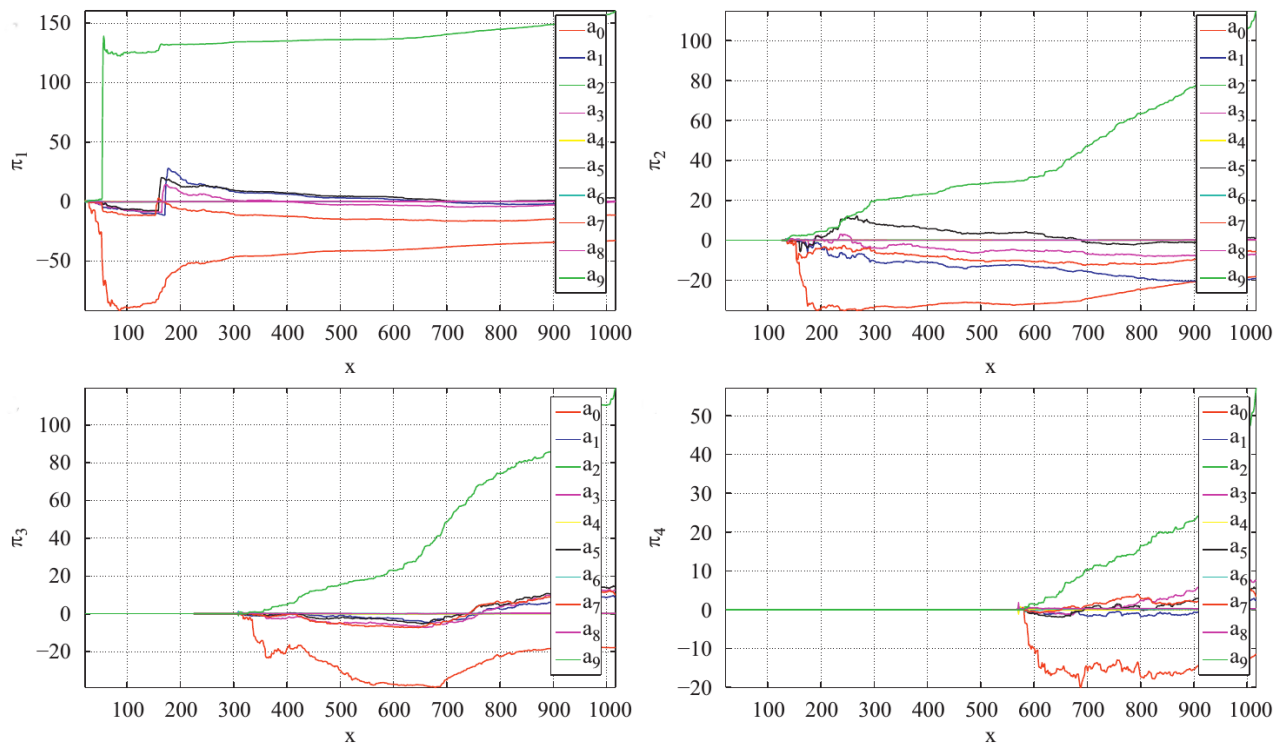
Dans cet article, nous présentons une méthode de prédiction basée un modèle de Takagi-Sugeno évolutif au sein duquel les incertitudes (et notamment les poids des modèles locaux) sont basées sur les fonctions de croyance.

Angelov et ses co-auteurs (Angelov, 2004; Angelov and Filev, 2004) avaient développé des modèles de ce type basés sur la théorie des sous-ensembles flous et appliquées à des données industrielles. Une extension aux fonctions de croyance avait été proposée dans (Ramdani et al., 2005) pour créer un multimodèle crédibiliste fonctionnant hors ligne (non évolutif) et créé dans un objectif de régression.

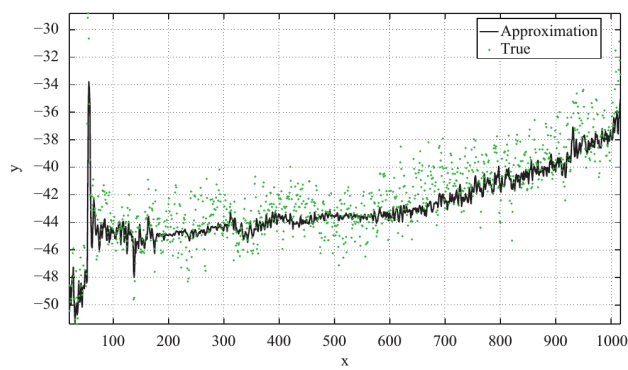
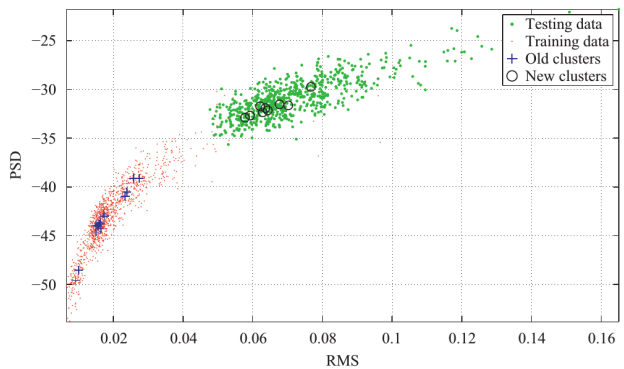
Model	Parameters	# rules	NDEI
E2GKpro+KF	$P_{\text{tot}} = 40, \theta = 0.1, \delta = 10$	35	0.3263
eTS [14]	θ	113	0.0954
DENFIS [23]	θ, D_{thr}	58	0.276
DENFIS [23]	-	883	0.033
ESOM [25]	$\epsilon, \alpha, \sigma, \gamma, T_p$	114	0.32
ESOM [25]	-	1000	0.044
EFuNN [26]	$\theta, S_{\text{thr}}, E_{\text{thr}}, I_{r1}, I_{r2}, WLSE$	193	0.401
EFuNN [26]	-	1125	0.094
RAN [27]	$\tau, \epsilon, \theta, \kappa, \delta_{\text{max}}, \delta_{\text{min}}$	113	0.373
NEURAL gas [27]	-	1000	0.062

FIGURE 2.18 : Comparaison de l'approche proposée à celles de l'état de l'art (tirée de [RICL09]). Les références sont celles de de l'article (page 252).

L'apport des fonctions de croyance a été quantifié, dans le cadre de la thèse, à l'aide de *benchmarks* et nous avons montré que le nombre de sous modèles obtenus pour décrire l'évolution d'une variable était inférieur aux méthodes de la littérature pour des performances similaires ou meilleures (tableau 3 de l'article, reproduit en Fig. 2.18). Cette méthode de prédiction repose sur la méthode de partitionnement présentée précédemment [RICL08] qui permet de segmenter l'évolution de la variable continue (la méthode de partitionnement fonctionne aussi dans le cas multidimensionnel) de manière automatique sans a priori facilitant ainsi le travail de la prédiction.



(a) Evolution des paramètres des modèles locaux, créés au fur et à mesure des acquisitions.

(b) Prédiction de la variable d'intérêt à $t + 100$.

(c) Application du modèle sur un autre jeu de données avec les nouveaux états trouvés.

FIGURE 2.19 : Evolution d'un modèle de Takagi-Sugeno adaptatif sur les données PRONOSTIA. Tirées de [RICL09] reproduit en page 252.

Dans [RICL09], nous présentons plusieurs applications dont une sur les données PRONOSTIA. La figure 2.19 montre l'évolution de la structure du modèle sur deux jeux de données. Avec le premier jeu, partant d'un modèle "vide", quatre états sont trouvés au fur et à mesure des acquisitions. Pour chaque état, un modèle d'évolution (représenté par le symbole π_i , Fig. 2.19(a)), liant 8 données d'entrée et une sortie, est mis à jour (chaque entrée est obtenue à partir de deux descripteurs dont les valeurs sont échantillonnées à différents pas de temps, cf. Section 4.3.2 de l'article). A la création de chaque nouveau modèle, les paramètres évoluent fortement dans un premier temps puis convergent progressivement. L'indicateur de santé est représenté en Fig. 2.19(c) : la vérité terrain apparaît avec les points verts, et la prédiction à $t + 100$ avec la courbe noire.

Représentation par plusieurs variables Si la dégradation est représentée par un ensemble de variables (un ensemble d'indicateurs), la prédiction est plus complexe, en partie à cause de la dépendance au temps. Il n'existe pas à ma connaissance de méthodologies de comparaison d'approches de PHM/SHM considérant à la fois plusieurs variables d'entrées (capteurs, descripteurs, profils de mission. . .) et plusieurs sorties (temps restant avant défaillance, évolution de certaines grandeurs d'intérêt, conditionnement de fonctionnement futures. . .).

Mathématiquement, le problème n'est pas simple. (Borchani et al., 2015) propose un état de l'art des méthodes et montre qu'une majorité de méthodes considèrent les sorties individuellement et appliquent des approches standards sur chacune d'elle. D'autres méthodes fusionnent les sorties en une seule (pour appliquer ensuite des méthodes standards) en cherchant à évaluer au mieux la corrélation entre les sorties. C'est une approche que nous avons par exemple utilisée dans le cadre de la thèse de Carine Cridelich. Pour cela, nous avons utilisé différentes méthodes de partitionnement transformant les sorties en une grandeur monodimensionnelle (la partition). Pour chaque méthode, nous avons évalué la qualité de la partition à l'aide d'une combinaison d'indices proposés dans la littérature (Machado et al., 2007; Kryszczuk and Hurley, 2010; Vendramin et al., 2010).

Une approche permettant de prédire l'évolution de plusieurs variables fréquemment utilisée en pronostic repose sur la recherche de similarité. Dans ce type d'approche, nous ne cherchons pas à représenter les données capteurs par un modèle statistique, mais plutôt à développer une mesure de similarité qui va permettre de comparer des données mesurées sur des capteurs pendant un essai (sur un intervalle de temps) aux données d'une base d'apprentissage constituée d'un ensemble de "cas" rencontrés en service. Ainsi, les données de la base les plus "proches" des données de test permettent de déduire par analogie comment vont évoluer les mesures dans le futur. Comme discuté précédemment (thèse de Wang), la mesure de similarité est l'élément clé dans ce type d'approche. Ainsi, dans le cadre du projet PEPS-CNRS EVIPRO, nous avons considéré une mesure de similarité basée sur les fonctions de croyance, initialement publiée par (Denoeux, 1995) qui permet de gérer les incertitudes dans la recherche des cas les plus proches. L'originalité de notre méthode repose sur l'idée d'utiliser conjointement deux types d'informations (comme mentionnées précédemment pour l'évaluation de l'état) : des informations quantitatives représentées par les données capteurs, prenant la forme de données continues entachées d'incertitude aléatoires, et des informations qualitatives, fournies par des algorithmes ou obtenues par expertise entachées d'incertitudes épistémiques, et prenant la forme de valeurs discrètes. Nous avons formalisé la fusion de ces deux informations dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance et appliqué la méthode aux jeux de données CMAPSS. Cette méthode de prédiction par similarité a été publiée dans [RICL10] (reproduite en page 268).



Joint Prediction of Continuous and Discrete States in Time-Series Based on Belief Functions

→ [RICL10] reproduite page 268

Dans cet article, nous présentons une méthode de pronostic basée sur la recherche de similarité en présence d'incertitudes gérées par les fonctions de croyance.

Outre la mesure de similarité, la manière de représenter les données dans la base d'apprentissage m'a paru être un élément important, peu considéré dans le cadre du PHM. Ainsi, dans [RICL14] nous proposons une méthode qui n'a pas été publiée à ma connaissance dans le passé pour le pronostic. La méthode repose sur des principes relativement basiques de géométrie, et a permis d'atteindre des performances à l'état de l'art en comparaison de 15 méthodes publiées entre 2008 et 2016 (méthodes décrites dans la section état de l'art). L'algorithme, appelé RULCLIPPER (*Remaining Useful Life estimation based on imprecise health Indicator modeled by Planar Polygons and similarity-based Reasoning*) représente les indicateurs de santé sous la forme de polygones (et non plus sous forme de signaux) où chaque sommet représente des points de mesure. Des exemples sont donnés en Figure 2.20.

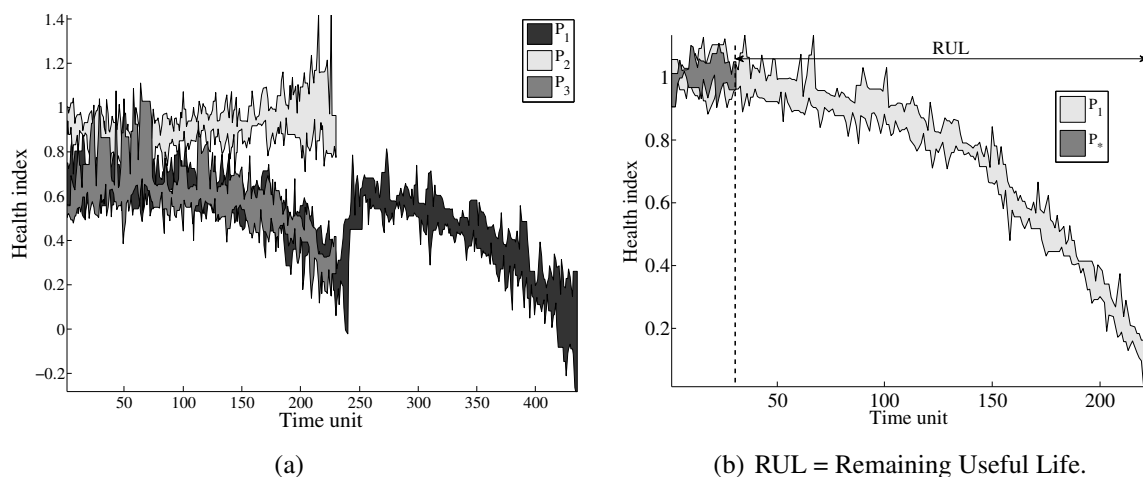


FIGURE 2.20 : Représentation d'un indicateur sous la forme d'un polygone. Tirées de [RICL14] reproduit en page 143.



Investigating computational geometry for failure prognostics → [RICL14] reproduite page 143

Dans cet article, nous présentons une nouvelle méthode de pronostic que je décrirai par la suite et appliquée à tous les jeux de données des turboréacteurs.

Pour estimer le RUL, l'algorithme repose sur la recherche de cas similaires dans une base d'apprentissage en calculant les intersections entre polygones. La mesure de similarité est ensuite estimée par la moyenne géométrique entre le taux de rappel (est-ce que toute l'instance d'apprentissage est retrouvée par l'algorithme) et la précision (est-ce que l'instance d'apprentissage suit les contours de l'instance de test).

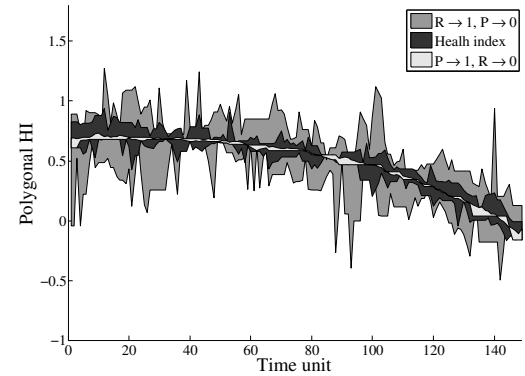


FIGURE 2.21 : Illustration du rappel et de la précision pour calculer la similarité.

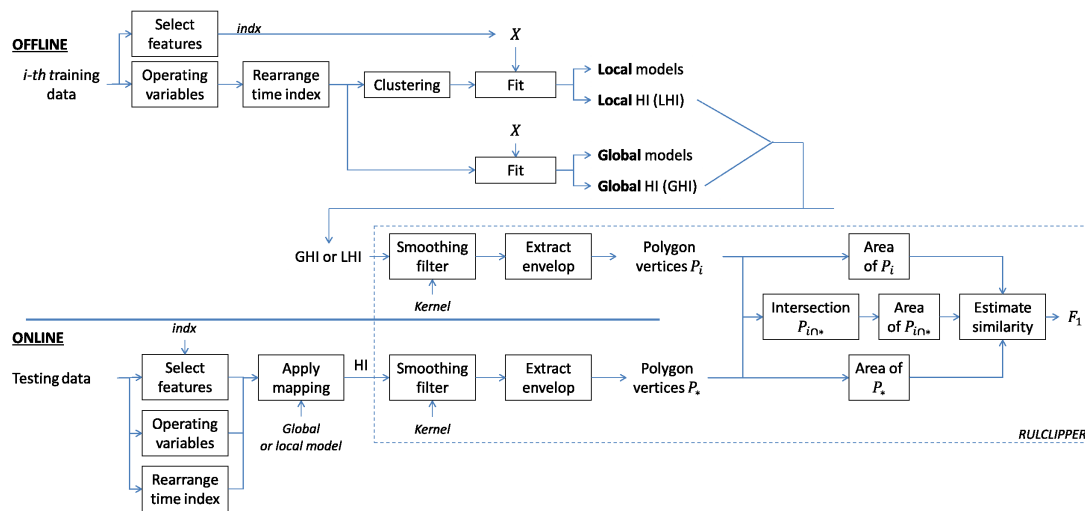


FIGURE 2.22 : L'algorithme RULCLIPPER. Tirées de [RICL14] reproduit en page 143.

Les résultats obtenus sont d'autant plus intéressants que la méthode repose sur très peu de paramètres (Fig 2.22) et est très rapide (les algorithmes de calcul en géométrie sont optimisés pour le traitement de jeux vidéos). Les paramètres ont, par ailleurs, été optimisés comme dans le cadre de la compétition organisée en 2008 : la vérité terrain n'était pas accessible pour les deux jeux de données utilisés pour l'évaluation.

Ces travaux autour de RULCLIPPER ont permis la publication de deux articles [RICL14] (18 pages) et [RICL15] (16 pages), le dernier ayant été co-écrit avec A. Saxena (NASA-PCOE). Ces deux articles ont été publiés dans Int. Journal of Prognostics and Health Management, revue récemment créée, indexée dans Scopus (pas dans WoS).

2.2.4.2 Prédire directement le temps restant

Les méthodes entrant dans le cas 1 et décrites précédemment permettent de résoudre, au moins partiellement, un premier problème : prédire l'évolution d'une ou plusieurs variables. La prédiction est une première facette du problème, la seconde concerne l'estimation du temps restant avant défaillance (RUL : Remaining Useful life). Si les variables prédites ne sont pas en lien avec la physique,

la détermination des seuils permettant de savoir si le système entre dans un mode dégradé ou de défaillance (et au final déduire le RUL comme considéré dans le cas 2) est un problème.

Les méthodes de prédiction basées sur une mesure de similarité, comme présentées précédemment, résolvent ce problème assez simplement : sous l'hypothèse que les données capteurs, constituant la base d'apprentissage représentent des données "run-to-failure" (d'un état considéré comme sain à la ruine), cela signifie qu'à tout instant le RUL peut être déduit en combinant les RULs des cas de la base les plus proches des données courantes. Dans ce cas, la difficulté est de déterminer quelle méthode utiliser pour fusionner les RULs (lorsque la mesure de similarité retourne plusieurs cas proches). En fonction des applications, une simple moyenne ou une médiane peut suffire, mais dans le cas de données complexes, ce travail peut être conséquent et limiter la robustesse de la solution PHM. Nous avons, par exemple, montré que la méthode de fusion a une grande influence dans le cadre des données des turboréacteurs [RICL14].

Une autre approche pour estimer le RUL repose sur le concept de classification de prédictions. Ce concept revient à construire des modèles capables de discriminer des modes de dégradation à partir de prédictions, et non plus à partir d'historiques de mesures. J'ai débuté mes premiers travaux sur ce concept dès mon arrivée en 2009 [INV02], s'en sont suivis d'autres travaux proposant d'étudier différentes méthodes de classification et de prédiction discutées dans les sections précédentes.

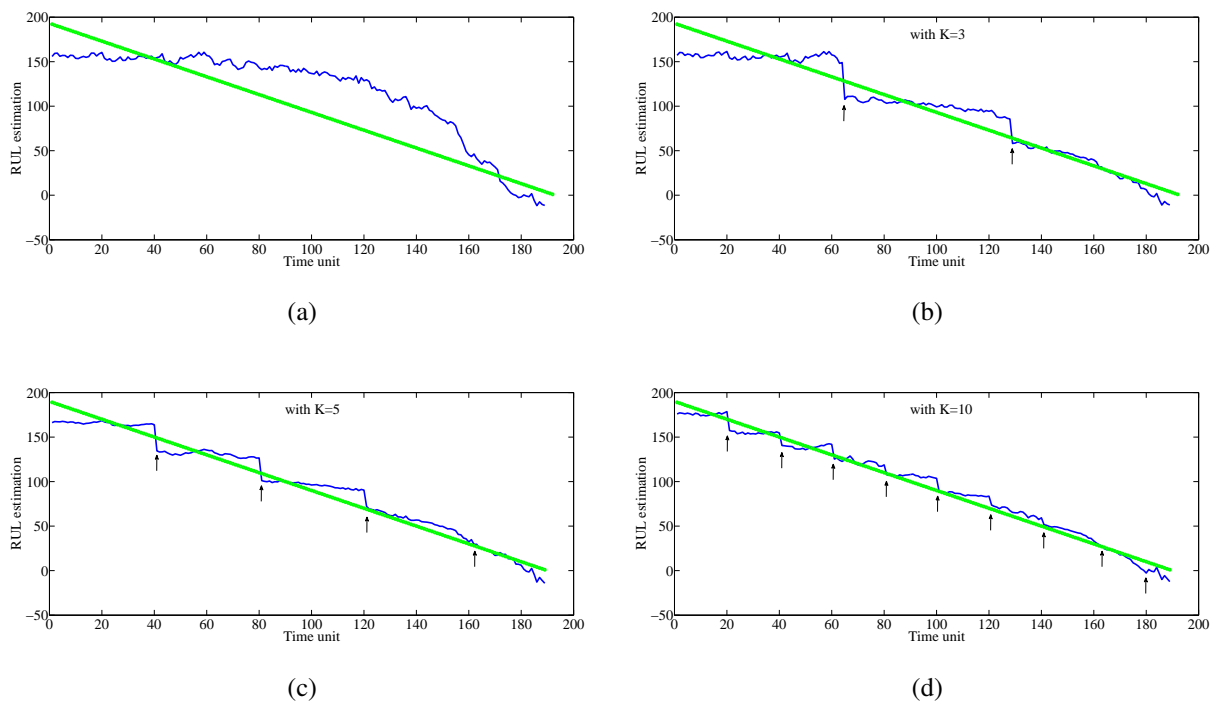


FIGURE 2.23 : Estimation du RUL avec différentes configurations de la structure latente.

Une autre approche pour estimer le RUL consiste à construire un modèle de manière similaire au cas 1, en ne considérant plus comme cible (à $t + 1$ ou $t + h$) la valeur des données capteurs ou l'indicateur suivi d'un seuillage, mais plutôt directement le RUL. Quelques approches sont décrites en section 4.2 de l'article [RICL14] en page 143. C'est une approche que nous avons aussi suivie dans [ACI31] (page 237) où un modèle autorégressif à variables cachées a été utilisé pour représenter l'évolution des indicateurs de santé et estimer le RUL.

Les figures 2.23 montrent l'impact de la quantité d'a priori concernant les états du modèle sur

la qualité de la prédiction, et en particulier sur la capacité du modèle à prédire de plus en plus tôt. La contrepartie d'augmenter le nombre d'états est aussi d'augmenter le nombre de paramètres ce qui peut être préjudiciable pour la robustesse. Des travaux sont en cours pour analyser les performances de ce modèle sur l'ensemble des jeux des turboréacteurs, mais les premiers tests montrent que ses performances semblent à la hauteur des quelques approches de l'état de l'art.

2.3 Conclusion et perspectives

Ce chapitre a permis de positionner le travail réalisé en PHM, avec des développements portant sur la détection de l'état d'un système et sur la prédiction à partir de séries temporelles issues de capteurs. Les spécificités de ces travaux portent notamment sur la représentation des incertitudes. Une attention particulière a été portée sur la validation intensive des modèles proposés sur des données de la littérature ou sur des données simulées.

Des éléments de perspectives ont été suggérées dans le chapitre 1 (Section 1.2.2) avec l'avènement de l'internet industriel. Les paragraphes suivants proposent quelques sujets en lien avec les travaux initiés ces dernières années. Le fil rouge de ces perspectives est l'approfondissement des méthodes d'apprentissage partiellement supervisées dans le cadre des modèles à variables latentes et notamment les réseaux Bayésiens dynamiques. Je pense en effet que ces méthodes permettent de justifier l'impact des a priori ce qui me semble être un élément important pour comprendre le comportement des modèles et leur donner une forme de transparence. Un autre point important concerne l'utilisation de multiples critères de performance pour entraîner les modèles, c'est un point que je n'ai pas suffisamment investi ces dernières années mais qui me semble aujourd'hui important pour assurer leur robustesse et leur fiabilité.

2.3.1 Sur la prise en compte des incertitudes dans l'apprentissage des règles de classification de prédictions

La classification de prédictions permet de déterminer si le système passe d'un état à un autre et ainsi détecter des changements. Nous avons commencé à considérer les incertitudes autour des variables qualitatives (états) permettant de construire ces modèles, mais nous n'avons pas encore considéré l'incertitude accompagnant les prédictions. Construire une règle de décision prenant en compte les incertitudes sur ces deux niveaux d'information semble ardue, d'autant plus si on est en présence de multiples indicateurs de santé comme cela est souhaitable pour construire des solutions PHM robustes et fiables.

2.3.2 Sur la propagation des incertitudes et l'extension aux polytopes dans RULCLIPPER

RULCLIPPER repose sur l'utilisation d'un indicateur de santé monodimensionnel permettant une représentation sous la forme d'un polygône, possiblement non-convexe, en deux dimensions. Dans le cadre d'applications plus complexes, plusieurs indicateurs de santé pourraient être nécessaires. La représentation sous forme de polygônes n'est alors plus possible, il est nécessaire de considérer des polytopes. Les calculs d'intersections de telles figures est beaucoup moins évidente qu'en deux dimensions. Les performances de RULCLIPPER pourraient sans doute être améliorées grâce à cette

extension. Par ailleurs, la définition actuelle de RULCLIPPER [RICL14] ne considère pas l'incertitude *cumulée* sur les prédictions. En effet, nous avons utilisé l'intégralité d'une instance de test pour la recherche de cas similaires. Il aurait été certainement plus pertinent de considérer que les polygones se construisent petit à petit en ajoutant les sommets au fur et à mesure des acquisitions. Dans ce cas, il pourrait être intéressant de s'intéresser à la propagation des incertitudes estimées à partir des mesures de similarité à chaque pas de temps. Le choix des descripteurs pour construire l'indicateur de santé pourrait ainsi être grandement amélioré en considérant de multiples mesures de performance telles que présentées en Section 2.1.2.1.

2.3.3 Sur la propagation des incertitudes dans les modèles de Takagi-Sugeno évolutifs crédibilistes

Les modèles de Takagi-Sugeno évolutifs crédibilistes proposés dans le cadre de la thèse de Lisa Serir propagent l'incertitude sur les valeurs des paramètres dans les modèles locaux (par l'intermédiaire d'un filtre de Kalman). Ces modèles représentent par ailleurs les incertitudes sur l'appartenance des données mesurées aux différents états (chacun associé à un modèle local). Cependant, la propagation des incertitudes autour des valeurs prédites n'est pas encore gérée. Il serait intéressant de formaliser ce problème en restant dans le cadre des fonctions de croyance. Un travail dans ce sens a été publié récemment par (Kanjatarakul et al., 2014, 2016) et reposent sur des briques élémentaires proposées par (Almond, 1995; Dempster, 2008) dans le cadre de l'inférence statistique dans les systèmes dynamiques.

2.3.4 Sur la création d'une méthodologie crédibiliste pour le PHM

Le PHM vise à diminuer les coûts de maintenance mais finalement très peu d'articles décrivent dans le détail comment optimiser la décision en fonction des réponses fournies par une solution PHM en présence d'incertitudes et comment de mauvais résultats de pronostic (ou des paramètres mal estimés) peuvent influencer sur ces coûts⁹. Ce qui me paraît intéressant d'un point de vue scientifique, c'est de démontrer qu'une alternative aux méthodes Bayésiennes (largement utilisées) pour le PHM est possible, sans doute plus flexible, et pouvant mener à des résultats plus pertinents dans certaines situations. Les travaux menés jusqu'à présent et les perspectives présentées précédemment pourraient être étendues pour l'aide à la décision post-pronostic en présence d'incertitudes en s'appuyant, par exemple, dans un premier temps, sur des fonctions d'utilité (Denoeux, 1997). Une autre solution serait d'étendre soit les méthodes de classification et de prédiction, soit le modèle récemment proposé dans [RICL21] (reproduit en page 374) au cas où les états seraient accompagnés d'une **action**. L'idée serait donc de développer l'équivalent d'un modèle POMDP (*Partially Observable Markov Decision Process*) crédibiliste pour le PHM. Ce type de technique s'est avérée pertinente pour la planification de trajectoires en robotique (apprentissage par renforcement) et pourrait donc être adapté pour le PHM en liant les données capteurs, les états de dégradation et les actions de maintenance dans un seul modèle gérant les incertitudes par les fonctions de croyance. Comme dans le POMDP probabiliste, leur équivalent crédibiliste nécessitera certainement des approximations de type Monte-Carlo pour évaluer la fonction de Bellman.

9. Il est certainement probable que de telles analyses ont été réalisées dans le cadre de projets industriels non publiés.

2.3.5 Sur les applications biomédicales

Les perspectives proposées ci-dessous s'inscrivent dans le cadre du PIA2 I-SITE BFC. Ce projet ¹⁰ a été fortement soutenu par le monde socio-économique et l'ensemble des collectivités territoriales de Bourgogne Franche-Comté. L'I-SITE BFC sera évalué en 2020 pour reconduite éventuelle en fonction du respect des jalons sur trois thématiques interdisciplinaires identifiées en lien avec le monde socio-économique : matériaux avancés, ondes et systèmes intelligents (axe 1), Territoires, environnement, aliments et alimentation (axe 2) et soins individualisés et intégrés (axe 3). Les perspectives proposées sur les applications biomédicales entrent naturellement dans l'axe 3.

2.3.5.1 Suivi et pronostic de l'état de maturité des ovocytes humains pour l'aide à la FIV

Le taux de succès moyen des fécondations in-vitro en France s'élève à seulement 25%. Ce chiffre dépend bien entendu d'un certain nombre de facteurs mais illustre le défi sociétal auquel nous cherchons à apporter une réponse. L'axe transversal Biom'@x créé à FEMTO-ST en 2011 s'intéresse à ce problème depuis plusieurs années et interagit pour cela avec le CHRU de Besançon. L'approche considérée est multimodale et s'appuie sur trois techniques non-destructives et biocompatibles afin de suivre et établir un pronostic de l'état de maturité des ovocytes.

La première technique est la caractérisation mécanique à l'aide d'un capteur de nanoforce passif basé sur des ressorts magnétiques (Gana et al., 2016). Ce capteur, développé au département AS2M au sein de l'équipe *SPECIMeN* pilotée par E. Piat, a déjà permis de caractériser mécaniquement plusieurs dizaines d'ovocytes humains fournis par le CHRU de Besançon. La seconde technique repose sur la vision par ordinateur et fournit des images haute résolution permettant d'évaluer les caractéristiques morphologiques d'un ovocyte au cours de son évolution. La troisième est basée sur la transmittance optique des ovocytes et fournit un spectre de transmission dont les caractéristiques changent avec l'état de l'ovocyte.

A l'écriture de ces lignes, chaque modalité a été validée indépendamment sur des ovocytes humains dans un état particulier. J'ai notamment contribué au développement d'un système de fusion de méthodes de classification de données (non publié pour le moment) où chaque méthode tire partie du spectre de transmission optique afin de déterminer de manière fiable l'état sous la forme d'une classe, que l'on peut confronter à une vérité terrain fournie par un praticien du CHRU (Pr. C. Roux). Les mois qui viennent porteront sur l'analyse des données de force et sur intégration des trois modalités pour établir une base d'apprentissage constituées de mesures collectées au cours de son cycle d'évolution. Ces mesures, a priori uniques en leur genre d'après l'état de l'art, permettront d'établir un modèle prédictif pour déterminer l'instant optimal de la FIV. La variabilité du comportement des ovocytes et le manque de connaissance sur les phases intermédiaires dans leur évolution représentent les difficultés principales de ce projet.

10. I-SITE BFC Associe aux six membres fondateurs (Université de Bourgogne, Université de Franche-Comté, Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, AgroSup Dijon, Ecole Nationale Supérieure de Mécanique et des Microtechniques de Besançon, Groupe Ecole Supérieure de Commerce de Dijon Bourgogne), l'Ecole Nationale Supérieure des Arts et Métiers, les organismes de recherche (INRA, INSERM, CNRS, CEA) et les établissements hospitalo-universitaires de Bourgogne Franche-Comté : CHU Dijon, CHRU Besançon, Centre Georges-François Leclerc (CGFL) et l'Etablissement Français du Sang (EFS). Source : <http://www.ubfc.fr/projet-i-site/>.

2.3.5.2 Suivi et pronostic de l'état de prolifération de bactéries pour des traitements personnalisés

Les antibiotiques ont permis de faire considérablement reculer la mortalité associée aux maladies infectieuses au cours du 20ème siècle mais leur utilisation massive et répétée a conduit à l'apparition de bactéries résistantes¹¹. Ces résistances sont devenues préoccupantes dans certaines régions du monde, comme le sud de l'Europe, et conduisent à la mise en place de diverses stratégies pour éviter les situations d'impasses thérapeutiques. Un projet en collaboration avec l'entreprise bioMérieux a été initié au printemps de 2016 sur ce type d'application. Le projet s'étale sur plusieurs années, avec un contrat de consulting et une thèse CIFRE.

Références pour le PHM

- Russel G Almond. *Graphical belief modeling*. CRC Press, 1995.
- P. Angelov. An approach for fuzzy rule-base adaptation using on-line clustering. *International Journal of Approximate Reasoning*, 35 :275 – 289, 2004.
- P. Angelov and D. Filev. An approach to online identification of Takagi-Sugeno fuzzy models. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, 34 :484 – 98, 2004.
- E. Balaban, S. Narasimhan, M. Daigle, J. Celaya, I. Roychoudhury, B. Saha, S. Saha, and K. Goebel. A mobile robot testbed for prognostics-enabled autonomous decision making. pages 15–30, 2014. URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84920512302&partnerID=40&md5=ee704b2f3b5cbb806b6d88d72991916c>.
- E. Bechhoefer and A.P.F. Bernhard. A generalized process for optimal threshold setting in hums. In *2007 IEEE Aerospace Conference*, pages 1–9. IEEE, 2007.
- E. Bechhoefer, D. He, and P. Dempsey. Gear health threshold setting based on a probability of false alarm. In *Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society*, 2011.
- H. Borchani, G. Varando, C. Bielza, and P. Larrañaga. A survey on multi-output regression. *Wiley Interdisciplinary Reviews : Data Mining and Knowledge Discovery*, 5(5) :216–233, 2015.
- C.S. Byington, M. Watson, P. Kalgren, and R. Safa-Bakhsh. Metrics evaluation and tool development for health and usage monitoring system technology. In *Third International Conference on Health and Usage Monitoring-HUMS2003*, pages 27–35, 2003.
- Z. Cameron, C.S. Kulkarni, A.G. Luna, K. Goebel, and S. Poll. A battery certification testbed for small satellite missions. volume 2015-December, pages 162–168, 2015. doi : 10.1109/AUTEST.2015.7356483. URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84959913298&partnerID=40&md5=d2dca602fc89c3ab82b8d3c415642f67>.
- B. Castanier. Contribution à l'optimisation de la décision sous incertitudes : application à la maintenance. Technical report, Institut de Recherche en Communications et Cybernétique de Nantes, 2012.

11. <http://www.inserm.fr/>

- J.R. Celaya, C. Kulkarni, G. Biswas, S. Saha, and K. Goebel. A model-based prognostics methodology for electrolytic capacitors based on electrical overstress accelerated aging. pages 31–39, 2014. URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84920522412&partnerID=40&md5=d1df8391b8198ab4c94a1a20b2902041>.
- Z. Cherfi, L. Oukhellou, E. Côme, T. Denoeux, and P. Aknin. Partially supervised independent factor analysis using soft labels elicited from multiple experts : Application to railway track circuit diagnosis. *Soft Computing*, 16 :741–754, 2012.
- J. Coble. *Merging data sources to predict remaining useful life—an automated method to identify prognostic parameters*. PhD thesis, Univ. Tennessee, 2010.
- J. Coble, P. Ramuhalli, L.J. Bond, J.W. Hines, and B. Ipadhyaya. A review of prognostics and health management applications in nuclear power plants. *International Journal of Prognostics and Health Management*, 6 :016–None, 2015.
- E. Côme, L. Oukhellou, T. Denoeux, and P. Aknin. Learning from partially supervised data using mixture models and belief functions. *Pattern recognition*, 42(3) :334–348, 2009.
- M. Daigle and K. Goebel. Improving computational efficiency of prediction in model-based prognostics using the unscented transform. In *Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society*, Portland, 2011.
- M. Daigle, S. Sankararaman, and C.S. Kulkarni. Stochastic prediction of remaining driving time and distance for a planetary rover. volume 2015-June, 2015. doi : 10.1109/AERO.2015.7119144. URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84940704842&partnerID=40&md5=f773003e9e435c03593d2ecd89d67186>.
- M.J. Daigle. *A qualitative event-based approach to fault diagnosis of hybrid systems*. PhD thesis, Vanderbilt University, Nashville, Tennessee, 2008.
- P.J. Dempsey, J.A. Keller, and D.R. Wade. Signal detection theory applied to helicopter transmission diagnostic thresholds. Technical Report 215262, NASA Technical Memorandum, 2008.
- A.P. Dempster. The dempster–shafer calculus for statisticians. *International Journal of Approximate Reasoning*, 48(2) :365 – 377, 2008. ISSN 0888-613X. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijar.2007.03.004>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888613X07000278>.
- T. Denoeux. A k-nearest neighbor classification rule based on dempster-shafer theory. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 25(5) :804–813, 1995.
- T. Denoeux. Analysis of evidence-theoretic decision rules for pattern classification. *Pattern recognition*, 30(7) :1095–1107, 1997.
- L. Dieulle, C. Bérenguer, A. Grall, and M. Roussignol. Sequential condition-based maintenance scheduling for a deteriorating system. *European Journal of operational research*, 150(2) :451–461, 2003.

- C.R. Farrar and K. Worden. *Structural Health Monitoring : A Machine Learning Perspective*. John Wiley & Sons, Ltd, 2013.
- R. Gana, J. Abadie, E. Piat, C. Roux, C. Amiot, C. Pieralli, and B .Wacogne. A novel force sensing platform using passive magnetic springs for mechanical characterisation of human oocytes. *Submitted*, 2016.
- K. Goebel and B. Saha. *Prognostics applied to electric propulsion uav*. 2015. doi : 10.1007/978-90-481-9707-1_47. URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84944621870&partnerID=40&md5=fe33cf41745cd619e75494cdb09521bb>.
- G. Haddad, P. Sandborn, and M. Pecht. Determining a dynamic maintenance threshold using maintenance options. In *Sixth World Congress on Engineering Asset Management*, 2011.
- D.J. Hand et al. Classifier technology and the illusion of progress. *Statistical science*, 21(1) :1–14, 2006.
- W. Hines. Prognostics. Tutorial at the Annual Conference of the PHM Society, September 2009. URL <http://www.phmsociety.org/events/conference/phm/09/tutorials>.
- W. Hines and A. Usynin. Current computational trends in equipment prognostics. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 1(1) :94–102, 2008.
- O. Kanjanatarakul, S. Sriboonchitta, and T. Denoeux. Forecasting using belief functions : an application to marketing econometrics. *International Journal of Approximate Reasoning*, 55(5) : 1113–1128, 2014.
- O. Kanjanatarakul, T. Denœux, and S. Sriboonchitta. Prediction of future observations using belief functions : A likelihood-based approach. *International Journal of Approximate Reasoning*, 72 : 71–94, 2016.
- P.E. Keegan, J.N.S. Matthews, J Lunec, and D.E. Neal. Statistical problems with ‘optimal’ thresholds in studies of new prognostic factors in urology. *BJU international*, 85(4) :392–397, 2000.
- N. Kocare and P. Boškoski. Optimal threshold selection in condition monitoring based on probability of false alarm. In *23th International Electrotechnical and Computer Science Conference (ERK)*, pages 175–178, 2014.
- K. Kryszczuk and P. Hurley. Estimation of the number of clusters using multiple clustering validity indices. In *International Workshop on Multiple Classifier Systems*, pages 114–123. Springer, 2010.
- C.S. Kulkarni, J.R. Celaya, G. Biswas, and K. Goebel. Prognostics of power electronics, methods and validation experiments. pages 194–199, 2012. doi : 10.1109/AUTEST.2012.6334578. URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84869748712&partnerID=40&md5=c579d73a179af10103d417af76b0cbff>.
- L.I. Kuncheva. *Combining Pattern Classifiers - Methods and Algorithms*. John Wiley & Sons, 2004.

- M. Lebold and M. Thurston. Open standards for condition-based maintenance and prognostic systems. In *Maintenance and Reliability Conference (MARCON)*, volume 200. May6-9, 2001.
- M. Liberman. Lessons for responsible science from darpa's programs in human language technology. Big Data in Linguistics, Penn State Arts & Sciences, July 2012. URL <http://www.ling.upenn.edu/courses/ling052/LibermanNAS072012a.pdf>.
- J.B. Machado, W.C. Amaral, and R.J.G.B. Campello. Design of obf-ts fuzzy models based on multiple clustering validity criteria. In *19th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI 2007)*, volume 2, pages 336–339. IEEE, 2007.
- K.S. Marhadi and G.A. Skrimpas. Automatic threshold setting and its uncertainty quantification in wind turbine condition monitoring system. *International Journal of Prognostics and Health Management*, 5, 2015.
- A. Muller, A. Crespo Marquez, and B. Iung. On the concept of e-maintenance : Review and current research. *Reliability Engineering & System Safety*, 93(8) :1165 – 1187, 2008. ISSN 0951-8320. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.res.2007.08.006>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0951832007002189>.
- Andrew Y Ng. Preventing "overfitting" of cross-validation data. In *In Proceedings of the Fourteenth International Conference on Machine Learning*, 1997.
- G. Niu and B. Yang. Dempster-shafer regression for multi-step-ahead time-series prediction towards data-driven machinery prognosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 23(3) :740–751, 2009.
- M Orchard. *A Particle Filtering-based Framework for On-line Fault Diagnosis and Failure Prognosis*. PhD thesis, Georgia Institute of Technology, 2007.
- H. Pham and H. Wang. Imperfect maintenance. *European journal of operational research*, 94(3) : 425–438, 1996.
- E. Ramasso. *Reconnaissance de séquences d'états par le Modèle des Croyances Transférables. Application à l'analyse de vidéos d'athlétisme*. PhD thesis, Université Joseph-Fourier-Grenoble I, 2007.
- M. Ramdani, G. Mourot, and J. Ragot. A multi-modeling strategy based on belief function theory. In *CDC-ECC 05*, 2005.
- B. Saha, K. Goebel, S. Poll, and J. Christophersen. A bayesian framework for remaining useful life estimation. In *Proceedings Fall AAAI symposium : AI for prognostics*. Arlington, 2007.
- S. Sankararaman. Remaining useful life prediction through failure probability computation for condition-based prognostics. In *Annual Conf. of the PHM Society*, 2015.
- A. Saxena, K. Goebel, D. Simon, and N. Eklund. Damage propagation modeling for aircraft engine run-to-failure simulation. In *IEEE Prognostics and Health Management*, 2008.

- A. Saxena, J. Celaya, B. Saha, S. Saha, and K. Goebel. On applying the prognostic performance metrics. In *Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society*, number 39, pages 1–16, San Diego, CA, 2009.
- K. Le Son. *Modélisation probabiliste du pronostic : application à un cas d'étude et à la prise de décision en maintenance*. PhD thesis, Univ. de Technologie de Troyes, 2012.
- D. Toshkova, D. Filcheva, N. Lieven, P. Morrish, and P. Hutchinson. Applying extreme value theory for alarm and warning levels setting under variable operating conditions. In *European Workshop on Structural Health Monitoring*, 2016.
- P. Vannoorenberghe and P. Smets. Partially supervised learning by a credal EM approach. In Lluís Godó, editor, *Symbolic and Quantitative Approaches to Reasoning with Uncertainty*, volume 3571 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 956–967. Springer Berlin Heidelberg, 2005. doi : 10.1007/11518655_80.
- L. Vendramin, R.J.C.B. Campello, and E.R Hruschka. Relative clustering validity criteria : A comparative overview. *Statistical Analysis and Data Mining*, 3(4) :209–235, 2010.
- T. Wang. *Trajectory Similarity Based Prediction for Remaining Useful Life Estimation*. PhD thesis, University of Cincinnati, 2010.
- B. Zhang, L. Tang, J. De Castro, M. Roemer, and K. Goebel. Autonomous vehicle battery state-of-charge prognostics enhanced mission planning. *International Journal of Prognostics and Health Management*, 5(2), 2014. URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84911931079&partnerID=40&md5=fda41eeal0cfcfc61f10693fbe966dee>.
- X. Zhao, M. Fouladirad, C. Bérenguer, and L. Bordes. Condition-based inspection/replacement policies for non-monotone deteriorating systems with environmental covariates. *Reliability Engineering & System Safety*, 95(8) :921 – 934, 2010. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.ress.2010.04.005>.

SURVEILLANCE DE L'INTÉGRITÉ DE STRUCTURES COMPOSITES EN FATIGUE (SHM)

Le suivi de santé de structures permet de répondre aux exigences de tenue en service et de disponibilité à l'image du PHM mais principalement dans les domaines du civil et de l'aéronautique dans le cadre d'applications impliquant de fortes interactions avec les humains. Les enjeux nécessitent de développer des modèles orientés physiques alimentés par des données expérimentales. Cette partie est une synthèse de mes activités de recherche en SHM de structures composites orienté données en présence d'incertitudes en vue non seulement de surveiller l'état d'une structure en service mais aussi pour alimenter les réflexions sur les modèles physiques. Comme pour le PHM, les méthodologies développées reposent sur des outils du domaine de la reconnaissance de formes pour l'analyse de données temporelles sous incertitudes. Je commencerai par présenter la discipline en me focalisant sur le SHM en fatigue des matériaux, je poursuivrai avec les contributions tout en discutant du positionnement par rapport à l'état de l'art.

3.1 La fatigue des structures au cœur des préoccupations du SHM des composites

La fatigue est un terme générique qui désigne l'endommagement d'un matériau jusqu'à rupture lorsque celui-ci est soumis à des sollicitations mécaniques répétées en deçà de celles qui provoqueraient sa rupture quasi-statique (c'est à dire sous contraintes monotones). La fatigue met en jeu des phénomènes complexes (possiblement multiphysiques notamment thermo-mécaniques) étalés dans le temps qui dégradent progressivement les propriétés du matériau.

La difficulté du suivi de santé en fatigue tient dans le fait que, pour des sollicitations de faibles amplitudes (fatigue-endurance), la pièce endommagée ne travaille globalement que dans le domaine élastique, cela signifie qu'elle maintient sa forme initiale jusqu'au dernier cycle précédant la rupture sans signe macroscopique de dégradation¹.

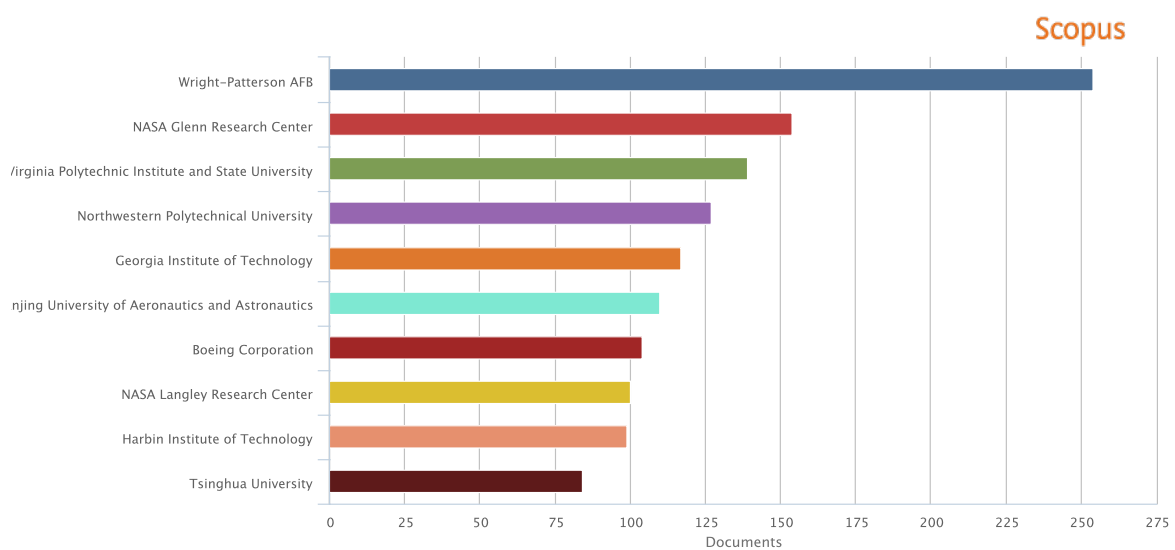
1. <http://nte.mines-albi.fr/>

L'endommagement est observable à l'échelle microscopique, dans des zones de concentration de contraintes telles qu'induites par les hétérogénéités qui caractérisent tant les composites. Ces concentrations induisent à terme des micro-fissurations qui croissent et coalescent au fur et à mesure des sollicitations, se propagent à différentes échelles et mènent *in fine* à la ruine du matériau. Le caractère aléatoire des hétérogénéités nécessite donc de localiser les endommagements pour un suivi cumulé au cours du temps. La Figure 3.1 montre par exemple la variabilité de la position de la rupture de composites utilisés pour les pâles d'éoliennes après fatigue cyclique (par blocs d'amplitudes).

failure location	Test machine	
	Instron	Schenck
<i>bottom</i>	11	81
<i>bottom between tabs</i>	40	57
<i>top</i>	9	47
<i>top between tabs</i>	31	26
<i>middle</i>	1	12

FIGURE 3.1 : Statistiques concernant la position de la rupture après fatigue cyclique de matériaux composites similaires utilisés dans les pâles d'éoliennes et testés sur deux machines différentes (tirée de (Nijssen, 2006, Chap. 5))

Comme cela a été illustré en Figure 1.13 (Chapitre 2), l'intérêt pour la fatigue des composites a débuté assez tôt, dans les années 60, avec déjà des travaux sur les pâles d'éoliennes. Le nombre de publications dans ce domaine est relativement important et porte sur des applications en lien avec la tenue en fatigue de matériaux utilisés dans des applications liées au génie civil (matériaux métalliques) et à l'aéronautique (composites structuraux et thermo-structuraux). Les principaux² acteurs du domaine sont majoritairement nord-Américains et issus du domaine de l'aéronautique (Fig. 3.2), suivis par les universitaires. La France est globalement à la 6e place avec des travaux issus de nombreux laboratoires tels que l'institut Clément Ader (Toulouse), l'I2M (Bordeaux), Mateis (INSA Lyon), Roberval (UT Compiègne), l'ENSAM (Paris), le LAUM (Mans), l'institut Pprime (Poitiers), le GEM (Ecole Centrale de Nantes), l'UFC (Besançon) entre autres, ainsi que le CETIM, l'ONERA et le CEA, et quelques industriels comme Safran, Airbus et Renault.



Copyright © 2016 Elsevier B.V. All rights reserved. Scopus® is a registered trademark of Elsevier B.V.

FIGURE 3.2 : Estimation par Scopus des acteurs principaux sur la fatigue des composites.

2. selon Scopus et les mots-clés utilisés.

Avec près d'un demi-siècle de travaux sur le sujet, il existe de nombreux ouvrages sur la fatigue des composites, un des plus récents édité par (Talreja and Varna, 2016) en compte près de 70 rien que chez *Woodhead Publishing Series in Composites Science and Engineering*.

3.1.1 Modèles d'endommagement en fatigue des composites

Un modèle d'endommagement est dépendant des constituants et de l'architecture du composite considéré. Dans nos travaux, nous avons considéré des composites stratifiés (voir Fig. 1.15, Chapitre 1) à fibres longues de carbone avec deux types de matrice : thermodurcissable (non recyclable, à base de résine) et thermoplastique thermostable (potentiellement recyclable). Ces composites ont été développés et étudiés dans le cadre de projets du thème de recherche T2DC en lien avec des industriels du domaine du transport. Plus récemment, le thème s'est intéressé aux composites biosourcés, en considérant dans un premier temps des fibres issues de la biomasse et plus récemment des matrices qui ne soient pas pétro-sourcées mais issues de la chimie verte.

La mécanique des endommagements a pour objectif de décrire l'impact d'évènements à l'échelle microscopique sur le changement de la réponse du matériau. Les hétérogénéités, qui caractérisent les matériaux composites, et dues à la fois à la structuration du matériau (interfaces fibres/matrice, interfaces entre plis pour les stratifiés), au procédé de fabrication (défauts induits) et aux phénomènes multiphysiques liés à la fatigue, ont nécessité le développement de modèles physiques dédiés qui peuvent être regroupés en deux grandes catégories : les modèles qui déterminent les conditions d'**initiation** des endommagements (microscopiques ou macroscopiques) et les modèles permettant de prédire la **propagation** de ces endommagements (pour assurer la tenue aux dommages).

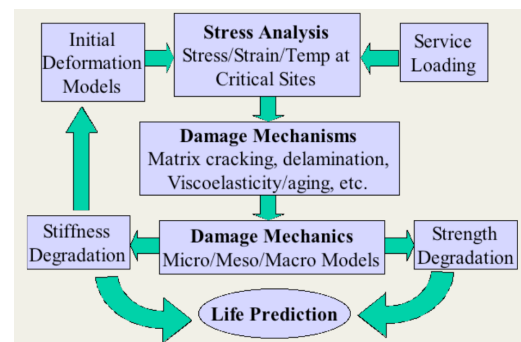


FIGURE 3.3 : Prédiction de la durée de vie par modèles physiques, selon (Talreja and Varna, 2016).

Ces modèles sont qualifiés de **macromécaniques** lorsque les formulations reposent sur la mécanique des milieux continus.

3.1.1.1 Modèles macromécaniques

Dans ce cadre, des **variables internes** (dont la dimension dépend de l'anisotropie du matériau) permettent de décrire l'état d'endommagement **global** d'une structure englobant différents mécanismes tels que la fissuration matricielle, le délaminage, les ruptures de fibres, les décohésions, etc. En pratique, les variables internes peuvent, par exemple, représenter la densité de fissures au sein d'un matériau, grandeur qui peut être suivie en temps réel pour des applications de SHM (Chiachio et al., 2014). Sous l'hypothèse de l'élasticité linéaire, la connaissance de l'état de cette variable ainsi que du champ de déformations d'un composite considéré comme un solide homogène permet de mettre à jour l'état du champ tensoriel des contraintes en tout point via une loi de Hooke où la matrice d'élasticité est affectée linéairement par la variable d'endommagement (Boubakar et al., 2002). En se basant

sur la théorie de la thermodynamique des processus irréversibles, une formulation analytique de la loi d'évolution de la variable d'endommagement peut être obtenue. En présence d'endommagement, l'état interne du composite représenté par son champ de contrainte peut être mis à jour progressivement en considérant, par exemple, des phénomènes élasto-visco-plastiques représentant un durcissement progressif du composite endommagé (Boubakar et al., 2003). Après mise à jour, le composite est considéré comme vierge mais représenté par ce nouvel état interne qui peut ensuite être utilisé pour l'itération suivante. Ce principe est illustré en Figure 3.4. Quelques modèles macromécaniques et des lois d'évolution sont décrits dans (Talreja and Varna, 2016, Chap. 4, 6).

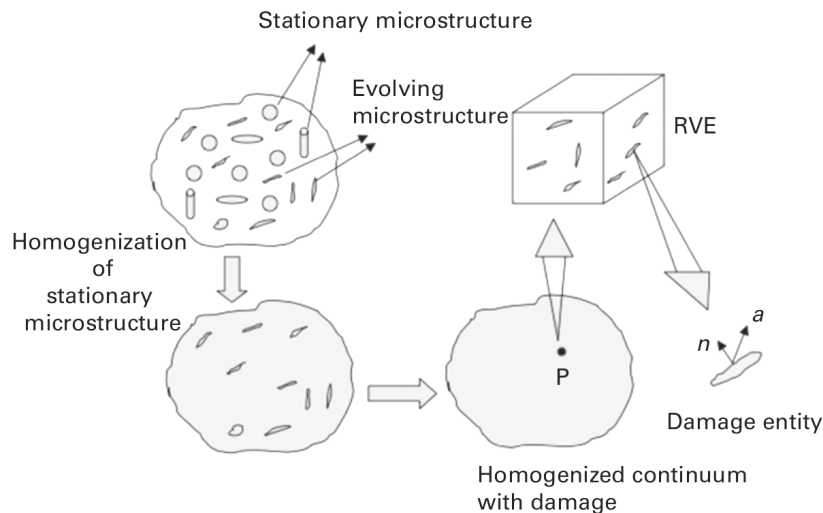


FIGURE 3.4 : Approche macromécanique de la modélisation (tirée de Talreja and Varna (2016, Chap. 1))

3.1.1.2 Modèles micromécaniques

(Talreja and Varna, 2016, Section 4.3.1) rappelle les éléments qui rendent l'analyse de composites stratifiés (à vocation aéronautique) si complexe, avec, en premier lieu, l'anisotropie et les hétérogénéités. Les modèles qualifiés de **micromécaniques** visent à décrire les mécanismes d'endommagement dans les solides considérés comme hétérogènes et reposent sur des principes de la mécanique de la rupture. Ces approches très **locales** permettent difficilement d'obtenir une variable macroscopique et une loi d'évolution utilisable dans les codes de calcul à l'échelle d'une structure mais ont très largement été utilisés dans la littérature pour expliquer théoriquement les phénomènes mis en jeu dans certains mécanismes d'endommagement critiques rencontrés dans les stratifiés (Talreja and Varna, 2016, Chap. 4), (Vinogradov and Hashin, 2005).

Par exemple, des modèles micromécaniques ont été proposés pour décrire les phénomènes de décohésions entre fibres et matrice apparaissant dans de nombreux mécanismes d'endommagement. De nombreux modèles micromécaniques ont, par ailleurs, été développés ces dernières années pour décrire le comportement des plis transverses (Vinogradov and Hashin, 2005), particulièrement assujettis aux fissurations matricielles et générant des contraintes de cisaillement entre plis à l'origine d'un mécanisme d'endommagement appelé délaminage (séparation de plis), considéré comme un des précurseurs de la rupture des composites stratifiés.

La modélisation des fissures dans la matrice par des approches micromécaniques est un sujet important, indépendamment du type de composite utilisé. En effet, ce mécanisme d'endommagement

dégrade non seulement les propriétés mécaniques et thermiques du composite, mais les fissures engendrées facilitent, par ailleurs, la pénétration d'agents corrosifs dégradant les propriétés chimiques, potentiellement critiques à haute température. Outre le délaminage, les fissures matricielles sont des précurseurs de fissurations longitudinales dans l'épaisseur ou curviligne au niveau des interfaces dégradant les propriétés mécaniques.

Talreja and Varna (2016, Chap. 4) décrivent dans le détail quelques uns des modèles micromécaniques. Par exemple, le modèle du retard en cisaillement (*shear lag*) est un des modèles les plus simples proposé dans les années 50 pour les matériaux fibreux et largement exploité pour les composites stratifiés, depuis les années 70, afin de représenter le report des contraintes entre fibres et matrice dans les plis transverses lors de la fatigue. Bien que les hypothèses de ce modèle soient rarement vérifiées en pratique (contrainte uniaxiale, taux de fibres suffisant, aucune interaction entre fissures...), il a été utilisé à de nombreuses reprises. Talreja and Varna (2016, Section 4.4.5) font une synthèse de la plupart des modèles à retard en cisaillement proposés dans la littérature. Ce type de modèle a, par exemple, été utilisé en pronostic de structures récemment par (Chiachio et al., 2014). Dans cet article, les auteurs ont considéré des composites avec une fissure préformée de taille conséquente ($5\text{mm} \times 20\text{mm}$) et identique sur toutes les éprouvettes³. En pratique, de nombreuses fissures de taille plus faible, mais réparties aléatoirement dans la structure, sont susceptibles d'apparaître.

Le modèle de (Hashin, 1985; Vinogradov and Hashin, 2005, 2010) s'intéressent aux mécanismes physiques de fissuration multiple par une formulation énergétique variationnelle et stochastique. Ce modèle a été utilisé dans de nombreux travaux car, contrairement au modèle à retard en cisaillement, il permet de tenir compte de l'interaction entre fissures dans un pli donné et d'estimer les contraintes dans toute l'épaisseur d'un pli fissuré lui conférant de réelles capacités prédictives.

Comme le souligne (Vinogradov and Hashin, 2005), la première étape d'une modélisation micro-mécanique d'un composite est l'analyse théorique de la distribution des contraintes et son effet sur les propriétés du matériau en présence de mécanismes d'endommagement donnés. La seconde étape vise à formuler un **critère de rupture** et, éventuellement, de prédire les conditions favorables à l'initiation et à la propagation d'un endommagement. Ces deux étapes étant indépendantes, c'est ainsi que de nombreux critères ont pu être proposés depuis près d'un demi-siècle de travaux sur les composites (Fatemi and Yang, 1998; Post, 2008; Vassilopoulos, 2010; Talreja and Singh, 2012; Talreja and Varna, 2016).

3.1.1.3 Modèles d'évolution

L'évolution des endommagements au cours des cycles (dans un but prédictif) évaluée par les modèles physiques nécessite concrètement de mettre à jour les coefficients du tenseur d'élasticité dont les valeurs, à un instant donné, dépendent de l'historique des déformations subies par la matière. L'état de contraintes peut, par exemple, être mis à jour périodiquement en tenant compte de la densité de fissures $\rho^{(\alpha)}$ induites par un mode d'endommagement $\alpha = 1, 2 \dots n$ dans le calcul des coefficients d'élasticité C_{ijkl} , en supposant que le principe de superposition peut s'appliquer de sorte à cumuler linéairement l'effet de chaque mode par $C_{ijkl} = C_{ijkl}^0 + \sum_{\alpha} C_{ijkl}^{(\alpha)}(\rho^{(\alpha)})$ avec C_{ijkl}^0 le tenseur d'élasticité du matériau sain et $C_{ijkl}^{(\alpha)}$ le changement des coefficients par le mode α . Puis, en introduisant les déformations dans le calcul des densités de fissures ($\rho^{(\alpha)} \equiv \rho^{(\alpha)}(\epsilon_{kl})$), il est possible de prendre en compte les effets du chargement dans la propagation. Le calcul analytique de la fonction de

3. La propagation convenable de la fissure n'est garantie que si toutes les faces de l'éprouvette sont parfaitement rectifiées (<http://nte.mines-albi.fr>).

propagation $\rho^{(\alpha)}(\epsilon_{kl})$ peut être effectué de deux manières principales (Talreja and Varna, 2016, Chap. 6) : soit en développant un critère de rupture dépendant de la résistance aux efforts, ou en utilisant une approche d'équilibre énergétique. Pour simplifier les calculs en présence de fissures multiples, il est généralement supposé que toutes les fissures ont la même taille, la même forme et se développent dans la même direction (Talreja and Varna, 2016, Chap. 6, Section 4).

3.1.1.4 Modèles basés sur des critères de rupture

Les critères limites de rupture reposent sur des observations expérimentales, jusqu'à rupture des éprouvettes ou l'apparition d'endommagements macroscopiques, et permettent de déterminer les contraintes et déformations ultimes ou admissibles (dans les directions longitudinales, transversales et en cisaillement). On distingue les critères **interactifs** et **non-interactifs** selon s'ils reposent sur les interactions entre contraintes et déformations ou non.

Critères non-interactifs Un critère non-interactif très utilisé est basé sur la construction d'une **courbe d'endurance**, aussi appelée courbe de *Whöler* ou encore courbe S-N. Elle représente l'évolution d'un paramètre lié à la durée de vie restante et noté "N" en fonction d'un second paramètre caractéristique du chargement et noté "S". Le paramètre "N" est, par exemple, le nombre de cycles avant rupture ou avant le changement notable d'un paramètre matériau. Le paramètre "S" représente, par exemple, les contraintes ou déformations considérant soit les valeurs maximales, minimales ou moyenne sur un cycle. Une illustration tirée de (Vassilopoulos, 2010) est représentée en Figure 3.5.

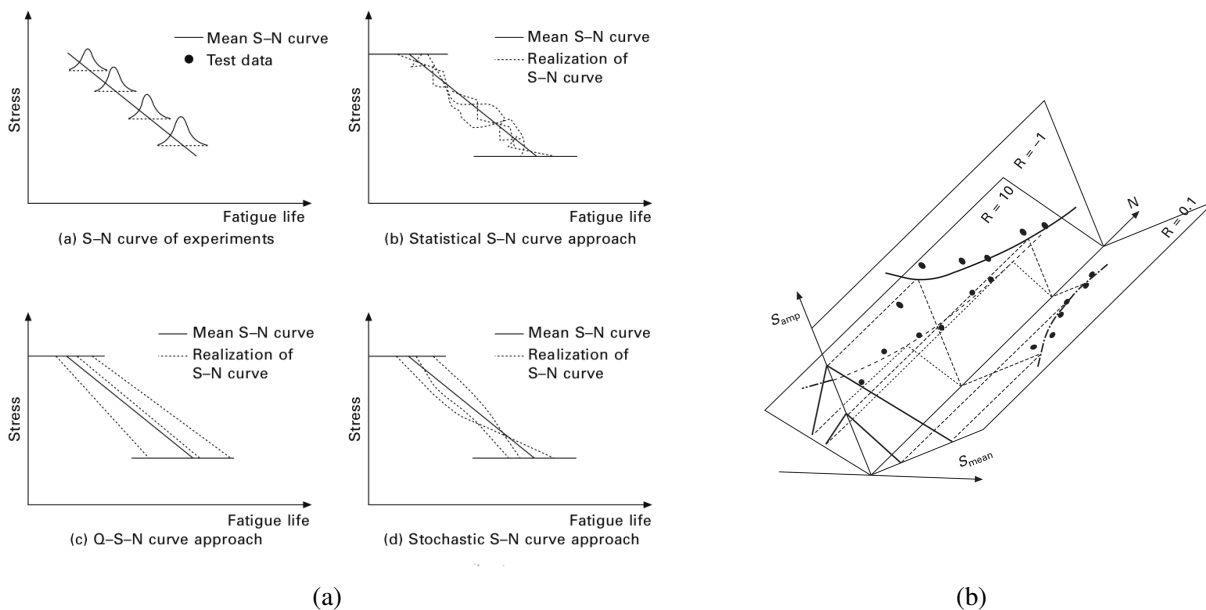


FIGURE 3.5 : (a) Courbes d'endurance et représentation des incertitudes sur la durée de vie résiduelle. (b) Diagramme à durée vie constante. (Vassilopoulos, 2010)

Deux difficultés sont liées l'utilisation de ces courbes pour la définition de critères. La première est de pouvoir réaliser autant de tests que nécessaire pour affiner son évolution et ainsi disposer d'une résolution suffisante pour estimer la durée de vie restante. C'est le cas en particulier à faibles amplitudes qui demandent potentiellement beaucoup de temps, ainsi qu'à hautes amplitudes générant des ruptures prématurées. La seconde est le fait que certains matériaux ont des comportements très

variables générant une dispersion importante sur le paramètre N , d'autant plus que les conditions des essais expérimentaux doivent être scrupuleusement identiques ce qui est difficile en pratique. La représentation des incertitudes accompagnant la construction de ces courbes est donc primordiale (Figure 3.5(a)).

L'utilisation des courbes d'endurance pour la prédiction de la durée de vie est limitée à des chargements réguliers à amplitude constante. Une alternative portant le nom de diagramme de durée vie constante (Sendekyj, 2001) permet de représenter les courbes d'endurance selon trois dimensions considérant la valeur maximale de S , sa valeur moyenne et la durée de vie N (Fig. 3.5(b)). Cette représentation suppose que le chargement peut être décomposé en **blocs d'amplitude constante**. Cette décomposition est à la base de la règle de Palmgren-Miner (Fatemi and Yang, 1998) très fréquemment utilisée en pratique et permettant d'évaluer l'endommagement cumulé en présence de sollicitations à amplitude variable.

Critères interactifs La modélisation de l'endommagement cumulé dans les composites sous sollicitations aléatoires, multiaxiales et en environnement extrême a été le sujet de nombreuses études ces dernières années motivées en partie par l'essor de la filière éolienne, et notamment l'installation de fermes *offshore*. Dans cette application, les éléments de la structure (pylône métallique partiellement immergé et pales composites) sont soumis à de nombreuses sollicitations qu'il est difficile de modéliser et prévoir (Dong et al., 2011).

Des critères dits interactifs ont ainsi été proposés permettant de tenir compte de la dépendance de la rupture au signe et à l'orientation du chargement (Rouby, 2005). Ces critères font généralement intervenir des expressions polynomiales entre contraintes et déformations et permettent de définir des **surfaces de rupture** comme représentée en Figure 3.6. Ces critères ont été utilisés dans de nombreuses publications pour prédire la rupture de plis dans les stratifiés.

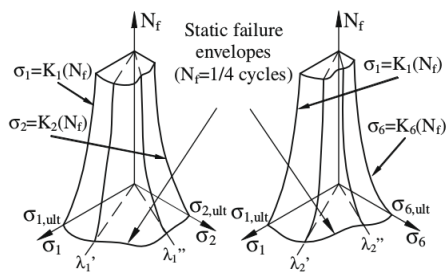


FIGURE 3.6 : Surface de rupture en fatigue multiaxiale (Quaresimin et al., 2010).

Si le point de chargement se trouve à l'extérieur, le matériau est considéré comme non rompu. L'expression analytique de cette surface est donnée par le critère qui doit donc être choisi pour décrire au mieux le comportement du matériau considéré. Les paramètres d'ajustement sont dépendants du type de sollicitations. En fatigue, il peut être nécessaire de faire évoluer la surface au cours des cycles.

Dans les années 2000, les critères de rupture statiques ont été comparés lors du *World Wide Failure Exercise* (Hinton and Soden, 1998; Hinton et al., 2001) avec la conclusion que très peu d'entre eux étaient aptes à prédire de manière robuste et fiable la limite à rupture statique des composites⁴. En 2010, (Quaresimin et al., 2010) a tiré une conclusion similaire à l'exercice mondial en comparant cette fois de nombreux modèles de fatigue multiaxiale pour les composites.

4. Une forme de *Common Task Framework* comme présenté dans le Chapitre 2 (Section 2.1).

3.1.1.5 Modèles phénoménologiques et orientés données

Alors que les endommagements de plis individuels peuvent être prédits avec une assez bonne précision, les endommagements entre les plis sous sollicitations multiaxiales rendent la modélisation prédictive des composites particulièrement difficile. L'utilisation de ces modèles micro/macromécaniques nécessitent, par ailleurs, une connaissance précise des grandeurs physiques (les coefficients de la matrice d'élasticité notamment) ce qui rend leur application difficile pour des structures déjà en service. Les modèles basés sur les critères de rupture ont aussi montré leurs limites dans le cadre de la fatigue. C'est pourquoi de nombreux travaux ont été proposés ces dernières années pour **exploiter au mieux les données issues des techniques d'évaluation non-destructives** pour la surveillance de pièces composites, en **complément** des modèles physiques (Farrar and Worden, 2013).

Des modèles **phénoménologiques** ont ainsi été proposés visant à la fois à comprendre et modéliser, plus ou moins finement en fonction des besoins, l'endommagement cumulé ou les propriétés résiduelles (résistance aux contraintes, module d'élasticité ...) en fonction des paramètres matériaux et à partir d'essais expérimentaux (Liu and Lessard, 1994; Post, 2008; Cisse, 2014). L'objectif de ces modèles est de préparer le terrain à la modélisation fine décrite précédemment, de confirmer ou d'infirmer des hypothèses simplificatrices ou encore de prédire l'initiation de certains endommagements critiques voire un scénario menant à la ruine d'une structure en service (Wu and Yao, 2010).

En parallèle de ces modèles phénoménologiques, des **approches empiriques** basées sur des **modèles orientés données** ont aussi été proposées. Du fait des méconnaissances sur les mécanismes d'endommagement, ces approches reposent majoritairement sur des outils de reconnaissance de formes **non-supervisés**, plus que sur des outils d'apprentissage qui nécessitent des connaissances a priori importantes sur les mécanismes. Nos travaux en SHM, ces quatre dernières années, ont été principalement focalisés sur les approches non-supervisées, décrites dans les sections suivantes.

3.1.2 Suivi de santé des composites en fatigue par NDT : focus sur l'émission acoustique

Ces quarante dernières années, des techniques d'évaluation non-destructives ont été développées pour détecter, observer et suivre l'évolution d'endommagements sur des structures composites en service. Farrar and Worden (2013, Chap. 4) et (Talreja and Varna, 2016, Chap. 6, Section 3) rappellent quelques-unes des principales techniques utilisées en SHM.

Ces techniques servent plus particulièrement à évaluer les caractéristiques des fissures (densité, localisation, taille, ouverture/fermeture...) et leur évolution en fatigue. Elles sont par ailleurs beaucoup utilisées pour déterminer les scénarios probables d'apparition des mécanismes d'endommagement au cours des essais en laboratoires. Ces scénarios permettent d'une part d'espérer mettre au point des modèles orientés données prédictifs en vue du SHM en service (Harris and Dunegan, 1974), mais aussi d'alimenter le développement des approches phénoménologiques et physiques.

Un exemple de chronologie pour les composites stratifiés est représentée en Figure 3.7(a). En fonction du chargement, les cinétiques et la séquence des mécanismes peuvent varier. La chronologie est superposée à une variable d'endommagement composée de trois grandes phases (Rowatt, 1995) : l'accommodation et les endommagements majoritairement matriciels jusqu'au seuil de saturation CDS (*characteristic damage state*), une phase relative exempte d'endommagements importants mais impliquant des décohésions fibres/matrice dues notamment à la propagation de micro-fissures,

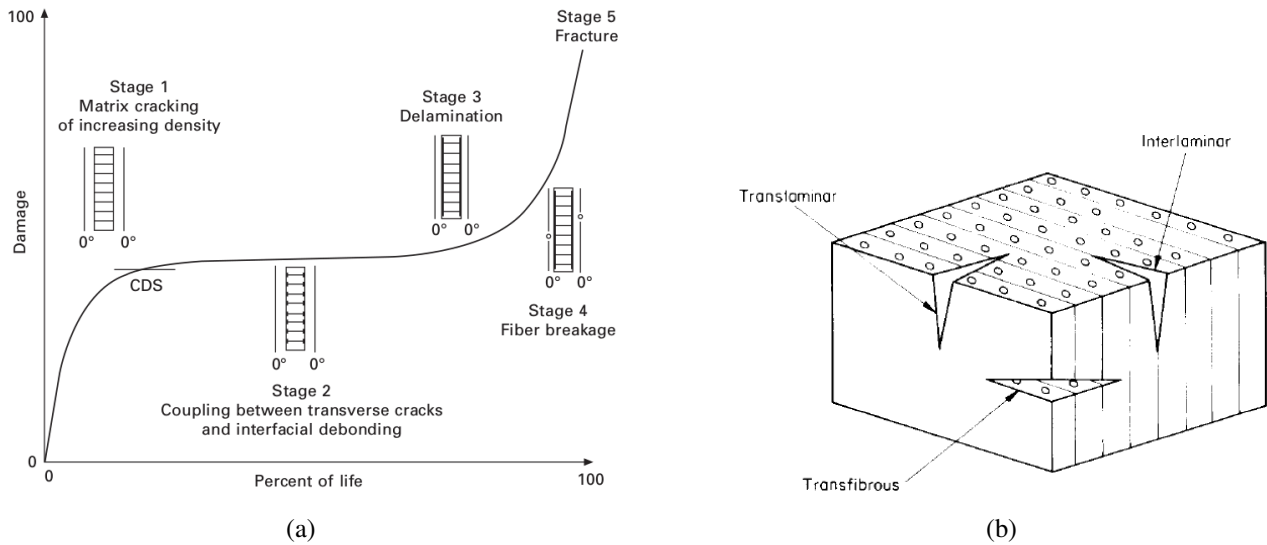


FIGURE 3.7 : (a) Scénario probable d'apparition des mécanismes d'endommagement principaux dans les composites stratifiés (tirée de (Vassilopoulos, 2010)). (b) Localisation possible des endommagements dans un stratifié (tirée de (Adams and Cawley, 1988))

puis un emballement jusqu'à rupture majoritairement piloté par les fibres. Cette chronologie (proposée par Reifsnider dans les années 80) a été largement étudiée expérimentalement et théoriquement en vue de décrire les endommagements en fatigue. La *technique de l'émission acoustique* (EA) permet, en théorie, de l'évaluer.

3.1.2.1 Définition et principe de l'EA

Selon la norme ASTM E1316-2010, l'EA est "*une classe de phénomènes par lequel des ondes élastiques transitoires sont générées dues à une rapide et soudaine libération d'énergie à partir d'une source localisée au sein d'un matériau. Les autres termes similaires sont par exemple l'émission d'ondes de contrainte ou encore l'activité micro-sismique*". La thèse de Joseph Kaiser (1953, Allemagne), intitulée "*Results and conclusions from measurements of sound in metallic materials under tensile stress*" puis celle de Bradford Schofield (1954, USA) intitulée "*Acoustic Emission Under Applied Stress*" ont permis de découvrir cette technique pour le SHM des matériaux métalliques. La technique a ensuite été développée, notamment aux USA, avec en 1969 la création de *Dunegan Corp.* qui devint une société du groupe Mistras, aujourd'hui leader mondial de l'EA. Cette technique fut initialement beaucoup utilisée pour suivre l'état de santé de structures métalliques, notamment les cuves de stockage dans l'industrie pétrochimique et les conduites d'acheminement de matières (oléoducs, gazoducs), ainsi que l'état de soudures dans les applications navales, l'intégrité de systèmes rotatifs, la détection d'arcs électriques ... L'EA a aussi été très utilisée pour rechercher les précurseurs de la rupture des roches (Lockner, 1993) et des ciments (Carpinteri et al., 2007).

Le principe de l'EA est "d'écouter" passivement une structure sollicitée (Fig. 3.8). Les endommagements prennent la forme de déformations irréversibles localisées libérant soudainement l'énergie emmagasinée dont une partie prend la forme d'une onde élastique transitoire se propageant dans la matière jusqu'à la surface où un capteur piézoélectrique permet de transformer les mouvements de la surface (de l'ordre du nano voire du picomètre) en charges électriques. Cette technique se distingue

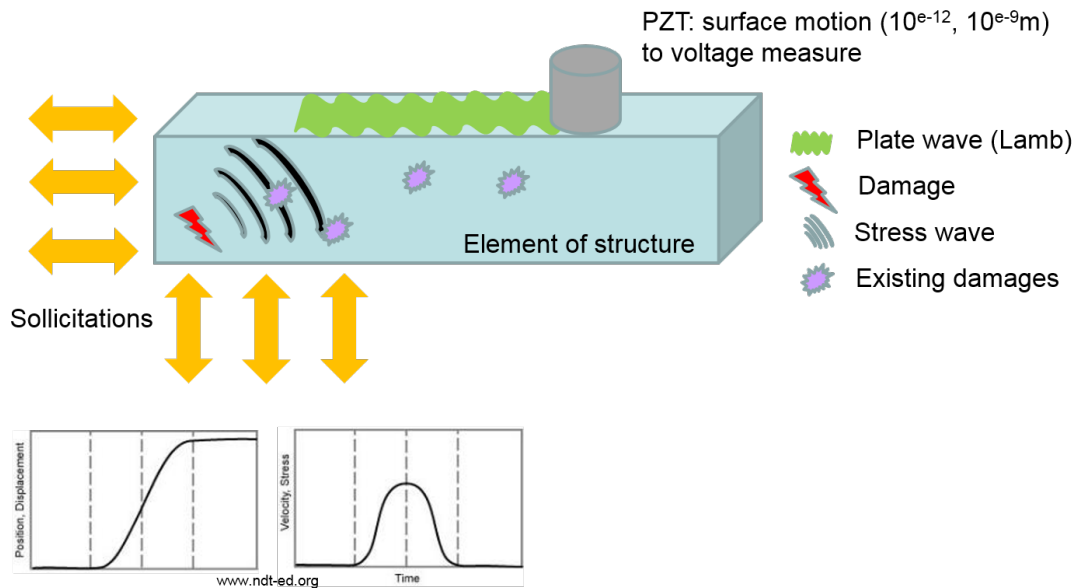


FIGURE 3.8 : Principe de l'EA.

de celle des acousto-ultrasons du fait qu'elle soit passive, alors que la seconde est active (capteurs d'émission et de réception nécessaires).

Advantages:	Weak points:
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Detection and localisation of growing defects ▪ Passive method (low power required) ▪ Sensitive to low energetic events ▪ Real time ▪ Scan large areas/entire structures ▪ In-service ▪ Allow the control of inaccessible components 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Sensitive to electromagnetic and mechanical interference ▪ Do not provide information on the size and shape of defects ▪ Side effects due to the geometry (dispersion, edges, damages)

FIGURE 3.9 : Points forts et inconvénients de l'EA.

Les avantages et inconvénients de cette technique sont illustrés en Figure 3.9. Avant tout, cette technique est appréciée pour la possibilité d'analyser les données en temps réel, ainsi que pour sa sensibilité permettant par exemple de déceler des ruptures matricielles. Cette force est aussi une faiblesse en présence de sources de bruit, possiblement nombreuses pour une utilisation en service. Dans le cadre d'essais de laboratoire, les vérins hydrauliques des machines de fatigue représentent des sources de bruit importantes, généralement non-stationnaires du fait des variations de température en fonction du type de cyclage. De multiples capteurs sont généralement utilisés pour permettre de localiser les sources d'émissions. Ainsi, les sources de bruit peuvent être localisées sur des configurations simples pour ne pas tenir compte des signaux associés. Sur les composites, les fréquences associées aux signaux transitoires peuvent atteindre plusieurs centaines de kilo-Hertz nécessitant des fréquences d'échantillonnage élevées (2-10 MHz en général). Ces fréquences peuvent représenter une limite dans l'enregistrement continu des flux d'EA (sur plusieurs capteurs) lors d'essais d'endurance (à faible amplitude).

3.1.2.2 Signal transitoire isolé et émissions continues

Dans l'idéal, les formes d'ondes sont des transitoires espacés dans le temps pouvant être isolés et analysés pour établir des relations avec les mécanismes d'endommagement. En pratique, le bruit, superposé à une forte activité acoustique propre au matériau (cas des composites carbone thermoplastique par exemple), peut générer un phénomène redouté appelé *émissions continues* au cours duquel il est difficile de séparer les formes d'ondes liées aux endommagements.

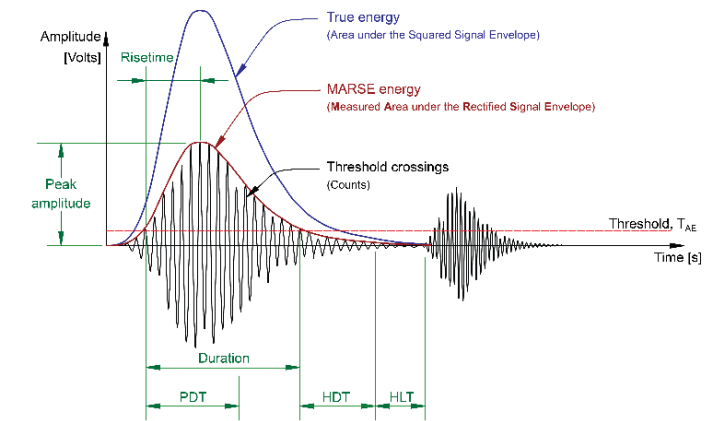


FIGURE 3.10 : Forme d'ondes et descripteurs associés.

Un exemple d'émissions continues est illustrée en Figure 3.11 (droite), avec la décomposition temps-fréquence associée qui permet de rendre compte de la difficulté d'appliquer des méthodes conventionnelles de filtrage. Les systèmes commerciaux d'acquisition d'EA proposent, par exemple, des filtres analogiques et numériques performants pour sélectionner des bandes fréquentielles spécifiques avec une grande précision. D'autres travaux cherchent d'abord à déconvoluer l'effet de la fonction de transfert du capteur (Sachse and Kim, 1987; Pomponi et al., 2015). Dans le cadre de nos travaux, nous avons implanté un débruitage par ondelettes permettant de traiter les flux d'émissions acoustiques en temps réel (présenté dans la section suivante).

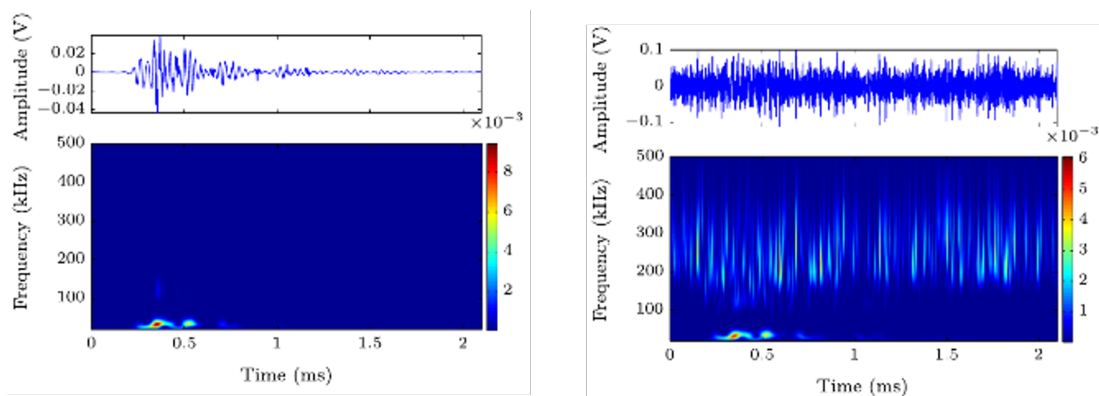


FIGURE 3.11 : Différence entre un signal acoustique caractéristique et une émission continue [RICL17].

3.1.2.3 Localisation spatiale

Une fois les formes d'ondes isolées sur l'ensemble du flux d'émissions acoustiques, la localisation spatiale des événements acoustiques peut être effectuée. La localisation n'est pas une étape obligatoire mais est utilisée par de nombreux auteurs pour limiter le nombre de formes d'ondes à analyser. Cependant, les composites étant des matériaux anisotropes, la localisation nécessite de connaître les vitesses de propagation dans toutes les directions (en fonction des symétries matérielles supposées). Ces vitesses doivent, par ailleurs, être mises à jour régulièrement pour tenir compte de l'endommagement cumulé pouvant modifier la géométrie et les propriétés matérielles (Maillet et al., 2012a).

La localisation d'un évènement dans un plan pour un matériau isotrope est représentée en Fig. 3.16 (tirée du stage de Sylvain Poméon). L'onde (supposée se déplacer ici à la même vitesse dans toutes les directions) atteint les capteurs progressivement et les écarts entre les instants de détection sur les différents capteurs par rapport au premier acquis permet de déterminer la position de la source en résolvant un système d'équations⁵.

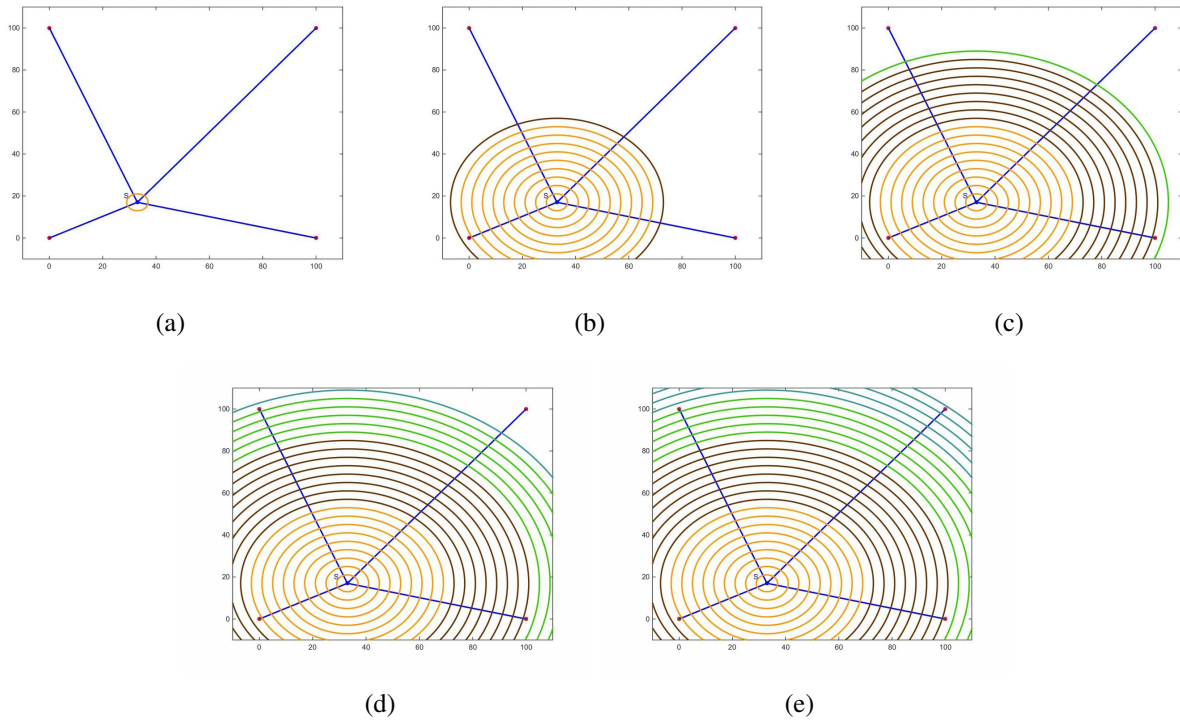


FIGURE 3.12 : Localisation spatiale 2D sur un matériau isotrope : l'onde atteint petit à petit les différents capteurs, et les instants de détection sont ensuite utilisés pour déterminer la position de la source connaissant la vitesse de propagation.

L'étape de détection des formes d'ondes, suivie éventuellement de la localisation, permet d'obtenir un ensemble de signaux représentatifs d'un essai. Dans le cadre d'essais de fatigue de type endurance, le nombre de ces signaux peut rapidement atteindre plusieurs millions, une majorité provenant de mécanismes microscopiques, en lien avec différents mécanismes comme, dans le cadre des stratifiés, les ruptures matricielles, les décohésions fibres/matrice, les séparations des plis (délaminage), les ruptures de fibres (individuelles ou en torons) ... Ces signaux peuvent ensuite être exploités à différentes fins, dont les plus fréquentes sont la caractérisation du matériau, le suivi de santé (détection d'état ou de mécanismes) et le pronostic. Pour cela, des stratégies de reconnaissance de formes sont développées (Fig. 3.13). Dans le cadre de la caractérisation, les signaux sont analysés à partir de méthodes de reconnaissance de formes majoritairement non-supervisées. Des méthodes supervisées et partiellement supervisées ont aussi été proposées.

5. En 2D, trois capteurs suffisent, si plus de capteurs sont disponibles, la position peut être moyennée en considérant tous les triplets.

3.1.2.4 Méthodes supervisées

Les méthodes supervisées reposent sur des hypothèses de reproductibilité du comportement des composites que nous avons rarement observées en pratique sur les matériaux considérés jusqu'à présent⁶.

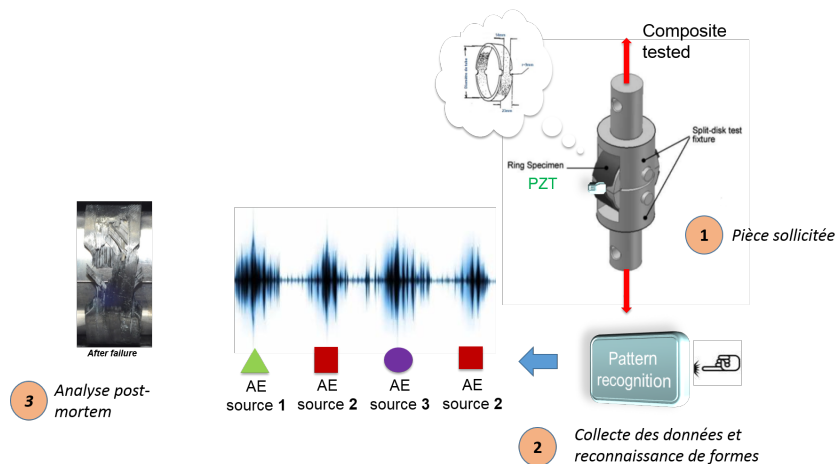


FIGURE 3.13 : Reconnaissance de formes dans les flux d'émissions acoustiques permettant de détecter les formes et leur associer des étiquettes (connues ou non a priori).

Certains de ces travaux sont, par exemple, basés sur la construction d'une base d'apprentissage constituée de signaux acoustiques issues d'essais sur les constituants élémentaires (matrice pure, fibres, pli ...) ou des sollicitations particulières (Huguet et al., 2002; Godin et al., 2004). Cette base est annotée manuellement non seulement à partir de l'interprétation (macroscopique) des signaux mais aussi à partir d'observations microscopiques soit *post-mortem* soit pendant un essai à l'aide de moyens destructifs (fractographie). L'ensemble d'apprentissage est ensuite utilisée pour entraîner une méthode de classification visant à discriminer des événements relatifs à chaque constituant. Ces règles de classification peuvent ainsi être appliquées sur des signaux collectés sur un composite. Ces méthodes reposent sur l'hypothèse que le processus de fabrication d'un composite ne modifie pas les propriétés de ces constituants et donc qu'il n'induit pas d'effets d'échelle (micro/meso/macro) qui semblent pourtant jouer un rôle important dans la description des endommagements dans les composites (Durand, 2008, Chap.1),(Zhou et al., 2016; Lachaud, 2011). Outre les méthodes non-supervisées et supervisées, nous avons exploré les méthodes partiellement supervisées dans [ACI19] pour inclure des connaissances a priori partielles sur la séquence des endommagements, par exemple en imposant que le dernier état d'un modèle de Markov caché soit représenté par les événements les plus énergétiques. Il pourrait être intéressant d'approfondir ce type d'approche. Dans ce qui suit, nous nous sommes focalisés sur les méthodes non-supervisées.

3.1.2.5 Méthodes non-supervisées

Les méthodes non-supervisées pour l'EA reposent principalement sur des **méthodes de partitionnement** (*clustering*) et visent à déterminer la "structure" des données (Fig. 3.14) en estimant des groupes de signaux (*clusters*). Les signaux dans chaque groupe sont supposés partager des caractéristiques communes, alors que la distance entre les groupes doit être importante. Le partitionnement en

6. Une méthode supervisée décrite largement dans (Farrar and Worden, 2013) consiste à entraîner une méthode de classification mono-classe pour la détection d'anomalie, sans chercher à identifier de mécanismes particuliers.

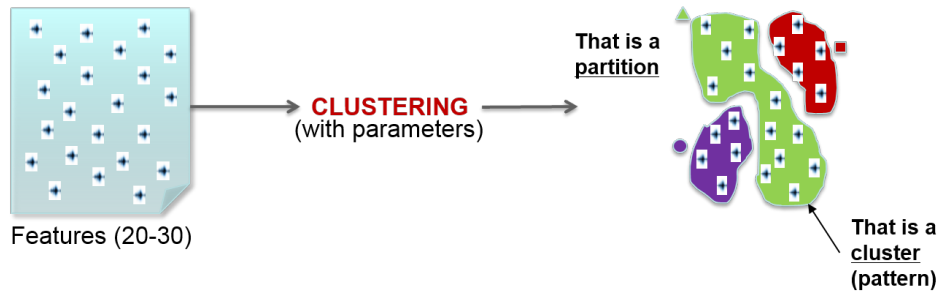


FIGURE 3.14 : Découverte de la structure des données par partitionnement en groupes (clusters).

groupes repose généralement sur un ensemble de descripteurs extraits à partir des signaux (Chap. 2, Section 2.2.2), un exemple est donné en Figure 3.10. On en compte environ une trentaine dans les différentes publications, que l'on peut regrouper en deux catégories : temporels et fréquentiels. Quelques uns de ces descripteurs sont rappelés en Annexe A de l'article [RICL17] (page 303). La **sélection des descripteurs** est un verrou important pour lequel relativement peu de méthodes ont été développées *spécifiquement* pour l'EA. Il en est de même pour le **nombre de groupes** dans la partition.

La méthode la plus utilisée, pour déterminer le nombre de groupes, consiste à calculer un indicateur reflétant la qualité d'une partition en fonction du nombre de groupes (Huguet et al., 2002; Godin et al., 2004) ou des descripteurs (Sause et al., 2012). De nombreux indicateurs ont été proposés dans la littérature relative au partitionnement depuis plusieurs décennies. Un état de l'art (de 40 mesures évaluées sur plus de 1000 jeux de données) est, par exemple, proposé dans (Vendramin et al., 2010). Comme précisé par les auteurs, les conclusions (qui diffèrent d'autres états de l'art) dépendent des jeux de données utilisés. D'après notre expérience acquise sur le sujet dans le cadre de l'EA, nous pouvons ajouter qu'il existe une forte corrélation avec les algorithmes utilisés. En effet, les méthodes de partitionnement sont souvent basées sur le calcul d'une distance (généralement choisie Euclidienne) entre les descripteurs dans les différents groupes. L'indicateur de qualité d'une partition dépend, lui-aussi, fréquemment d'une distance (entre descripteurs et/ou entre groupes), qui doit être a priori la même que l'algorithme de partitionnement.

Une autre méthode consiste à combiner (par l'utilisation de scores fixés par l'utilisateur et d'un vote majoritaire) différents indicateurs. Cela a été suggérée dans un cadre général de reconnaissance de formes il y a une vingtaine d'années par (Bezdek and Pal, 1998), voir aussi (Kryszczuk and Hurlley, 2010) pour d'autres références plus récentes. (Sause et al., 2012) proposa d'utiliser cette approche dans le cadre de l'EA. L'approche convaincante de prime abord n'a été testée qu'avec un seul algorithme de partitionnement et avec des descripteurs uniquement fréquentiels. Dans [ACN07], nous évaluons cette approche avec un critère différent, non plus basé sur la forme des groupes comme c'est le cas avec les indicateurs standards utilisés par exemple dans (Sause et al., 2012), mais avec un critère lié à la séquence des endommagements, critère qui sera décrit dans la section suivante. Nous montrons que les résultats peuvent être très différents.



Reconnaissance des sources acoustiques dans les composites à matrice organique : quel(s) critère(s) utiliser pour une classification non-supervisée des signaux ? → [ACN07] reproduite page 335

Dans cet article, nous comparons des approches de reconnaissance de formes appliquées à l'EA et montrons que le choix des critères d'évaluation de la qualité d'une partition est très impactant.

Dans (Huguet et al., 2002; Godin et al., 2004), les auteurs ont observé, pour certains endommagements, des **distributions multimodales** dans l'espace de certains descripteurs. Les auteurs remarquent aussi que les endommagements ont une **chronologie** particulière. A notre connaissance, peu de travaux se sont penchés sur ces deux points (multimodalité et séquence) en développant des approches dédiées à l'EA et validées expérimentalement et/ou théoriquement. Comme décrit précédemment, les algorithmes de partitionnement sont généralement basés sur des critères évaluant la **forme des groupes** (par le choix d'une distance). Bien que pratique pour visualiser les groupes dans l'espace des descripteurs, aucun modèle physique n'a encore étayé la thèse que les descripteurs d'EA suivent une forme particulière en fonction des endommagements. S'il s'avérait que ce critère est correct, il s'agirait ensuite de quantifier comment cette forme évolue au cours des endommagements car, comme souligné précédemment, un composite est non-stationnaire par nature. Dans nos travaux, nous nous sommes particulièrement penchés sur ces deux points en développant une méthode dédiée décrite dans la prochaine section.

3.1.2.6 Utilisation pour le SHM

Les méthodes supervisées et non-supervisées décrites précédemment ont été développées pour la caractérisation des endommagements lors d'essais de laboratoire dans l'objectif de comprendre certains mécanismes menant à la rupture. Ces méthodes peuvent aussi être utilisées pour le suivi de santé en service du fait que les paramètres, associés à la définition des groupes, peuvent être appliqués pour déterminer une forme de partition. C'est une approche que nous avons tenté de développer dans la thèse de D.D. Doan, décrite dans la section suivante.

Une autre approche pour le suivi de santé basée sur l'EA et très largement utilisée en pratique consiste à se focaliser sur la cumulée de l'énergie acoustique. Ce descripteur, calculé sur chaque forme d'ondes extraite d'un flux d'EA, a régulièrement été pointé dans les publications comme une information pertinente sur l'évolution des endommagements. Cela est conforté par les modèles micro-mécaniques basés sur les approches énergétiques décrits, par exemple, dans Talreja and Varna (2016, Chap. 6). En effet, ces modèles s'appuient sur le fait que, lorsque le taux de restitution d'énergie est supérieur ou égal à la quantité d'énergie qu'un matériau contenant des fissures peut absorber avant de rompre (tenacité), lesdites fissures sont alors amenées à progresser. L'énergie élastique extraite de l'EA (ou "les" énergies car il existe plusieurs descripteurs énergétiques) représente une image du taux de restitution d'énergie mécanique. Ce descripteur est donc naturellement utilisé dans le cadre du suivi de santé, par exemple, pour le suivi du délaminage dans les stratifiés (Bourchak et al., 2007), (Durand, 2008, Chap.5), (Silversides et al., 2013; Saeedifar et al., 2015), l'estimation de la durée de vie de composites céramiques (Momon et al., 2010; Maillet et al., 2012b) ou pour les ciments (Carpinteri et al., 2007).

3.2 Démarche et contribution

La modélisation physique et prédictive des endommagements dans une pièce en composite nécessite de comprendre le comportement des constituants élémentaires et de leurs interactions en fonction du chargement. Les mécanismes d'initiation et de propagation des endommagements peuvent ensuite être décrits par des approches présentées précédemment. Puis, la confrontation calculs/essais permet d'ajuster les paramètres liés aux matériaux. Cette démarche nécessite de fortes compétences en micro-

mécanique, en mécanique de la rupture, de nombreux essais expérimentaux et l'analyse des données générées.

Au lancement du projet SHM en 2011/2012 (dans le cadre du labex ACTION), les structures composites disponibles (à matrice therm durcissable dans un premier temps puis thermoplastique thermostable) étaient de forme tubulaire et dédiées à une application industrielle en lien le stockage d'énergie (Zhang, 2011) et les rotors à très grande vitesse (Gabrion, 2014). Les mécanismes d'endommagement rencontrés y sont très complexes du fait de la géométrie et, à cette époque, très peu de travaux s'étaient penchés sur la modélisation de l'initiation et de la propagation de ces mécanismes, ainsi que sur le suivi de santé de ce type de structures. Les aspects confidentiels de ce projet et le temps imparti ne m'ont pas permis d'accéder aux données d'émissions acoustiques issues des constituants élémentaires. De ce fait, il n'a pas été possible de suivre complètement la démarche précédemment exposée.

Nos travaux, dans le cadre de l'EA, se sont donc inscrits dans une démarche visant, dans un premier temps, à contribuer à la compréhension des mécanismes en dépouillant les essais expérimentaux, et en particulier les données de fatigue. Ces données sont particulièrement complexes ce qui a nécessité le développement d'outils dédiés. Petit à petit, nous nous sommes appropriés des outils de la mécanique de la rupture développés dans la littérature pour comprendre l'impact de la formation de ces mécanismes sur les formes d'ondes obtenues pendant les essais.

3.2.1 Comprendre la propagation des émissions acoustiques

L'endommagement cumulé d'une structure en fatigue crée de nouvelles hétérogénéités qui contribuent à la distorsion des signaux d'émissions acoustiques lors de leur propagation (Figure 3.15). Il s'en suit une modification des signatures acoustiques au cours du temps. L'identification des endommagements par l'analyse des signaux d'émission acoustique doit donc prendre en compte ce phénomène qui tend à rendre les matériaux composites non-stationnaires.

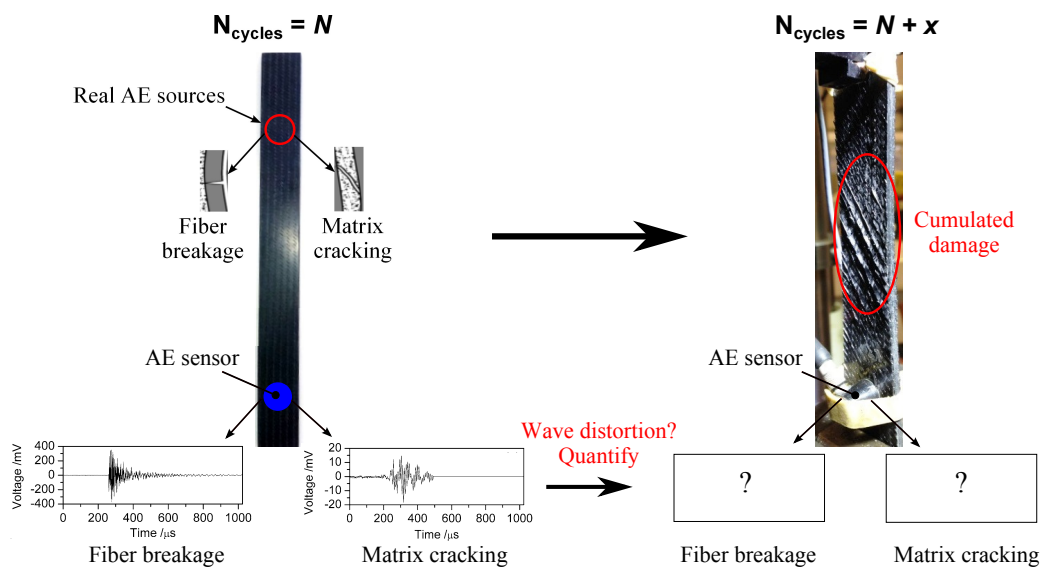


FIGURE 3.15 : Evaluation de l'impact de l'endommagement cumulé en fatigue sur la signature des émissions acoustiques (tirée de [RICL19]).

Dans [ACI21], nous nous sommes attachés à développer des approches permettant de faire évoluer les modèles orientés données au fur et à mesure des acquisitions. Cela permet non seulement

d'apporter des éléments de solution aux problèmes de non-stationnarité mais aussi de faciliter l'apprentissage des modèles puisque la quantité des données peut rapidement être importante, notamment en fatigue.



Online segmentation of acoustic emission data streams for detection of damages in composites structures in unconstrained environments → [ACI21] reproduite page 282

Dans cet article, nous proposons une méthode permettant d'adapter les paramètres d'un algorithme de partitionnement préalablement entraîné.

Pour comprendre et quantifier le phénomène de non-stationnarité dû à l'endommagement cumulé et son impact sur la signature acoustique des endommagements, nous avons effectué une série d'expériences décrites dans [RICL19] et dont le principe est illustré en Figures 3.15 et 3.16.

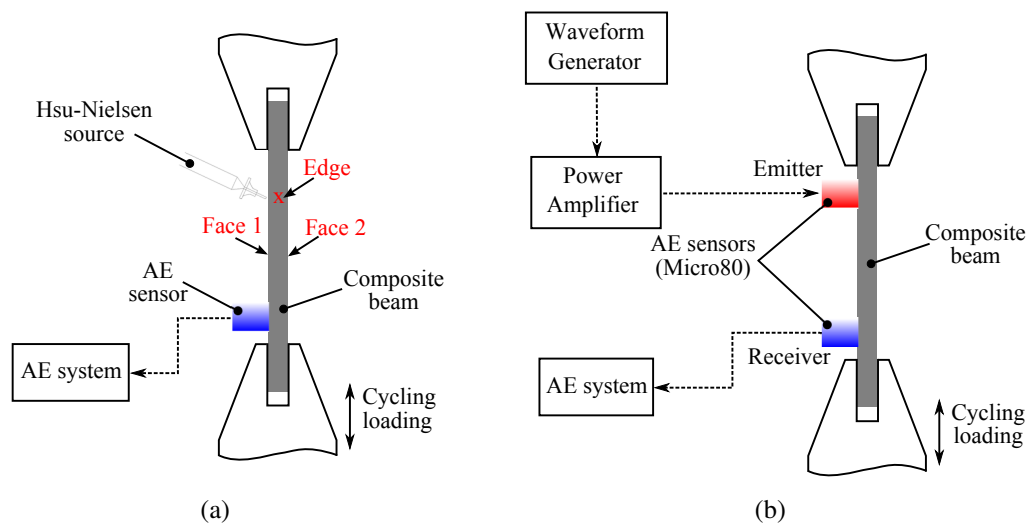


FIGURE 3.16 : Source reproductible permettant d'évaluer l'impact de l'endommagement cumulé.

Etant donné qu'il est difficile de reproduire avec précision une rupture réelle de la matrice, d'une fibre ou d'une interface dans un composite, nous avons d'abord opté pour le traditionnel **cassé de mines** (Sause, 2011). Cette procédure est largement utilisée en pratique pour vérifier le couplage entre un capteur et la matière. Dans notre étude, elle est utilisée comme une source d'émissions acoustiques (quasi)-reproductible et nous permettant d'évaluer l'endommagement cumulé.

Sur le principe, le cassé de mine consiste à poser une mine de carbone à la surface d'un matériau et à appliquer une force monotone jusqu'à rupture de la mine. La force déforme localement la matière et concentre des contraintes, soudainement libérées lors de la rupture. La rupture génère alors un déplacement microscopique de la surface accompagné d'une onde élastique transitoire qui se propage au gré de la géométrie et des propriétés du matériau considéré. Comme le montre (Sause, 2011), le cassé de mine est grandement influencé par la taille de la mine et l'angle de contact.



Influence of damage accumulation under fatigue loading on the AE-based health assessment of composite materials : Wave distortion and AE-features evolution as a function of damage level → [RICL19] reproduite page 290

Dans cet article, nous quantifions l'impact de l'endommagement cumulé en fatigue sur les caractéristiques des signatures acoustiques.

Dans nos expériences, nous avons utilisé les cassés de mines en prenant soin de reproduire le geste 10 fois à chaque essai et à trois emplacements différents de l'éprouvette (Figure 3.16(a)). Nous avons, par ailleurs, employé un générateur de fonctions amplifié⁷ (Figure 3.16(a)) paramétré pour reproduire une impulsion simulant un déplacement de la matière localisé et dont le profil en forme d'impulsion triangulaire de quelques micro-secondes (voir Figure 4 de [RICL19]) est relativement proche des estimations analytiques déterminées pour le cassé de mine par Sause (2011, Fig. 6).

L'activation de l'une de ces sources à l'une des extrémités de l'éprouvette génère ainsi une onde transitoire qui se propage dans l'éprouvette jusqu'à l'autre extrémité où se trouve le récepteur. Sur son parcours, l'onde subit des distorsions induites en partie par les endommagements s'accumulant au cours de la fatigue. A partir de cette réponse impulsionnelle, des descripteurs traditionnellement utilisés dans la communauté sont extraits. Une illustration est donnée en Figure 3.17 où les points 1... 17 représentent les relevés sur un essai, les axes représentent des descripteurs utilisés dans la littérature.

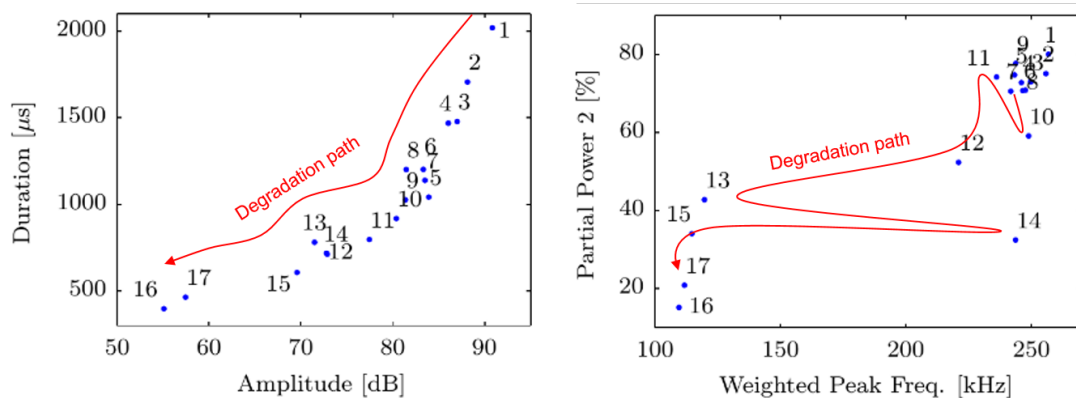
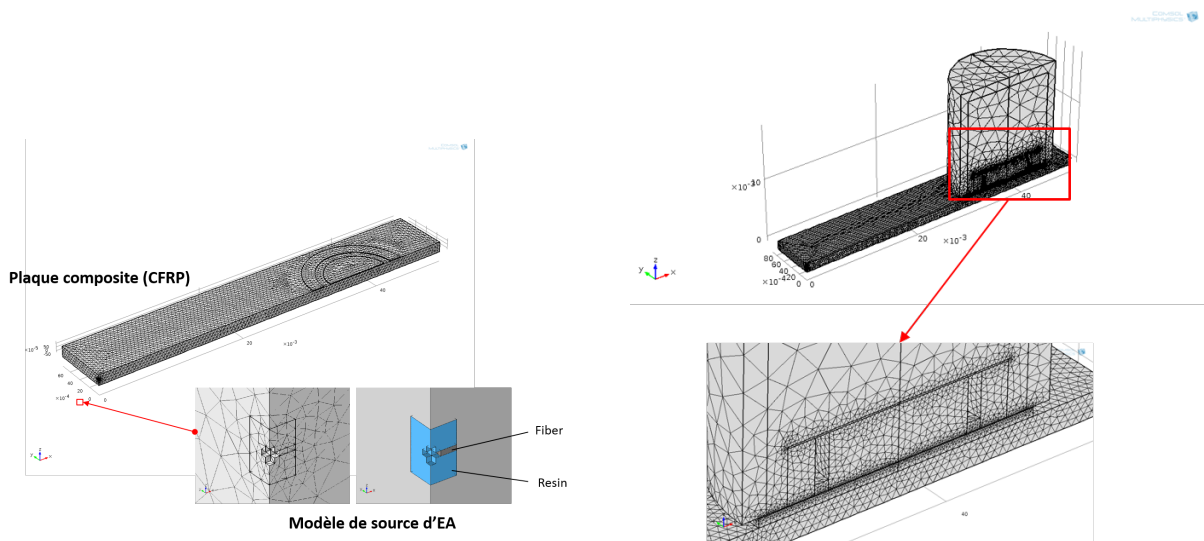


FIGURE 3.17 : Reproduction des figures 11 et 12 de [RICL19] (page 290) montrant l'évolution des descripteurs au cours de la fatigue.

On note que les cassés de mine, à la différence du générateur de fonctions ne sont pas réellement reproductibles, certains descripteurs étant très impactés. Ce travail a permis de mettre en évidence le besoin de tenir compte de l'endommagement cumulé dans l'estimation d'une partition. Ces résultats sont dépendants du composite utilisé et du profil de chargement mais vont dans le sens de travaux réalisés, par exemple, à MATEIS sur des composites à matrice céramique pour des applications thermo-structurales (Maillet et al., 2012a, 2014).

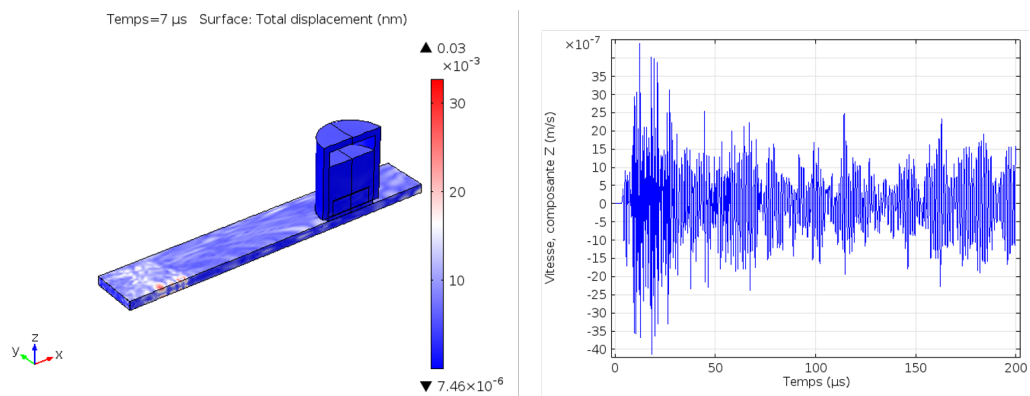
La compréhension de la propagation des émissions acoustiques et l'impact de l'endommagement cumulé sur leurs caractéristiques ont, par ailleurs, été étudiés par simulations numériques multiphysiques (Fig. 3.18) dans le cadre du postdoc de M. Kharrat et en collaboration avec M. Ouisse (thème D-SMART du département Mécanique Appliquée). L'objectif est de décrire l'initiation et la propagation d'une onde élastique transitoire dans un composite et de comprendre la forme des signaux obtenus

7. Prêté par le thème MEMS du département Mécanique Appliquée.

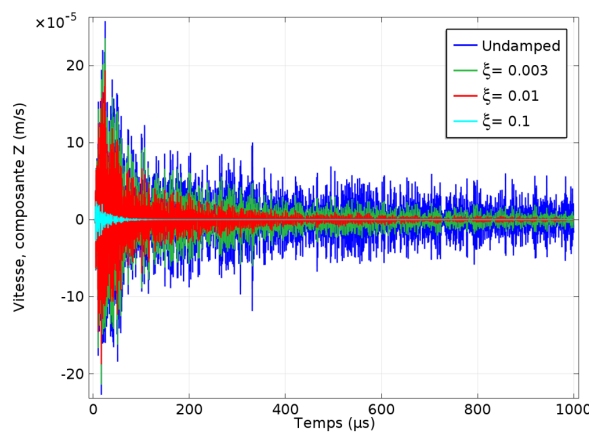


(a) Modèle de la source d'émissions acoustiques.

(b) Maillage de l'élément piézoélectrique.



(c) Champ de déplacement pour une rupture de fibre.



(d) Effet de l'amortissement.

FIGURE 3.18 : Résultats préliminaires concernant la compréhension des formes par modèle multiphysique sur plaque (postdoc de M. Kharrat).

sur les capteurs piézoélectriques en fonction des mécanismes d'endommagement et de l'endommagement cumulé. Nous avons pour cela reproduit, dans un premier temps, le modèle physique décrit par (Sause, 2013). Notre étude nous a amené à d'abord analyser l'impact des paramètres de la source d'endommagement (à l'échelle d'une fibre et d'un volume élémentaire de matrice, Fig. 3.18(a)), puis à prendre en compte l'effet piézoélectrique pour la mesure des déplacements à la surface du composite (Fig. 3.18(b)), et à étudier l'effet de la stratification dans le composite sur les formes d'ondes et intégré l'amortissement global de la pièce (Fig. 3.18(d)). Hormis un volume restreint de matière autour de la source d'endommagement où un modèle multiéchelles a été implanté, le reste du volume a été homogénéisé pour des raisons de temps de calcul. Ce modèle nous a permis de reproduire des formes d'ondes relativement fidèles à celles obtenues expérimentalement sur des plaques (Fig. 3.18(c)) et structures tubulaires (Fig. 3.19).

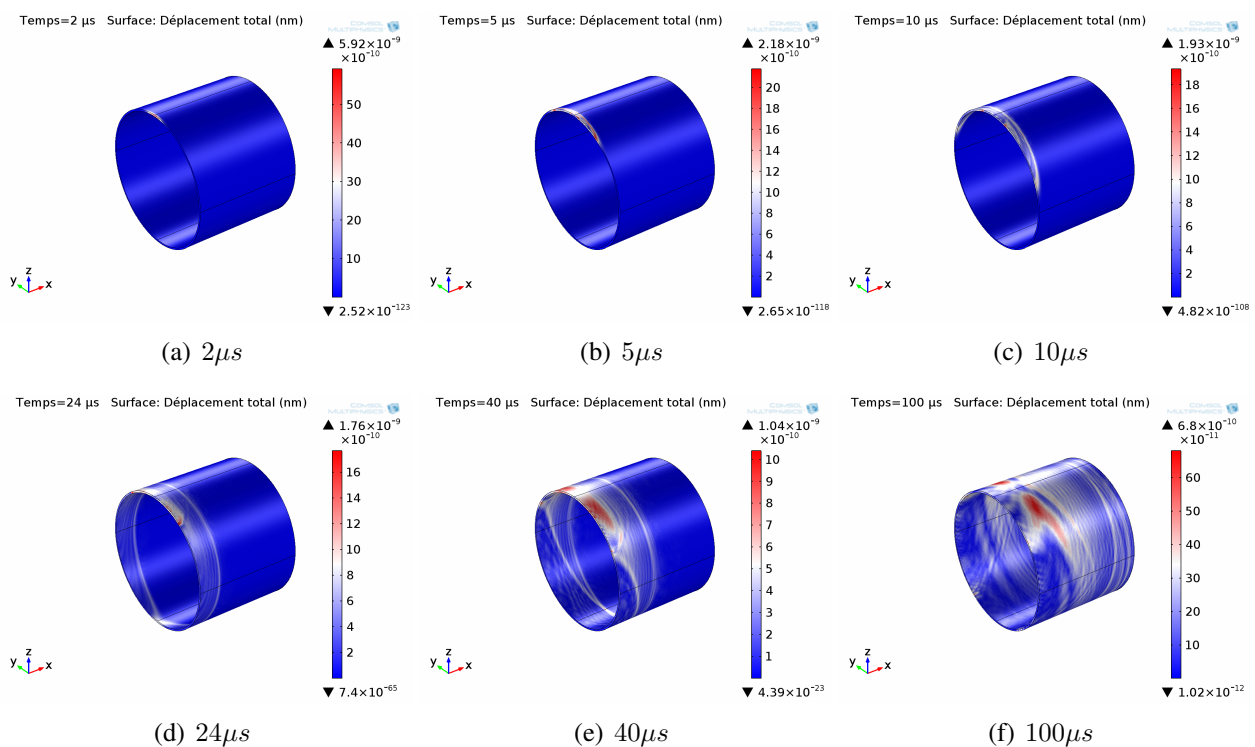


FIGURE 3.19 : Résultats préliminaires concernant la compréhension des formes d'ondes par modèle multiphysique sur tube (composite carbone/époxy unidirectionnel considéré isotrope transverse de longueur 200mm, épaisseur 1.4mm et diamètre extérieur 124mm).

3.2.2 Prétraitement des données d'émissions acoustiques

Comme le montre les figures 3.18(c) et 3.18(d), pour un cas relativement simple, les formes d'ondes collectées sur les capteurs piézoélectriques sont très riches en information. Les simulations sur structures tubulaires, par exemple, montrent que la direction privilégiée des formes d'ondes est celle des fibres (circonférentielle) et que cette géométrie génère des convolutions multiples. La propagation axiale sur un tube de longueur finie ou sur anneaux (comme considérés dans nos travaux) génère des effets de bords important (réflexions) ce qui modifie encore les formes d'ondes. Déconvoluer une forme d'onde pour revenir au signal originel issu de la source d'endommagement paraît difficile pour des structures de ce type. Nous avons appliqué une déconvolution des signaux obtenus par simu-

lation numérique en tenant compte de la fonction de transfert du capteur piézoélectrique et comparé le résultat aux signaux obtenus sans l'effet piézoélectrique (Fig. 3.18(a)). Cette approche semble donner des résultats satisfaisants mais ne prend pas encore en compte l'effet des discontinuités ni de la direction de propagation ou des réflexions. De plus, les propriétés des capteurs piézoélectriques peuvent changer au cours du temps ce qui rend la tâche ardue pour un suivi de santé en service. Cependant ce travail mériterait d'être approfondi pour comprendre les mécanismes d'endommagement au travers des émissions acoustiques.

La durée d'un essai de fatigue à faible amplitude (au regard de la contrainte à rupture) peut durer de quelques heures à plusieurs semaines générant une masse de données non négligeable. En effet, l'acquisition des signaux émissions acoustiques nécessite des fréquences d'échantillonnage élevées (2-10 MHz en général) car le contenu fréquentiel des formes d'ondes (Fig. 3.18(c)) peut atteindre plusieurs centaines de kilo-Hertz. Des flux d'émissions acoustiques sont ainsi collectés sur différentes voies d'acquisition (entre 2-6 capteurs) qu'il s'agit d'analyser en temps réel.

Le suivi de santé par émissions acoustiques nécessite donc d'analyser de grandes masses de données. Nous avons supposé que les ruptures de faible amplitude pouvaient apporter des informations importantes sur le comportement à long terme du composite. Cette hypothèse repose sur le fait que de nombreux travaux sur la modélisation physique des composites reposent en premier lieu sur la description de l'initiation et de la propagation des fissures dans la matrice, caractérisées justement par de faibles amplitudes au regard du bruit ambiant ou d'autres endommagements. Notre objectif étant à la fois le développement de méthodes de suivi de santé et l'aide à la compréhension des mécanismes d'endommagement, il paraît donc important de maintenir un niveau de seuillage en amplitude relativement faible (35-40 dB).

Nous nous sommes de ce fait attelés à développer une méthode de débruitage permettant d'**isoler les formes d'ondes** émanant des endommagements de celles dues au bruit. Le besoin est apparu lors d'essais de fatigue sur des composites en forme d'anneaux et fortement émissifs. Cette géométrie conjuguée au type de matrice utilisée (thermoplastique thermostable) a généré une quantité d'évènements acoustiques conséquente que ne parvenait pas à distinguer la méthode traditionnelle, dite des fenêtres glissantes, implémentée dans le logiciel d'analyse d'émissions acoustiques, et classiquement utilisée dans la littérature. La méthode de débruitage est décrite dans [RICL17] et repose sur les ondelettes (Donoho, 1995). La contribution de ce travail porte sur son implémentation temps réel (testée jusqu'à 10 MHz sans architecture informatique particulière) adaptée pour les essais de fatigue, et au réglage des paramètres de la méthode (type d'ondelette, type de seuillage des coefficients de la décomposition) à l'aide d'une source d'émissions acoustiques. Les paramètres du débruitage par ondelettes jouent un rôle fondamental et bien que cette méthode ait été utilisée à de nombreuses reprises pour l'émission acoustique, nous avons identifié très peu de travaux qui se sont intéressés à optimiser ses paramètres pour l'analyse de données en fatigue sur composites.



***A signal processing approach for enhanced Acoustic Emission data analysis in high activity systems : Application to organic matrix composites* → [RICL17] reproduite page 303**

Dans cet article, nous proposons une méthode de débruitage par ondelettes, proposons une méthode simple de réglage des paramètres et la comparaison à un logiciel commercial.

Les flux d'émissions acoustiques ne sont pas toujours enregistrés en pratique du fait de la taille importante des données. De nombreuses publications utilisent, en effet, des déclenchements sur seuil

pour ne retenir que les formes d'ondes d'intérêt. Le débruitage est alors effectué au niveau des descripteurs extraits à partir de ces formes d'ondes. Dans le cadre des travaux de thèse de D.D. Doan, nous nous sommes intéressés à ce type de méthodes pour faciliter l'analyse, a posteriori, des données de grande taille issues de la fatigue de composites. L'approche de débruitage est basée sur une distance de Mahalanobis entre des données de référence associées majoritairement au bruit et des données mesurées. Elle repose sur un modèle de bruit proposé dans (Farrar and Worden, 2013). Les données de référence sont ainsi représentées à l'aide d'une ellipsoïde dans l'espace des descripteurs. Lorsque les données mesurées pénètrent à l'intérieur de celle-ci, elles sont considérées comme du bruit de mesure et ne sont pas considérées pour l'analyse. Cette approche est un standard en détection d'anomalies (classification mono-classe). Nous l'avons adapté pour les essais de fatigue dans [RICL16] en considérant tout d'abord des données collectées avant l'application du chargement pour initialiser le modèle de bruit. Pour améliorer les résultats, le modèle a été enrichi avec une seconde ellipsoïde initialisée avec les données des premiers cycles de la fatigue et n'appartenant pas suffisamment à des classes d'endommagement estimées lors d'essais précédents. Dans le cadre de cet article, nous avons, par ailleurs, proposé une méthode de sélection des descripteurs basée sur une procédure de recherche incrémentale, beaucoup plus rapide à mettre en œuvre que l'approche "force brute" proposée par (Sause et al., 2012).



***An unsupervised pattern recognition approach for AE data originating from fatigue tests on polymer-composite materials* → [RICL16] reproduite page 321**

Dans cet article, nous proposons une méthode de débruitage par détection d'anomalie, une autre de sélection incrémentale de descripteurs et une dernière, évolutive, pour la classification des endommagements en fatigue.

3.2.3 Evaluation des endommagements par analyse des émissions acoustiques

Comme l'ont montré différents travaux de la littérature, l'évaluation des endommagements par analyse des émissions acoustiques devrait permettre de mettre en évidence une chronologie des endommagements [ACN07]. Comme souligné précédemment, peu de travaux se sont focalisés sur la recherche d'une partition qui n'optimise pas la forme des groupes mais la manière dont ces groupes apparaissent. De manière assez surprenante, la dimension temporelle des EA n'est quasiment jamais prise en compte dans l'analyse. Par exemple, une grande majorité de travaux s'appuient sur l'algorithme du Kmeans, des cartes auto-organisatrices de Kohonen ou d'autres algorithmes de partitionnement qui donnent des résultats identiques même si l'ordre des données est modifié. Cela signifie concrètement que l'endommagement des composites n'est pas considéré comme un processus dynamique or, c'est à l'opposé de la voie empruntée par les modèles physiques.

Dans nos premiers travaux sur le sujet, nous avons cherché à évaluer, subjectivement dans un premier temps, quels algorithmes standards permettaient de mettre en évidence une chronologie. Puis, nous avons réalisé des essais pendant lesquels la mise en marche de certains éléments (machines, acquisition) était connue a priori permettant ainsi de comparer les instants de première activation de certains groupes estimée par les algorithmes à une forme de vérité terrain. Les figures 3.20 et 3.21 (tirées de [ACN07], page 335) illustrent le déroulement temporel d'un essai standard.

Après de nombreux essais sur différentes configurations de composites, en utilisant des analyses *post-mortem* ou des méthodes de fractographie, notre choix s'est porté sur l'algorithme de Gustafson-

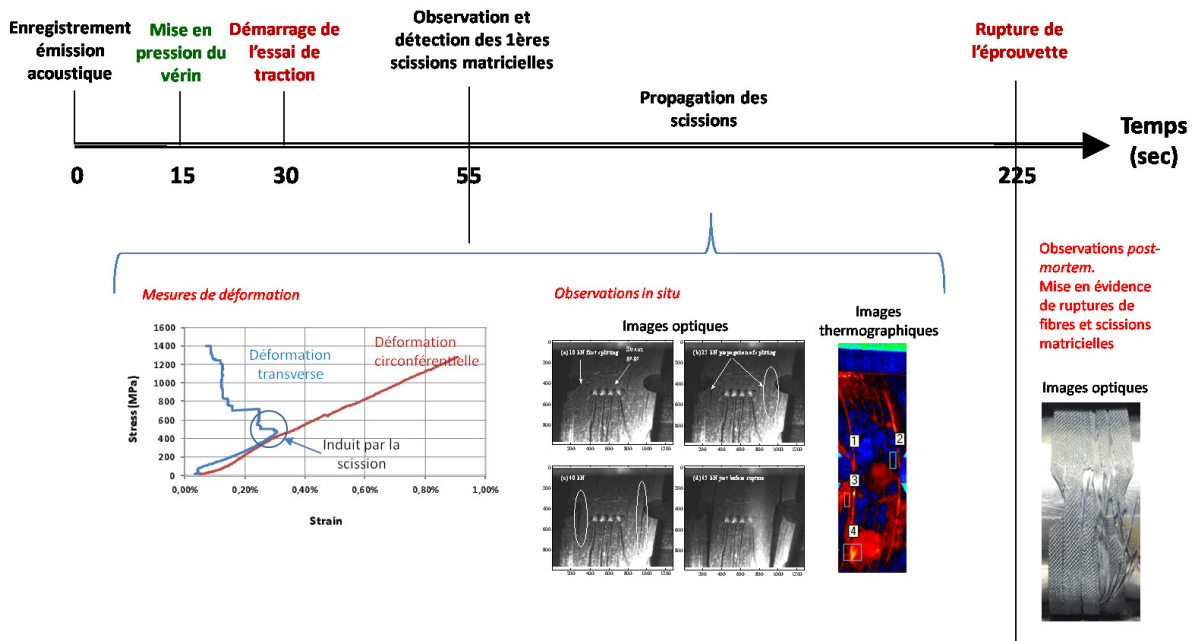


FIGURE 3.20 : Déroulement temporel de l'essai. Identification de modes d'endommagement par méthodes d'observation in-situ et post-mortem.

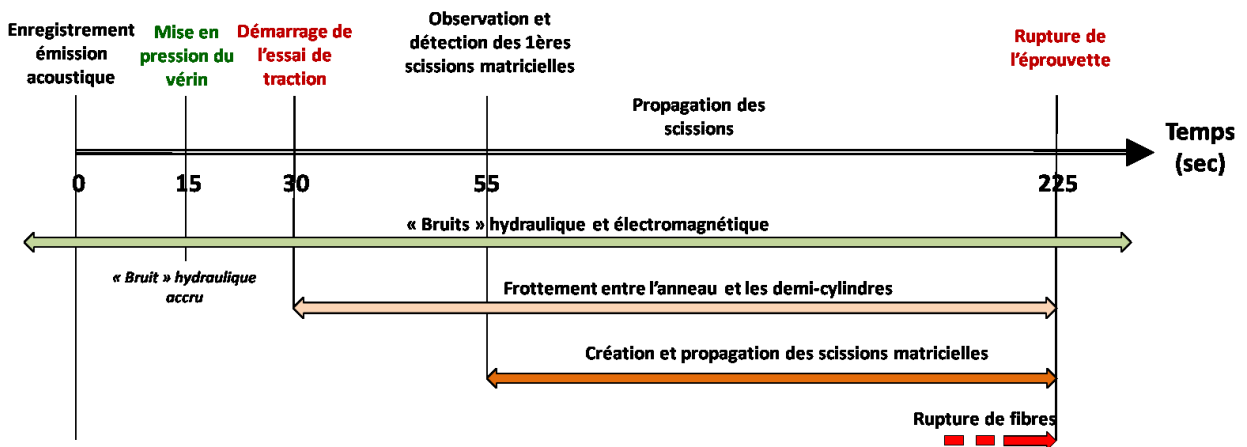


FIGURE 3.21 : Identification des sources potentielles d'émissions acoustiques et leur séquence d'apparition.

Kessel et sur les modèles de Markov cachés. Outre le fait qu'ils semblent naturellement fournir une séquence (voir les figures 4b, 5b et 6b de l'article [ACN07] qui seront discutées par la suite), ces algorithmes permettent, par ailleurs, de représenter des groupes sous la forme d'ellipsoïdes dans l'espace des descripteurs grâce à une distance de Mahalanobis modifiée, alors que d'autres algorithmes, comme le Kmeans par exemple, utilisent traditionnellement la distance Euclidienne qui suppose que les groupes sont sphériques. Cette spécificité permet de représenter une forme d'anisotropie dans l'espace des descripteurs ce qui semble pertinent au regard du comportement des composites.

3.2.3.1 Une approche stochastique basée sur les MMC

Dans [ACI19]⁸, nous nous sommes penchés sur les modèles de Markov partiellement cachés (tel que décrit dans [RICL12]) avec l'idée d'exploiter la structure latente pour estimer les paramètres des sources acoustiques (dans l'espace des descripteurs). Cette méthode prend explicitement en compte la dimension temporelle mais repose cependant sur l'hypothèse que le pas de temps est régulier. Or, cette hypothèse est incorrecte dans le cas des EA puisque les formes d'ondes apparaissent au gré des endommagements, ce qui signifie que le temps est une variable continue.

Sans chercher à implanter un modèle de Markov partiellement caché à temps continu, nous avons, tout d'abord, introduit une procédure simple de moyennage des événements acoustiques dans des fenêtres temporelles prédéfinies dont la taille est inversement proportionnelle à l'activité acoustique et au niveau de contrainte. Ces fenêtres jouent le rôle d'une quantification permettant de simplifier le problème et d'appliquer un modèle de Markov à temps discret. Bien que les résultats semblaient intéressants, au regard des observations expérimentales, le réglage de la taille des fenêtres était complexe dans le cadre d'essais de fatigue.

Une approche similaire a été récemment utilisée dans (Eleftheroglou and Loutas, 2016) mais considérant un temps continu. Pour autant, il nous semble que l'apprentissage par maximum de vraisemblance ne soit pas très adapté aux données d'EA sans a priori sur les mécanismes. En effet, ce type d'approche est plutôt à privilégier pour créer des modèles génératifs. Par ailleurs, les données, notamment celles issues de fatigue, ne sont pas équitablement réparties dans l'espace des descripteurs avec des concentrations très denses de points dues aux mécanismes de petite taille générant des formes d'ondes relativement proches lorsque décrites par les descripteurs traditionnels. Des mécanismes ponctuels, tout aussi importants mais peu représentés, sont généralement affectés à des groupes plus denses.

Grâce à la possibilité d'inclure des a priori incertains, le modèle de Markov partiellement caché peut être un candidat au suivi de santé en service des composites basés sur l'EA. Mais, le réglage de ces a priori devra être effectué soit par des données en lien avec la physique (contraintes/déformations), soit par des informations issues de modèles physiques (modèles de propagation, micromécanique...).

3.2.3.2 Méthodes de partitionnement évolutives pour le SHM en fatigue

Dans la continuité des travaux débutés dans [ACI21] (page 282) concernant les méthodes évolutives pour faire face au problème de non-stationnarité dans les composites, nous avons élaboré une seconde méthode dans le cadre des travaux de thèse de D.D. Doan [RICL16] (page 321). Cette méthode

8. Disponible ici : https://www.phmsociety.org/sites/phmsociety.org/files/phm_submission/2012/phmc_12_104.pdf.

part de l'hypothèse que les mécanismes d'endommagement activés pendant des essais quasi-statiques (la force appliquée est une rampe) se retrouvent en fatigue (cyclique). Ainsi, il est possible de considérer les données issues des essais quasi-statiques pour entrainer un modèle d'endommagement qui pourrait être directement appliqué en fatigue. Le principe est illustré en Fig. 1 et 2 de l'article.

La signature des mécanismes pouvant être différente entre les deux types de sollicitation, une approche consisterait à adapter les paramètres des groupes au fur et à mesure des acquisitions. Ce type d'approche a été testé avec succès dans [ACI21] mais nécessite de régler précautionneusement d'autres paramètres pour la mise à jour au cours de la fatigue. Dans [RICL16], nous avons proposé d'utiliser les données issues des premiers cycles de fatigue pour estimer les paramètres d'un nouveau groupe, ajouté à la liste de groupes estimés en quasi-statique.

Cette méthode a été appliquée sur plusieurs jeux de fatigue de composites therm durcissables en forme d'anneaux. Les figures 9 (à droite) et suivantes de l'article illustrent quelques résultats obtenus. Les figures 10 et 12 montrent l'évolution du niveau de chargement requis pour activer certaines sources acoustiques. Un des résultats intéressants, apparaissant en figure 11 de l'article, est la détection d'évènements apparaissant à certains niveaux et sens de chargement. D'abord en traction, en début de fatigue (groupe représenté par un carré noir), puis en compression sur la dernière partie d'essai, avec l'apparition d'un nouvel évènement (représenté par un losange, figure de droite) et l'extinction progressive d'une des sources (représentée par des points bleus). Des résultats similaires avaient été obtenus par (Dzenis, 2003a) mais relativement peu exploités pour le suivi de santé.

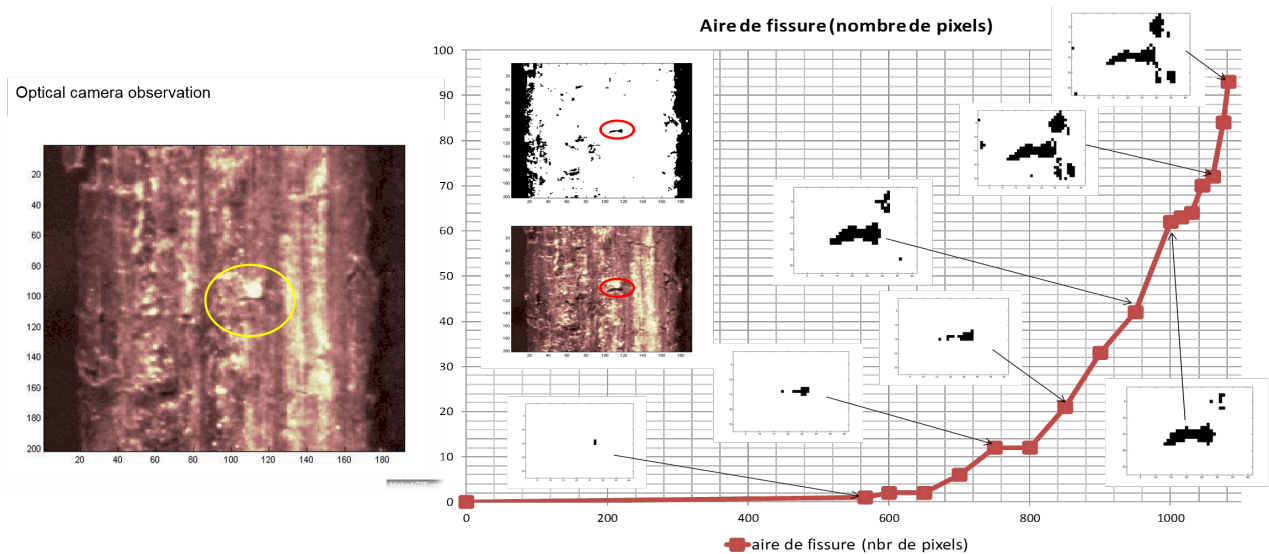


FIGURE 3.22 : Suivi de l'aire d'une fissure interpli par traitement d'images optiques sur un essai de fatigue.

La figure 12 de l'article a été obtenue sur un essai à 70% de la contrainte à rupture, générant près de 10 millions de formes d'ondes, et montre une évolution particulière des groupes. (Dzenis, 2003a) associe une grande partie de ces formes d'ondes à un phénomène de friction entre les lèvres des fissures qui se développent progressivement. Cette figure montre une phase d'accommodation pendant laquelle toutes les sources identifiées en quasi-statique sont activées, puis une phase de silence sur près de 20% de l'essai avec une seule source active à des niveaux très faibles de chargement, sans doute due à l'activité matricielle. Ce phénomène avait été observé par (Dzenis, 2003a). Puis les autres sources deviennent, de nouveau, actives et nécessitent de moins en moins d'effort pour les activer. Pour tous les essais, des phénomènes apparaissent autour de 50-60% de la durée de vie qui pourraient s'avérer

être des précurseurs de perte de certaines propriétés mécaniques. (Dzenis, 2003b) a développé un modèle physique suggérant que ces phénomènes pourraient être liés aux ruptures de fibres et à une activité de cisaillement. Sur certaines éprouvettes, D.D. Doan a pu mettre en évidence l'initiation et la propagation d'une fissure interpli (précurseur du délaminage) localisée sur la tranche. A l'aide d'une caméra optique, il a pu suivre l'évolution de cet endommagement critique en quantifiant l'aire de la fissure par traitement d'images (Fig. 3.22, tirée de [ACI30] reproduite en 366).



Towards a Better Lifetime Prediction of Composite Structures under In-service Conditions : Robust and Real-time Processing of Acoustic Emission Time-series in Presence of Damage Accumulation → [aci30] reproduite page 366

| Dans cet article, nous synthétisons nos travaux pour la caractérisation et le SHM de composites.

3.2.3.3 Méthodes de fusion de partitions pour une évaluation robuste et fiable

Toutes les approches décrites, jusqu'à présent, pour analyser le comportement d'un matériau composite par l'interprétation des données d'EA, reposent sur la recherche d'une unique partition. Face aux incertitudes concernant les mécanismes, nous avons cherché à combiner (fusionner) des partitions issues de différents algorithmes avec des jeux de paramètres différents (nombre de groupes, descripteurs utilisés...), illustré en Figure 3.23. Cette approche n'avait pas, à notre connaissance, été exploitée dans le cadre de l'EA. L'article [RICL18] donne les détails de l'approche proposée.

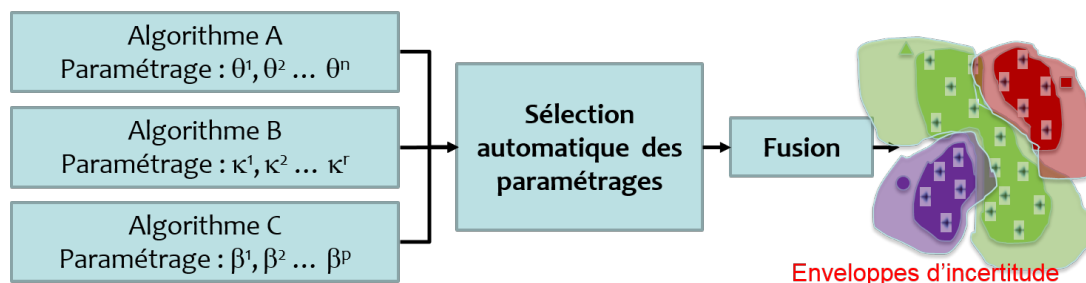


FIGURE 3.23 : Principe de la méthode de fusion de partitions.



Unsupervised Consensus Clustering of Acoustic Emission Time-Series for Robust Damage Sequence Estimation in Composites → [RICL18] reproduite page 342

| Dans cet article, nous proposons une méthode de fusion de partitions dédiées aux données d'EA, permettant de quantifier les incertitudes sur l'estimation d'une chronologie de mécanismes d'endommagement.

Principe de la méthode et application à des stratifiés annulaires therm durcissables En plus de combiner des partitions à l'aide d'une méthode décrite initialement dans (Fred and Jain, 2005), nous avons cherché à sélectionner un ensemble de partitions soulignant une forme de chronologie et de cinétique à l'aide de critères. Au lieu de s'intéresser à la forme des groupes (par le calcul de distance avec les descripteurs) pour évaluer la qualité d'une partition, nous nous sommes intéressés à la

distribution des groupes dans chaque partition, en termes de proportions uniquement. L'hypothèse de l'approche est que l'endommagement d'un composite met en jeu des mécanismes dont la fréquence d'apparition est différente. L'algorithme sélectionne les configurations (algorithmes/paramètres) respectant cette hypothèse⁹.

La sélection est effectuée en deux phases. La première calcule les partitions en fixant le nombre de groupes et en faisant varier les autres paramètres. Ces partitions sont ensuite triées en fonction d'un critère entropique, au sens de la théorie de l'information, calculé à partir de la différence (deux à deux) entre les valeurs logarithmiques des cumulées dans chaque groupe (voir Section II et la Figure 4 de l'article [RICL18]). La cumulée simple, pour estimer les différences de proportions, peut faire intervenir des grands nombres possiblement très différents dans le cas d'essais de fatigue. Cela signifie que certaines sources sont possiblement très actives par rapport à d'autres. Le logarithme permet de se focaliser sur les ordres de grandeur des proportions et d'amplifier les différences sur les proportions les plus faibles. Le choix de l'entropie est motivé par l'hypothèse de la différence entre les fréquences d'apparition. En effet, maximiser l'entropie de la différence des proportions revient à rechercher une partition minimisant les redondances en termes de cumulée d'apparition.

Un seuil sur l'entropie, calculé automatiquement à partir d'un centile, permet de sélectionner un sous groupe de configurations. La deuxième phase utilise ces configurations et fait varier le nombre de groupes. Pour chaque nombre de groupes, l'information mutuelle entre les différentes partitions est estimée en éliminant certaines des configurations par un échantillonnage aléatoire avec remise (*bootstrap*). Le nombre de groupes est déterminé en maximisant la valeur médiane de l'information mutuelle sur l'ensemble des tirages. L'incertitude relative entre les différents groupes évaluée par rééchantillonnage permet de déterminer si les configurations estimées dans la première phase pour un nombre de groupes donné sont pertinentes. Dans le cas contraire, le nombre de groupes initial doit être changé et la procédure relancée. Lorsque peu de variance est observée, la suppression d'une partition modifie peu le résultat, démontrant une forme de robustesse de l'estimation.

Il est important de noter que cette approche ne dépend pas de l'algorithme de partitionnement utilisé. Nous avons, en effet, testé avec succès cette approche en considérant un algorithme de Gustafson-Kessel, Kmeans et modèle de Markov caché. Cependant, une simulation sur 100 jeux de données (en utilisant des données issues de composites réels et fournies généreusement par (Sause et al., 2012)) a permis de mettre en évidence la pertinence de l'algorithme de Gustafson-Kessel dont les performances en fusion ont dépassé celles obtenues avec les autres approches (voir la section III de l'article [RICL18], page 342). Cette approche a été appliquée sur différentes configurations de composites (thermodurcissable, thermoplastique thermostable, biocomposites) sous sollicitations quasi-statiques et en fatigue menant à des résultats très intéressants concernant la chronologie des endommagements. Nous montrons par exemple, dans [RICL18], que la chronologie est en phase avec des observations microscopiques pour des thermodurcissables. Les figures de l'article montre une forme de cinétique qui dépend de l'activation de différents mécanismes. Ce point, qui nous paraît très important au regard du comportement des composites et des approches développées auparavant dans la littérature, est illustré dans les exemples suivants.

Application à des composites stratifiés annulaires thermoplastiques thermostables Les figures 3.24 et 3.25 montrent un résultat obtenu sur un composite tubulaire thermoplastique thermostable

9. L'algorithme peut tout aussi bien sélectionner des partitions ne la respectant pas si toutes les configurations vont dans ce sens.

(application industrielle, thèse de X. Gabrion). Dans cet exemple, plus de 350000 formes d'ondes ont été collectées.

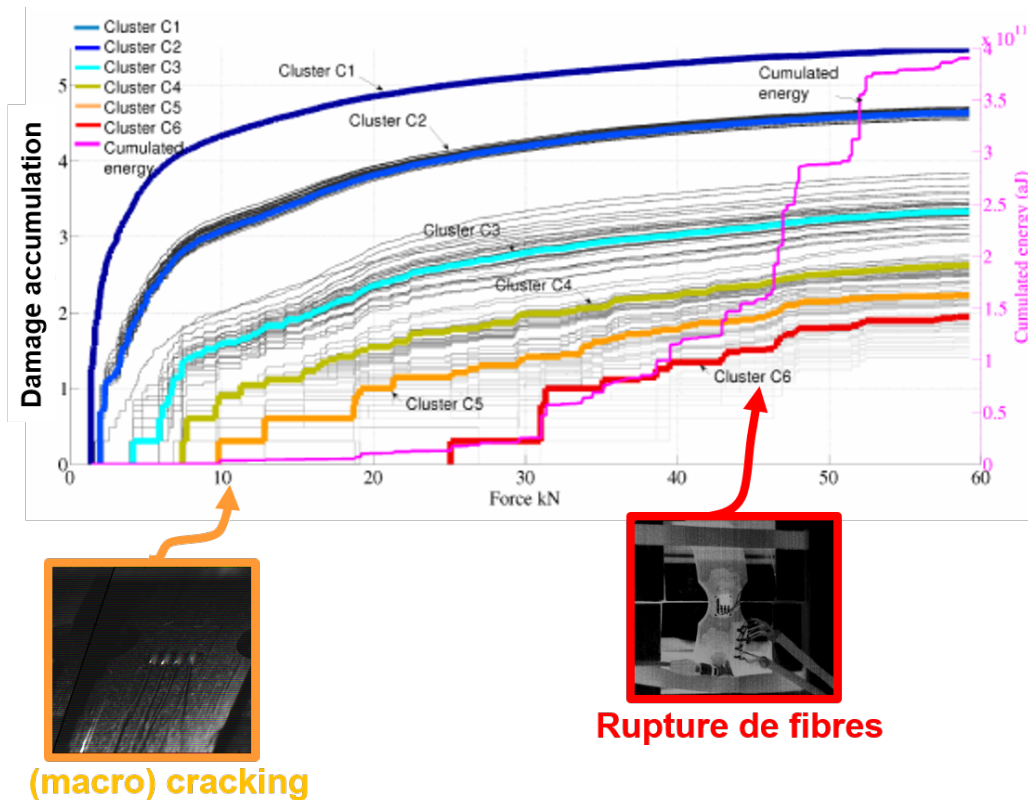


FIGURE 3.24 : Résultats de la fusion pour l'évaluation de la séquence des endommagements sur un composite tubulaire thermoplastique thermostable et lien avec des observations in-situ complémentaires (caméra optique montrant l'initiation et la propagation d'une fissure circumférentielle, et thermographie infrarouge montrant les ruptures énergétiques).

La Figure 3.24 illustre la séquence des endommagements sur cet essai, à laquelle est superposée l'énergie élastique cumulée et des observations optiques et infrarouges montrant des corrélations avec des ruptures de fibres et la propagation de deux fissures circumférentielles initiées à partir d'entailles (normalisées). Chaque courbe représente le logarithme de la cumulée de l'activation d'une source acoustique estimée pour un nombre de 6 groupes (déterminé automatiquement par l'algorithme) et pour environ 120 sous-ensembles de descripteurs. Les 120 partitions (pour chaque groupe) permettent d'estimer l'incertitude autour de l'activation des sources à des instants donnés, chaque instant correspondant à la détection d'une forme d'ondes (sans localisation spatiale). Les courbes en gras représentent le résultat de la fusion pour chaque source. L'axe horizontal représente la force appliquée par la machine de traction, de sorte que les enveloppes d'incertitudes permettent d'affecter un intervalle de contraintes nécessaires pour activer ces sources acoustiques. Cette information peut s'avérer intéressante pour faire le lien avec la mécanique de la rupture. Précisons qu'il est possible de réaliser ce partitionnement à partir des flux acoustiques issu de chaque capteur positionné stratégiquement sur la structure de sorte à disposer d'informations locales sur l'endommagement cumulé en fonction des déformations.

Pour alimenter la description des sources, la Figure 3.25(a) représente la densité des amplitudes dans chaque groupe. Cela donne une image des amplitudes (moyenne et variance) des signaux acoustiques émis par chaque source. La Figure 3.25(b) représente le nombre de fois où un descripteur est

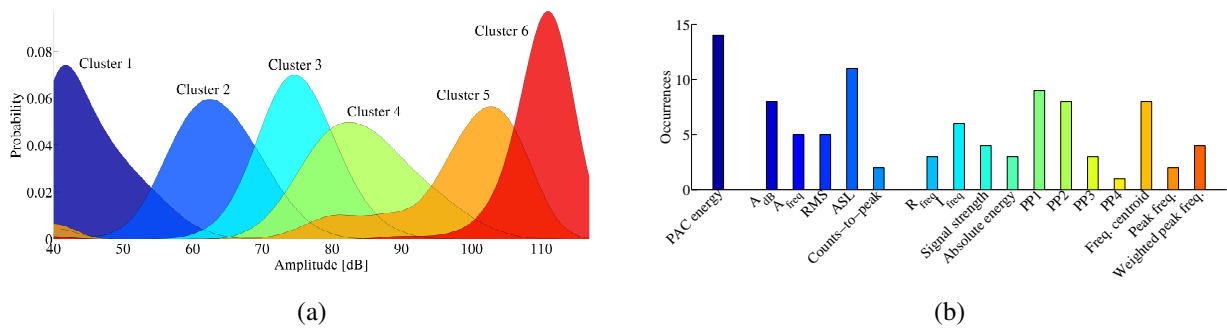


FIGURE 3.25 : Densités des amplitudes pour chaque source d'émissions, histogramme des descripteurs sélectionnés par l'algorithme.

sélectionné indépendamment du sous-ensemble utilisé dans la fusion (plusieurs sous-ensembles différents peuvent partager des descripteurs similaires). Dans cet exemple, on peut voir que tous les descripteurs n'ont pas la même importance selon l'algorithme avec une préférence notable pour les descripteurs énergétiques et pour quelques descripteurs fréquentiels.

Application à des composites stratifiés à fibres de lin sous sollicitations cycliques Dans [RICL22], nous avons appliqué cette approche sur des composites stratifiés biosourcés (renforcés par des fibres de lin) pour évaluer l'impact de l'absorption d'humidité de ces matériaux sur les performances en fatigue cyclique. La Figure 3.26(a) représente le critère de sélection du nombre de sources acoustiques, on peut voir que le maximum est atteint pour 5 sources, avec relativement peu de variance démontrant une forme de robustesse sur l'estimation. La Figure 3.26(b) représente le nombre de fois où chaque descripteur a été sélectionné indépendamment du sous-ensemble. On peut observer que tous les descripteurs apparaissent assez fréquemment, avec une préférence pour l'énergie "absolue".

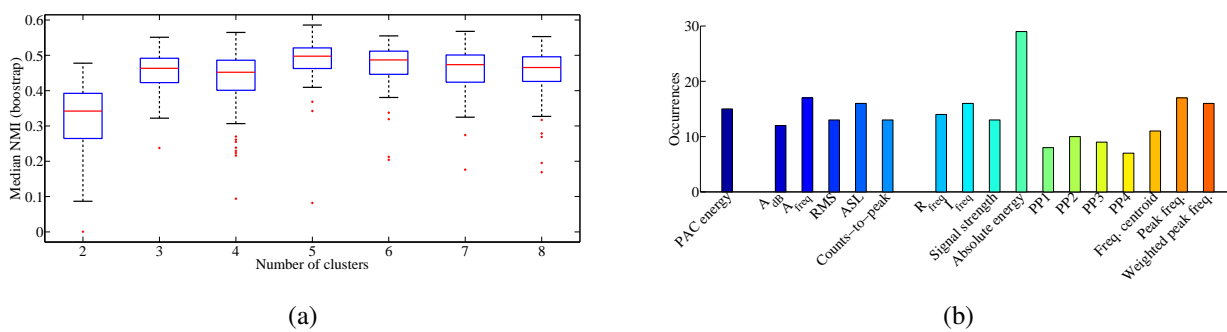


FIGURE 3.26 : Exemple des composites biosourcés : Critère de sélection du nombre de groupes (5 ici), et histogramme des descripteurs sélectionnés par l'algorithme.

La Figure 3.27 montre l'activité acoustique estimée dans les différents groupes, et la quantification des incertitudes autour de leur estimation. Les enveloppes d'incertitude permettent ici d'estimer un intervalle de confiance concernant le nombre de cycles nécessaires pour activer ces sources acoustiques. On peut observer que les mécanismes d'endommagement s'activent progressivement au cours des cycles. D'un point de vue physique, certaines sources ont été reliées à des endommagements ma-

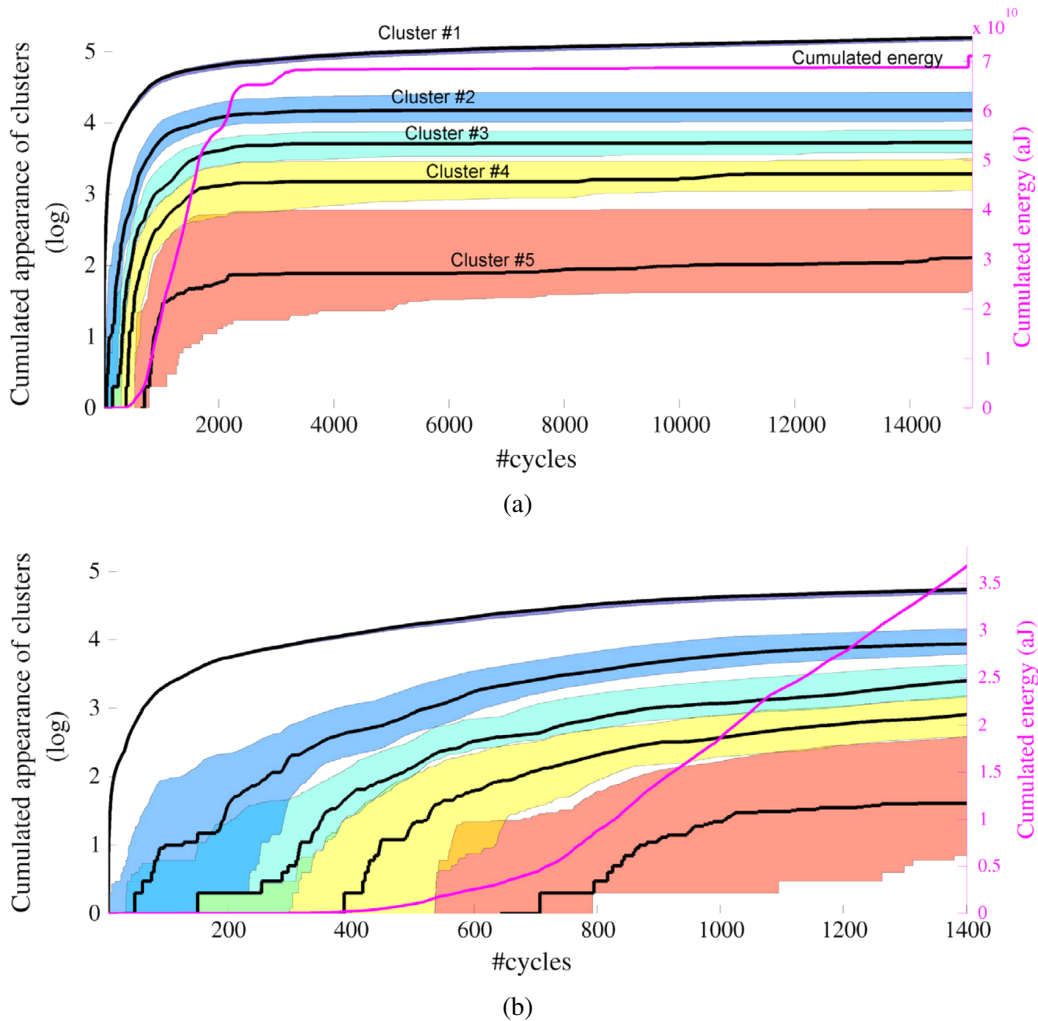


FIGURE 3.27 : Exemple des composites biosourcés : Activité acoustique dans les différents groupes avec estimation des incertitudes. (a) Evolution de la cumulée des groupes pour un essai de fatigue à 60% de la contrainte à rupture ; (b) Zoom sur les 1400 premiers cycles. Tirées de [RICL22].

triciels, d'interface et de fibres grâce à des observations microscopiques (par exemple, voir la Fig. 13 de l'article).

L'activation du dernier mécanisme autour de 800 cycles correspond à une augmentation importante de l'énergie élastique cumulée. Les formes d'ondes associées à ce mécanisme étant celles ayant la plus grande amplitude (Fig. 3.28(a)), cela signifie probablement que des fibres sont rompues et/ou que des macro-endommagements ont lieu. Si cela est avéré, peut-on considérer que le composite est encore viable ? En terme de tenue, on peut remarquer que le nombre de cycles est très important (15000 cycles au total) au regard de ces 800 cycles. Mais, est-ce que les propriétés du composite demeurent dans une gamme de valeurs suffisantes pour une utilisation en service, par exemple en présence de sollicitations multiaxiales momentanées ? Comme pour les composites carbone considérés jusqu'à présent, il semble peu cohérent d'appliquer des outils prédictifs de la "durée de vie" en nombre de cycles. Des critères reposant sur le potentiel restant (résistance par exemple), semblent plus pertinents. Ce sujet d'étude représentait le point central de la thèse de D.D. Doan qui n'a pas été au bout de sa thèse. La Figure 3.28 représente ces sources dans différents espaces de descripteurs. On peut remarquer que les amplitudes forment des paquets relativement distincts (Fig. 3.28(a) et 3.28(b))

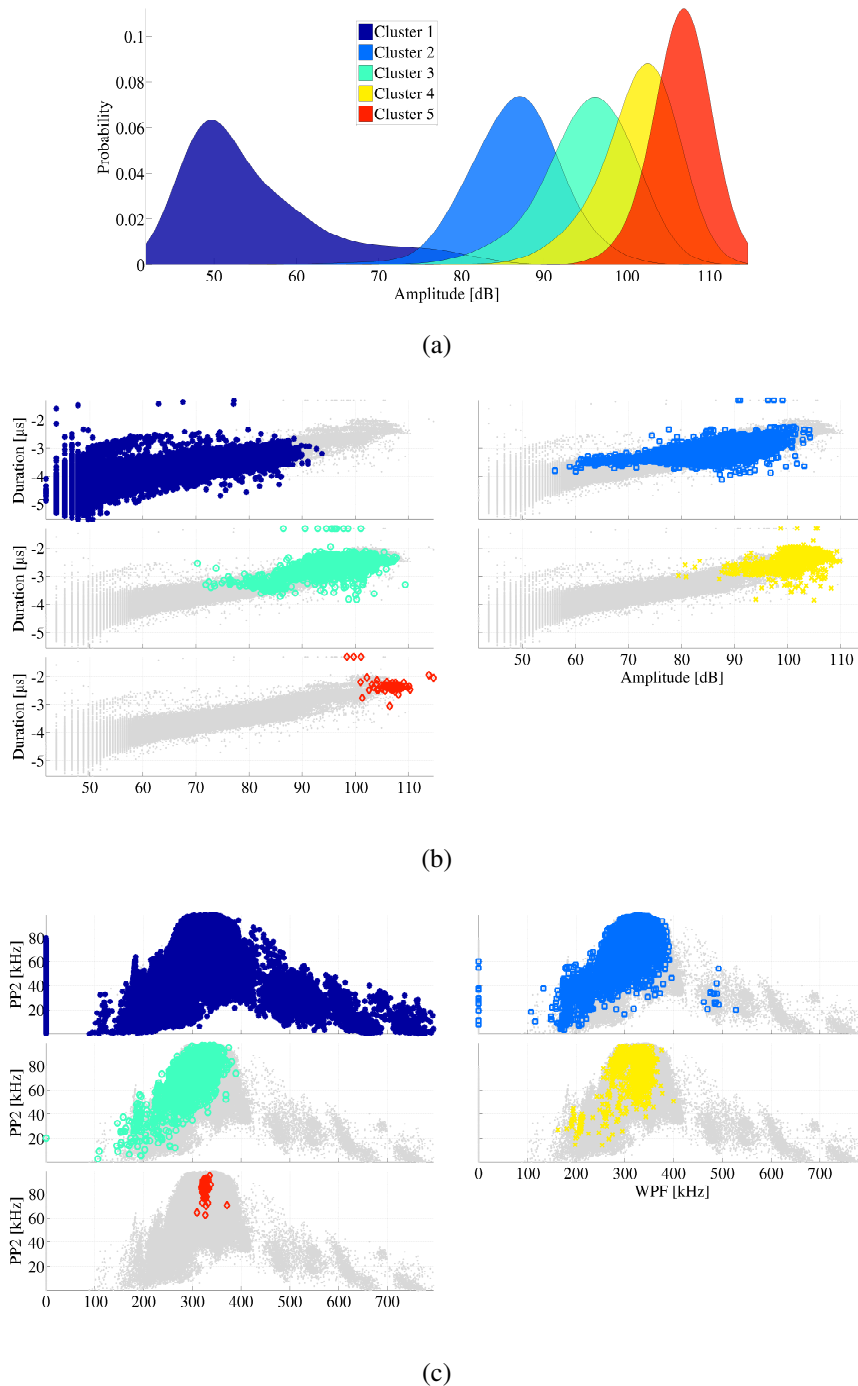


FIGURE 3.28 : Exemple des composites biosourcés : Représentation des sources acoustiques estimées dans l'espace de descripteurs. (a) Densités des amplitudes, (b) Durée des signaux vs. amplitude, (c) Puissance partielle numéro vs. fréquence de pic pondérée.

mais les descripteurs fréquentiels proposés dans (Sause et al., 2012) apportent ici peu d'information pour discriminer les mécanismes.

3.3 Conclusion et perspectives

Ce chapitre a permis de positionner notre travail sur le suivi de santé en fatigue de structures composites basé sur la technique de l'émission acoustique (EA). Les flux d'EA issus des matériaux considérés ont nécessité le développement de techniques appropriées pour le traitement des signaux (débruitage), la détection des formes d'ondes pertinentes, l'extraction et la sélection de descripteurs, le partitionnement ou la classification et la corrélation avec des observations *in-situ* et *post-mortem* en vue de l'identification des mécanismes d'endommagement. Un lien avec la physique de la rupture et de la propagation des ondes a été initié par l'intermédiaire de simulations numériques. Le SHM de composites nécessite une approche transdisciplinaire qui a été rendue possible par la participation de plusieurs étudiants financés par le labex ACTION et de plusieurs collègues de FEMTO-ST et du département Mécanique Appliquée notamment.

Cette synthèse a permis de mettre en évidence la difficulté du suivi de santé des composites, que ce soit par des approches orientées physiques ou données. Faire correspondre les modèles orientés données et les modèles physiques en tout point comme un gant sur une main me paraît difficile étant donnée la complexité des phénomènes mis en jeu. Mais, se servir de l'un pour faire avancer l'autre ou combiner ces deux approches pour l'aide à la caractérisation et le suivi de santé peut bénéficier à deux communautés et apporter des solutions à des problèmes pratiques.

Les perspectives proposées ci-dessous s'inscrivent dans le cadre du PIA labex ACTION (voir Section 1.3.4.4) qui a permis de développer l'axe SHM en favorisant la collaboration entre chercheurs de différents domaines au sein de FEMTO-ST. Le projet a débuté en 2012 et se terminera en 2020. La relève devrait être assurée par l'axe 1 du PIA2 I-SITE BFC (voir Section 2.3.5) sur la période 2016-2026.

3.3.1 Sur la vérification par simulation numérique de l'approche développée

Du fait du manque de connaissance et de la complexité du problème, les outils de reconnaissance de formes proposés pour analyser les données d'émissions acoustiques, que ce soit dans le cadre de nos travaux et plus globalement dans la littérature, n'ont pas été validés par des modèles physiques. Des prémisses ont été proposées mais à notre connaissance, les modèles existants ne prennent pas en compte l'amortissement du matériau ni l'endommagement cumulé. Le modèle de la source acoustique demande par ailleurs de régler un certain nombre de paramètres ayant un impact important sur les résultats de simulation.

La technique de l'émission acoustique aurait beaucoup à gagner si un modèle numérique pouvait démontrer que cette technique permet effectivement de déduire le type de sources (mécanismes d'endommagement) en présence d'endommagement cumulé. Certains articles posent en effet la question de la fiabilité de cette technique pour détecter des endommagements de petite taille (Awerbuch et al., 2016).

La difficulté, comme mentionné précédemment, porte sur la modification des formes d'ondes sur le parcours de la source au capteur du fait des discontinuités dans les composites ou encore de la géométrie. Il serait par exemple intéressant de simuler un essai complet, de traction par exemple, pen-

dant lequel les formes d'ondes seraient enregistrées tout en intégrant les modifications de la structure interne du matériau pendant l'essai. Pour réduire les temps de calculs, des éprouvettes de petite taille pourraient être considérées en considérant soit les constituants élémentaires d'un composite ou bien des modes de rupture plus simples. Une confrontation calculs/essais permettrait de valider les algorithmes proposés. Des essais de fatigue nécessiteraient beaucoup plus de ressources mais pourraient s'avérer encore plus pertinents.

Ces essais permettraient tout d'abord d'évaluer quels algorithmes fournissent les résultats les plus proches de la modélisation. Par ailleurs, de nouvelles pistes de recherche pourraient être imaginées pour développer des algorithmes (non-supervisés) plus performants. Ces algorithmes pourraient reposer sur une première phase de retournement temporel (déconvolution) afin de reconstruire la forme d'ondes émise par la source à partir de celles obtenues sur différents capteurs et après localisation spatiale. Par ailleurs, ces algorithmes, fiabilisés pour déterminer les mécanismes d'endommagement, pourraient être utilisés pour construire des surfaces de rupture (Figure 3.6) en établissant un lien statistique entre des données capteurs distribués sur la structure et un état de contrainte. Cette information pourrait être utilisée pour aider à améliorer les capacités prédictives des modèles physiques.

3.3.2 Sur le développement de modèles phénoménologiques incertains pour le suivi de santé de structures

Il existe de nombreux modèles basés sur la prise en compte du caractère aléatoire des endommagements dans les composites. Ces modèles reposent sur des approches fiabilistes (Carbillet et al., 2009; Vinogradov and Hashin, 2005; Chiachio et al., 2012) ou sur une modélisation Markovienne (Rowatt, 1995; Rowatt and Spanos, 1998; Wei et al., 2010; Chiachio et al., 2014). Développés dans un cadre probabiliste, ces modèles pourraient sans doute être étendus au cadre crédibiliste. Souhaitant continuer à développer des méthodes basées sur les fonctions de croyance, il me semble opportun de le faire dans la perspective du suivi de santé des structures.

La modélisation stochastique phénoménologique de l'endommagement cumulé proposée par (Rowatt, 1995; Rowatt and Spanos, 1998) basée sur des chaînes de Markov peut être étendue aux fonctions de croyance avec l'objectif de représenter explicitement le doute entre les différents états d'endommagement et de pouvoir intégrer des a priori incertains. Cette extension est possible grâce aux travaux récents proposés dans [RICL21] où une formalisation crédibiliste de ces chaînes est proposée. Le modèle permet par ailleurs de considérer des états cachés estimés à partir de données capteurs, par exemple issues des émissions acoustiques.



***Inference and learning in evidential discrete latent Markov models* → [RICL21] reproduite page 374**

Dans cet article, nous proposons une généralisation des modèles de Markov aux fonctions de croyance avec une attention particulière portée aux procédures d'apprentissage des paramètres.

Une autre perspective consisterait à considérer un matériau composite (une éprouvette dans un premier temps) comme un système à part entière et de le décomposer en éléments plus simples et connectés. Les connections pourraient représenter des liens de causes à effets permettant par exemple d'expliquer comment les propriétés évoluent en fonction des sollicitations, ou encore comment certains mécanismes d'endommagement sont initiés et propagés. Cette représentation sous forme d'un

graphe dynamique pourrait être exploitée pour estimer la fiabilité du matériau. L'estimation de la fiabilité par graphes dynamiques a été proposée par exemple par (Weber and Jouffe, 2003; Weber et al., 2012) dans le cadre des probabilités et par (Almond, 1995; Martinez, 2012) dans le cadre des fonctions de croyance. L'adaptation de ces outils aux composites nécessiterait certainement un couplage avec les modèles physiques afin de disposer des informations nécessaires permettant dans un premier temps d'établir la structure du graphe. Une deuxième phase permettra ensuite d'établir un lien avec les données issues de techniques non-destructives, telles que les émissions acoustiques ou les acousto-ultrasons.

3.3.3 Approche globale/locale pour le SHM à l'échelle

Les techniques de suivi de santé sont généralement utilisées dans deux situations : lorsque la structure a été volontairement sous-dimensionnée (pour des problématiques liées à l'allégement par exemple) ou lorsqu'un évènement est apparu pouvant remettre en cause son intégrité (changement des propriétés des matériaux). Dans le premier cas, des modèles de détection d'anomalie orientés données peuvent être implantés afin de détecter un évènement anormal et ainsi se ramener à la seconde situation qui demande plus de considération.

3.3.3.1 Sur la localisation spatiale des endommagements

L'intégrité de structures composites peut être remise en question suite à la formation d'une fissure macroscopique. Dans ce cadre, plusieurs travaux basés sur les acousto-ultrasons ont déjà été proposés pour suivre et prédire son évolution (basés sur une loi de Paris-Erdogan notamment). Cependant, il paraît pertinent de considérer des structures composites pour lesquelles l'endommagement est diffus ou ne pouvant être inspectée pour localiser précisément les fissures. Dans ce cas, il est tout d'abord nécessaire de localiser spatialement les endommagements.

Dans des structures composites, l'anisotropie, les hétérogénéités et la géométrie rend la localisation difficile. Les incertitudes sur les vitesses de propagation et sur les instants de détection des formes d'onde peuvent en effet être importantes. Si ces incertitudes peuvent être quantifiées, cela permettrait de fournir des résultats de localisation accompagnés d'une enveloppe d'incertitudes. On pourrait imaginer mettre à jour cette enveloppe au fur et à mesure des acquisitions. Peu de travaux se sont intéressés à ce problème. On peut par exemple noter ceux de (Niri et al., 2014) reposant sur une représentation des incertitudes (sur la position de la source et la vitesse des ondes) par la théorie des probabilités avec une mise à jour temps réel par les mesures basée sur des filtres de Kalman. (Ristic and Smets, 2004) ont proposé une extension de ce type de filtres avec les fonctions de croyance dans le cadre du suivi de cibles. Leur approche permet par ailleurs de classer les cibles, ce qui pourrait s'avérer intéressant dans notre application afin d'identifier des mécanismes d'endommagement tout en les localisant. Le filtre de Kalman repose sur une linéarisation d'un modèle d'évolution, des approches non-linéaires pourraient être imaginées en restant dans le cadre des fonctions de croyance (Reineking, 2011).

3.3.3.2 Sur le passage à l'échelle des outils développés

Éléments assemblés Les structures considérées jusqu'à présent, bien que complexes, étaient soit à l'échelle d'éprouvettes de laboratoire (plaques), soit d'éléments de structure à une échelle réduite et

reproduisant un comportement d'éléments réels (anneaux, tubes). Quelques éléments structuraux ont été testés mais dans le cadre d'essais confidentiels (structures tubulaires notamment). Ainsi, le passage à l'échelle d'une pièce structurale de grandes dimensions permettrait d'évaluer la méthodologie développée et d'imaginer de nouvelles perspectives.

Le passage à l'échelle peut être imaginé en considérant des éléments de structures assemblées. Dans ce cadre, une étude en cours concerne la tenue en fatigue vibratoire de pièces assemblées, en collaboration avec G. Chevallier du thème D-SMART du département Mécanique Appliquée. Les enjeux sociétaux concernent principalement l'énergie vue sous l'angle des pertes par frottement, la fiabilité des systèmes liés aux problèmes d'endommagement, et pourquoi pas la santé (CNRS, 2014, Section 09). La compréhension de ces phénomènes est rendue particulièrement difficile lorsqu'ils se situent au sein d'un contact ne permettant pas une observation directe, cette difficulté se trouvant exacerbée lorsque les surfaces mécaniques doivent accommoder des déplacements relatifs et transmettre des efforts (CNRS, 2014, Section 09).

Pour cela, nous avons tout d'abord considéré des plaques en aluminium liées entre elles par des vis instrumentées et développées dans le cadre d'un projet FUI porté par G. Chevallier. L'objectif est dans un premier temps d'évaluer la capacité de la technique de l'émission acoustique à détecter et prévoir le desserrage spontané. Dans un second temps, nous chercherons à déterminer si la modification de l'amortissement de cette structure est liée à des glissements partiels accompagnés de phénomènes hautes fréquences dissipant l'énergie sous forme élastique, et si ces phénomènes peuvent être distingués dans les flux d'EA perturbés par les vibrations. En complément de la technique EA, l'étude des vibrations basses fréquences par accéléromètres et par vibromètre 3D a été réalisée. Une modélisation physique de l'assemblage a, de plus, été proposée dans le cadre d'un stage en 2016 afin de prédire par simulation son comportement dynamique. L'analyse des données est en cours et il est attendu que les résultats permettent d'envisager un projet plus ambitieux portant sur le SHM couplant données et physique pour le suivi de la tenue en fatigue combinant vibrations et sollicitations mécaniques sur composites assemblés par boulonnages instrumentés et par collage.

Les avancées dans les procédés de collage permettent d'envisager d'intégrer une nouvelle technologie de capteurs/actionneurs actuellement développée au sein du thème MEMS du département Mécanique Appliquée et basée sur les CMUTS (*Capacitive Micromachined Ultrasonic Transducers*). Ces transducteurs peuvent être installés sur un support conformable permettant d'imaginer des applications sur/dans des composites à forme courbe. Une collaboration a été initiée dans ce sens avec Gilles Bourbon et Patrice Le Moal (thème MEMS) dans le cadre d'un projet financé par le labex ACTION en 2016. Ce projet va dans le sens de développements réalisés en 2016 dans le cadre d'un autre stage financé par le labex ACTION et portant sur l'étude d'un aileron composite au sein duquel des patchs piézoélectriques ont été intégrés à des fins d'actionnement et de mesures (Figure 1.25, Chapitre 1). Il est envisagé d'étudier si la démarche développée jusqu'à présent peut être exploitée non seulement pour suivre mais aussi contrôler (en termes vibro-acoustiques) l'état de santé de cette structure composite. Le réseau de capteurs intégrés (50 capteurs sur la structure actuelle) demandera des développements spécifiques pour gérer la quantité d'informations afin de déduire l'état et de localiser les endommagements en temps réel. Une collaboration avec Yann Meyer de l'UTBM a été initiée sur ce sujet.

Structure réelle Dans le cadre du projet Smart Composites (labex ACTION / Région Franche Comté), l'objectif est de suivre l'état de santé d'une citerne réelle en composite dédiée au transport

de matières pulvérulentes¹⁰. Ce projet a nécessité le développement de nouveaux capteurs sans fils de taille millimétrique permettant d'obtenir des informations sur l'état des contraintes dans des régions fragilisées ou soumises à des sollicitations en service. Les émissions acoustiques sont ici fortement atténuées par le matériau utilisé (dont le procédé de fabrication est breveté) ce qui limite l'emploi de cette technique à des petites surfaces. Afin de limiter le nombre de capteurs sur la cuve, une seconde fonction a été ajoutée aux capteurs précédents permettant théoriquement de détecter des ondes transitoires. L'analyse des signaux transitoires issus de ces capteurs va nécessiter le développement de techniques de traitement de signal adaptées car l'interrogation à distance, par radiofréquences, est sensible aux perturbations électromagnétiques environnantes menant à des données incomplètes.

Références pour le SHM

- RD Adams and PDRD Cawley. A review of defect types and nondestructive testing techniques for composites and bonded joints. *NDT international*, 21(4) :208–222, 1988.
- Russel G Almond. *Graphical belief modeling*. CRC Press, 1995.
- J. Awerbuch, F.A. Leone, D. Ozevin, and T.-M. Tan. On the applicability of acoustic emission to identify modes of damage in full-scale composite fuselage structures. *Journal of Composite Materials*, 50(4) :447–469, 2016.
- J.C. Bezdek and N.R. Pal. Some new indexes of cluster validity. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 28(3) :301–315, 1998.
- M.L. Boubakar, F. Trivaudey, D. Perreux, and L. Vang. A meso–macro finite element modelling of laminate structures : Part i : time-independent behaviour. *Composite Structures*, 58(2) :271 – 286, 2002. ISSN 0263-8223. doi : [http://dx.doi.org/10.1016/S0263-8223\(02\)00049-1](http://dx.doi.org/10.1016/S0263-8223(02)00049-1). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263822302000491>.
- M.L. Boubakar, L. Vang, F. Trivaudey, and D. Perreux. A meso–macro finite element modelling of laminate structures : Part ii : time-dependent behaviour. *Composite Structures*, 60(3) :275 – 305, 2003. ISSN 0263-8223. doi : [http://dx.doi.org/10.1016/S0263-8223\(03\)00012-6](http://dx.doi.org/10.1016/S0263-8223(03)00012-6). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263822303000126>.
- M. Bouchak, I.R. Farrow, I.P. Bond, C.W. Rowland, and F. Menan. Acoustic emission energy as a fatigue damage parameter for {CFRP} composites. *International Journal of Fatigue*, 29(3) :457 – 470, 2007. ISSN 0142-1123. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijfatigue.2006.05.009>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142112306001721>.
- S. Carbillet, F. Richard, and L. Boubakar. Reliability indicator for layered composites with strongly non-linear behaviour. *Composites Science and Technology*, 69(1) :81 – 87, 2009. ISSN 0266-3538. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.compscitech.2007.10.053>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0266353807004460>. Mechanical Response of Fibre Reinforced Composites.

10. Un article dans l'Usine Nouvelle intitulé *Et les composites devinrent programmables* est paru le 18 février 2016 et portant sur le SHM à FEMTO-ST, dans le cadre du labex ACTION et du projet Smart Composites. Un second article est paru le 14 octobre 2015 intitulé *La France des objets connectés : Spitzer-Eurovac ausculte ses citernes* portant sur ce même projet.

- A. Carpinteri, G. Lacidogna, and N. Pugno. Structural damage diagnosis and life-time assessment by acoustic emission monitoring. *Engineering Fracture Mechanics*, 74(1) :273–289, 2007.
- M. Chiachio, J. Chiachio, and G. Rus. Reliability in composites—a selective review and survey of current development. *Composites Part B : Engineering*, 43(3) :902–913, 2012.
- M. Chiachio, J. Chiachio, G. Rus, and J.L. Beck. Predicting fatigue damage in composites : A bayesian framework. *Structural Safety*, 51 :57 – 68, 2014. ISSN 0167-4730. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.strusafe.2014.06.002>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167473014000617>.
- O. Cisse. *Caractérisation du comportement hygro-mécanique des fibres libériennes élémentaires issues du chanvre*. PhD thesis, Univ. de Franche-Comté, 2014.
- CNRS. Rapport de conjoncture. Technical report, CNRS, 2014.
- W. Dong, T. Moan, and Z. Gao. Long-term fatigue analysis of multi-planar tubular joints for jacket-type offshore wind turbine in time domain. *Engineering Structures*, 33(6) :2002–2014, 2011.
- D.L. Donoho. De-noising by soft-thresholding. *IEEE transactions on information theory*, 41(3) : 613–627, 1995.
- L.P. Durand. *Composite materials research progress*. Nova Publishers, 2008.
- YA Dzenis. Cycle-based analysis of damage and failure in advanced composites under fatigue : 1. experimental observation of damage development within loading cycles. *International Journal of Fatigue*, 25(6) :499–510, 2003a.
- YA Dzenis. Cycle-based analysis of damage and failure in advanced composites under fatigue : 2. stochastic mesomechanics modeling. *International journal of fatigue*, 25(6) :511–520, 2003b.
- N. Eleftheroglou and T. Loutas. Fatigue damage diagnostics and prognostics of composites utilizing structural health monitoring data and stochastic processes. *Structural Health Monitoring*, page 1475921716646579, 2016.
- C.R. Farrar and K. Worden. *Structural Health Monitoring : A Machine Learning Perspective*. John Wiley & Sons, Ltd, 2013.
- A Fatemi and Lianxiang Yang. Cumulative fatigue damage and life prediction theories : a survey of the state of the art for homogeneous materials. *International journal of fatigue*, 20(1) :9–34, 1998.
- A.L.N. Fred and A.K. Jain. Combining multiple clusterings using evidence accumulation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27(6) :835–850, Jun 2005.
- X. Gabrion. *Contributions à la caractérisation d'un matériau composite thermoplastique thermo-stable : Application à des structures cylindriques sous sollicitations multiaxiales*. PhD thesis, Univ. de Franche-Comté, 2014.

- N. Godin, S. Huguet, R. Gaertner, and L. Salmon. Clustering of acoustic emission signals collected during tensile tests on unidirectional glass/polyester composite using supervised and unsupervised classifiers. *NDT & E International*, 37(4) :253 – 264, 2004. ISSN 0963-8695. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.ndteint.2003.09.010>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S096386950300135X>.
- D.O. Harris and H.L. Dunegan. Continuous monitoring of fatigue-crack growth by acoustic-emission techniques. *Experimental mechanics*, 14(2) :71–81, 1974.
- Z. Hashin. Analysis of cracked laminates : a variational approach. *Mechanics of materials*, 4(2) : 121–136, 1985.
- M.J. Hinton and P.D. Soden. Predicting failure in composite laminates : the background to the exercise. *Composites Science and Technology*, 58(7) :1001–1010, 1998.
- M.J. Hinton, A.S. Kaddour, and P.D. Soden. Predicting failure in fibre composites : lessons learned from the world-wide failure exercise. In *13th Int. Conf. on Composite Materials*, 2001.
- S. Huguet, N. Godin, R. Gaertner, L. Salmon, and D. Villard. Use of acoustic emission to identify damage modes in glass fibre reinforced polyester. *Composites Science and Technology*, 62(10–11) :1433 – 1444, 2002. ISSN 0266-3538. doi : [http://dx.doi.org/10.1016/S0266-3538\(02\)00087-8](http://dx.doi.org/10.1016/S0266-3538(02)00087-8). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0266353802000878>.
- K. Kryszczuk and P. Hurley. Estimation of the number of clusters using multiple clustering validity indices. In *International Workshop on Multiple Classifier Systems*, pages 114–123. Springer, 2010.
- F. Lachaud. Contribution à l’analyse multi échelle du comportement mécanique non linéaire matériau des structures composites. Technical report, Institut Clément Ader (EA 814) - Univ. de Toulouse, 2011.
- Bangyan Liu and Larry B Lessard. Fatigue and damage-tolerance analysis of composite laminates : Stiffness loss, damage-modelling, and life prediction. *Composites Science and Technology*, 51(1) : 43–51, 1994.
- D Lockner. The role of acoustic emission in the study of rock fracture. In *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*, volume 30, pages 883–899. Elsevier, 1993.
- E. Maillet, N. Godin, M. R’Mili, P. Reynaud, J. Lamo, and G. Fantozzi. Determination of acoustic emission sources energy and application towards lifetime prediction of ceramic matrix composites. In D. Singh, J. Salem, M. Halbig, and S. Mathur, editors, *Mechanical Properties and Performance of Engineering Ceramics and Composites VII*, pages 15–25, 2012a.
- E. Maillet, N. Godin, M. R’Mili, P. Reynaud, J. Lamon, and G. Fantozzi. Analysis of acoustic emission energy release during static fatigue tests at intermediate temperatures on ceramic matrix composites : Towards rupture time prediction. *Composites Science and Technology*, 72(9) :1001 – 1007, 2012b. ISSN 0266-3538. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.compscitech.2012.03.011>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S026635381200108X>.

- E. Maillet, N. Godin, M. R'Mili, P. Reynaud, G. Fantozzi, and J. Lamon. Real-time evaluation of energy attenuation : A novel approach to acoustic emission analysis for damage monitoring of ceramic matrix composites. *Journal of the European Ceramic Society*, 34(7) :1673–1679, 2014. doi : 10.1016/j.jeurceramsoc.2013.12.041. URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84894252303&partnerID=40&md5=5390885dd53b2025398abda16a3e3373>.
- F.A. Martinez. *Reliability analysis of systems using belief functions theory to represent epistemic uncertainty*. PhD thesis, Univ. Technologie de Compiègne, 2012.
- S. Momon, M. Moevus, N. Godin, M. R'Mili, P. Reynaud, G. Fantozzi, and G. Fayolle. Acoustic emission and lifetime prediction during static fatigue tests on ceramic-matrix-composite at high temperature under air. *Composites Part A : Applied Science and Manufacturing*, 41(7) :913 – 918, 2010. ISSN 1359-835X. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.compositesa.2010.03.008>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1359835X10000928>.
- R.P.L Nijssen. Fatigue life prediction and strength degradation of wind turbine rotor blade composites. Technical Report SND2006-7810P, SANDIA, Montana State University, 2006.
- E Dehghan Niri, A Farhidzadeh, and S Salamone. Nonlinear kalman filtering for acoustic emission source localization in anisotropic panels. *Ultrasonics*, 54(2) :486–501, 2014.
- E. Pomponi, A. Vinogradov, and A. Danyuk. Wavelet based approach to signal activity detection and phase picking : Application to acoustic emission. *Signal Processing*, 115 :110 – 119, 2015. ISSN 0165-1684. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.sigpro.2015.03.016>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165168415001176>.
- N.L. Post. *Reliability based design methodology incorporating residual strength prediction of structural fiber reinforced polymer composites under stochastic variable amplitude fatigue loading*. PhD thesis, Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, Virginia, 2008.
- M. Quaresimin, L. Susmel, and R. Talreja. Fatigue behaviour and life assessment of composite laminates under multiaxial loadings. *International Journal of Fatigue*, 32(1) :2–16, 2010.
- T. Reineking. Particle filtering in the Dempster-Shafer theory. *International Journal of Approximate Reasoning*, 52(8) :1124 – 1135, 2011.
- B. Ristic and Ph. Smets. Kalman filters for tracking and classification and the Transferable Belief Model. In *Int. Conf. on Information Fusion*, 2004.
- D. Rouby. Résistance statique des composites : critères de limite. Technical report, INSA de Lyon, 2005.
- J.D. Rowatt. *Application of Markov chains to the critical element model for determining the fatigue life of composites*. PhD thesis, Univ. of Rice, 1995.
- J.D. Rowatt and P.D. Spanos. Markov chain models for life prediction of composite laminates. *Structural Safety*, 20(2) :117–135, 1998.

- W. Sachse and K.Y. Kim. Quantitative acoustic emission and failure mechanics of composite materials. *Ultrasonics*, 25(4) :195 – 203, 1987. ISSN 0041-624X. doi : [http://dx.doi.org/10.1016/0041-624X\(87\)90033-3](http://dx.doi.org/10.1016/0041-624X(87)90033-3). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0041624X87900333>.
- M. Saeedifar, M. Fotouhi, M.A. Najafabadi, and H.H. Toudeshky. Prediction of delamination growth in laminated composites using acoustic emission and cohesive zone modeling techniques. *Composite Structures*, 124 :120 – 127, 2015. ISSN 0263-8223. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.compstruct.2015.01.003>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263822315000057>.
- M. Sause, A. Gribov, A. Unwin, and S. Horn. Pattern recognition approach to identify natural clusters of acoustic emission signals. *Pattern Reco. Lett.*, 33 :17–23, 2012.
- M.G.R. Sause. Investigation of pencil-lead breaks as acoustic emission sources. *Journal of Acoustic Emission*, 29 :184–197, 2011.
- M.G.R. Sause. Acoustic emission signal propagation in damaged composite structures. *J. Acoust. Emission*, 31(1) :1–18, 2013.
- G.P. Sendeckyj. Constant life diagrams — a historical review. *International Journal of Fatigue*, 23(4) :347 – 353, 2001. ISSN 0142-1123. doi : [http://dx.doi.org/10.1016/S0142-1123\(00\)00077-3](http://dx.doi.org/10.1016/S0142-1123(00)00077-3). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142112300000773>.
- I. Silversides, A. Maslouhi, and G. LaPlante. Acoustic emission monitoring of interlaminar delamination onset in carbon fibre composites. *Structural Health Monitoring*, 12(2) :126–140, 2013.
- R. Talreja and C.V. Singh. *Damage and failure of composite materials*. Cambridge University Press, 2012.
- R. Talreja and J. Varna. *Modeling Damage, Fatigue and Failure of Composite Materials*. Woodhead Publishing Series in Composites Science and Engineering, 2016.
- A.P. Vassilopoulos. *Fatigue life prediction of composites and composite structures*. Woodhead Publishing Limited, 2010.
- L. Vendramin, R.J.C.B. Campello, and E.R Hruschka. Relative clustering validity criteria : A comparative overview. *Statistical Analysis and Data Mining*, 3(4) :209–235, 2010.
- V. Vinogradov and Z. Hashin. Probabilistic energy based model for prediction of transverse cracking in cross-ply laminates. *International journal of solids and structures*, 42(2) :365–392, 2005.
- V Vinogradov and Z Hashin. Variational analysis of cracked angle-ply laminates. *Composites Science and Technology*, 70(4) :638–646, 2010.
- P. Weber and L. Jouffe. Reliability modelling with dynamic bayesian networks. In *In 5th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes (SAFEPROCESS'03)*, Washington, DC, USA, pages 57–62. IFAC, 2003.

- P. Weber, G. Medina-Oliva, C. Simon, and B. Jung. Overview on bayesian networks applications for dependability, risk analysis and maintenance areas. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 25(4) :671–682, 2012.
- B.S. Wei, S. Johnson, and R. Haj-Ali. A stochastic fatigue damage method for composite materials based on markov chains and infrared thermography. *International Journal of Fatigue*, 32(2) :350–360, 2010.
- F. Wu and W. Yao. A fatigue damage model of composite materials. *International Journal of Fatigue*, 32(1) :134 – 138, 2010. ISSN 0142-1123. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijfatigue.2009.02.027>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142112309000747>. Fourth International Conference on Fatigue of Composites (ICFC4).
- S. Zhang. Détermination des propriétés mécaniques et identification des modes d'endommagement de structures composites tubulaires sous sollicitations circonférentielles - comparaison de 2 méthodes expérimentales normalisées. Master's thesis, Univ. de Franche Comté, 2011.
- X.-Y. Zhou, P.D. Gosling, Z. Ullah, Ł. Kaczmarczyk, and C.J. Pearce. Exploiting the benefits of multi-scale analysis in reliability analysis for composite structures. *Composite Structures*, 155 :197 – 212, 2016. ISSN 0263-8223. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.compstruct.2016.08.015>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263822316308066>.

PROJET DE RECHERCHE POST-HDR

Dans ce manuscrit, j'ai souligné l'appropriation et ma contribution au développement des aspects fondamentaux des différentes disciplines. Sans en devenir spécialiste, mon objectif est de disposer de la connaissance nécessaire pour m'inscrire dans une démarche d'intégration des outils développés tout en contribuant scientifiquement à mes disciplines de prédilection. Les perspectives proposées dans les chapitres précédents vont, d'ailleurs, dans ce sens. Ce positionnement est simplifié dans un institut de recherche en sciences et techniques comme FEMTO-ST.

L'expérience acquise ces dernières années sur le sujet du SHM/PHM des structures composites, favorisée par mon double rattachement Mécanique/Automatique, me permet aujourd'hui d'envisager la création d'un thème dédié aux **approches intégrées pour le SHM**. La caractérisation et le suivi des endommagements des matériaux intelligents et multifonctionnels pour des structures de formes complexes et sous environnement sévère serait un sujet pertinent compte tenu des verrous qui ont été mis en évidence à travers les travaux qui ont été engagés.

L'ambition du thème serait de créer un environnement favorable aux développements de solutions pour ces verrous basées sur la collaboration avec des chercheurs des différentes disciplines concernées. Je pense notamment à la mécanique de l'endommagement et de la rupture et à la propagation des ondes acoustiques pour donner forme au chaînon manquant entre la physique des sources d'émissions acoustiques dans les (bio-)composites et les données collectées pendant les essais. Nous avons appréhendé l'ampleur de la tâche à accomplir avec Morvan Ouisse (thème D-SMART du département Mécanique Appliquée) et Vincent Placet (thème T2DC) dans le cadre du postdoctorat de Mohamed Kharrat. Ces travaux permettraient de déterminer la chronologie des endommagements à partir des émissions acoustiques. Cette vérité terrain manque, en effet, cruellement pour valider les méthodes développées dans le cadre de la caractérisation et du suivi de santé des matériaux (bio-)composites endommageables.

Un modèle de ce type permettrait par ailleurs d'imaginer des méthodes de reconnaissance de formes en rupture avec les approches conventionnelles pour identifier les sources d'émissions acoustiques. Il pourrait s'agir, par exemple, de considérer le retournement spatio-temporel qui donnerait le type et la position de la source à partir de signaux d'émissions acoustiques en fonction de la géométrie du composite et de l'évolution des propriétés du matériau. Ces travaux permettraient peut-être de vérifier si les descripteurs utilisés depuis l'avènement de cette technique dans les années 50-60 sont pertinents ou s'il faut changer de paradigme. Les résultats pourraient, par ailleurs, être exploités pour mieux comprendre la variabilité des mécanismes d'endommagement dans les composites bio-

sourcés développés, par exemple, au sein du thème T2DC et qui font, plus généralement, l'objet de nombreuses investigations en Europe avec de nombreuses applications.

Les projets menés jusqu'à présent ont permis de mettre évidence l'importance de la maîtrise de la chaîne de traitement dans son intégralité pour caractériser et suivre l'état d'une structure. Ainsi, des compétences dans le développement et l'intégration de capteurs et actionneurs sont fondamentales. Des collaborations ont été initiées récemment avec Gilles Bourbon et Patrice Le Moal (du thème MEMS, dans le cadre du labex ACTION) sur les CMUTs pour le SHM, avec des membres du laboratoire commun PHASES (dans le cadre du projet *Smart Composites*) sur des capteurs à ondes acoustiques de surface, et avec Yann Meyer (IRTES, dans le cadre du labex ACTION) sur l'intégration, permettent d'envisager de concevoir des capteurs et actionneurs les moins intrusifs possible et sur support conformable pour des structures composites de forme complexe.

Ce projet post-HDR s'inscrit, au niveau régional, dans le cadre du labex ACTION et du projet PIA2 I-SITE (Initiatives - Science, Innovation, Territoires, Economie) récemment obtenue en Bourgogne-Franche-Comté et, plus largement, dans le cadre d'applications industrielles où la connaissance du comportement matériel permettrait de contribuer à la réduction des coûts de conception et de caractérisation des structures en usage.