

Jumeau numérique multi-échelle et assimilation de données pour prévoir l'endommagement dans les réservoirs sous pression en composite

Nesrine Klebi

► To cite this version:

Nesrine Klebi. Jumeau numérique multi-échelle et assimilation de données pour prévoir l'endommagement dans les réservoirs sous pression en composite. Matériaux. Université Paris sciences et lettres, 2023. Français. NNT: 2023UPSLM051. tel-04504082

HAL Id: tel-04504082 https://pastel.hal.science/tel-04504082

Submitted on 14 Mar 2024 $\,$

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.





DE L'UNIVERSITÉ PSL

Préparée à MINES Paris-PSL

Jumeau numérique multi-échelle et assimilation de données pour prévoir l'endommagement dans les réservoirs sous pression en composite

Multiscale digital twin and data assimilation to predict damage in composite pressure vessels

Soutenue par Nesrine KLEBI

Le 15 Décembre 2023

École doctorale nº621

« Ingénierie des Systèmes, Matériaux, Mécanique, Énergétique » - ISMME

Spécialité

Mécanique

Composition du jury :

M Eric Savin Chercheur, HDR, ONERA	Président
M Ludovic CHAMOIN Professeur des universités, ENS Paris-Saclay	Rapporteur
M Salim CHAKI Professeur, IMT Nord Europe	Rapporteur
Mme Federica DAGHIA Maître de conférences, HDR, ENS Paris-Saclay	Examinatrice
M Basile MARCHAND Ingénieur de recherche, Mines Paris-PSL	Examinateur
M Pierre KERFRIDEN Professeur, Mines Paris-PSL	Directeur de thèse



Remerciements

Arrivé à la fin de mes trois riches et passionnantes années de doctorat au Centre des Matériaux de Mines Paris, je tiens à remercier ici l'ensemble des personnes sans qui ce travail n'aurait pu avoir eu lieu.

Je tiens tout d'abord à exprimer ma gratitude envers tous les membres du jury pour avoir accepté d'examiner mon travail. Je suis honoré que M. Eric SAVIN ait présidé le jury. Mes remerciements vont également à M. Ludovic CHAMOIN et à M. Salim CHAKI pour leurs rapports détaillés et stimulants sur le manuscrit, ainsi que pour les perspectives que nous avons discutées grâce à leurs recherches, élargissant ainsi ma vision quant à l'avenir de mon étude. Je suis reconnaissante envers Mme Federica DAGHIA pour ses remarques pertinentes lors de la soutenance, nos échanges agréables, ainsi que pour ses encouragements. Enfin, je les remercie tous pour leurs félicitations chaleureuses.

Pour m'accompagner et m'aider dans ce projet ambitieux, j'ai pu compter sur deux encadrants très compétents. Merci à Pierre KERFRIDEN, mon directeur de thèse, de m'avoir fait découvrir les méthodes bayésiennes et d'avoir contribué à ma compréhension de ces concepts ainsi qu'à l'interprétation des résultats. Je lui suis également reconnaissante de m'avoir initiée à la beauté et aux nombreuses facettes de la mécanique. Merci à Basile MARCHAND, mon co-encadrant de thèse, d'avoir toujours été disponible pour me guider dans la bonne direction pour la compréhension des méthodes numériques. Il a toujours été patient pour m'aider à comprendre comment trouver des solutions à n'importe quel problème, et en plus de cela, d'une gentillesse infinie. Je tiens également à remercier M. Alain THIONNET, avec qui j'ai eu des échanges toujours instructifs et chaleureux. Je le remercie aussi pour sa réactivité et sa disponibilité tout au long de ce parcours de thèse.

Au Centre des Matériaux, je voudrais remercier tous mes camarades docteurs et futurs docteurs avec qui j'ai partagé l'aventure de la thèse. Je garde un souvenir ému de nos nombreuses discussions dans le bureau ou autour d'un café en terrasse. Merci donc à Capucine, Abderrahman, Houssem, Lara, Théophile, Mélanie ...! J'adresse aussi un remerciement très particulier à Georges pour avoir toujours été là pour m'encourager et me booster.

Pour finir, j'adresse mes plus chaleureux remerciements à ma famille. Merci pour tout ! À mes parents, merci pour votre soutien tout au long de mon parcours, cette thèse vous est dédiée. À ma sœur et à mon frère, j'espère que vous obtiendrez tout ce que vous désirez dans la vie, vous avez été un véritable soutien pour moi.

Un dernier mot pour toi, Aymen, merci pour ton soutien indéfectible.

Resumé

L'émission acoustique (EA) est couramment utilisée dans l'industrie pour évaluer l'état d'endommagement des structures composites. Cette technologie est notamment prometteuse pour la maintenace prédictive des réservoirs sous pression (CPVs). Cependant, la complexité du comportement mécanique du matériau et la fragilité de la rupture compliquent cette tâche. Deux pratiques peuvent être utilisées pour suivre l'intégrité des structures composites à l'aide des EAs en se basant sur : (i) des modèles empiriques fondés sur l'utilisation de données et (ii) des modèles physiques à haute fidélité (HF). La plupart des modèles empiriques éprouvent des difficultés d'adaptation lorsqu'on souhaite les transposer de l'éprouvette de laboratoire à une structure réelle. Au contraire, les méthodes basées sur la physique, demeurant largement inexplorées dans la littérature actuelle, seront privilégiées lorsque le processus de dégradation est bien compris, et peuvent être appliquées à différents systèmes soumis à ce même processus. Toutefois, bien que ces avantages potentiels soient évidents, établir le lien entre les EAs et une représentation fine de la mécanique demeure un défi inédit, nécessitant une approche innovante pour une mise en œuvre réussie de ces modèles, réduisant ainsi le besoin d'expériences coûteuses.

Dans ce travail de thèse, nous développons un jumeau numérique (DT) multi-échelle en associant les signaux des EAs à un modèle d'endommagement HF comportant un niveau élevé de détails, afin d'évaluer en ligne l'endommagement des CPVs et faire des prédictions futures. Néanmoins, la concrétisation de cet objectif est jonché des difficultés. Pour la description mécanique, nous utilisons un modèle micro-méso qui offre une description détaillée de la statistique de rupture des fibres, engendrant une forte charge de calcul. Pour une intégration efficace dans le DT, nous homogénéisons d'abord le modèle pour le rendre déterministe à l'échelle mésoscopique et nous le réduisons ensuite en un modèle 0D au point du pli endommageable avec une déformation imposée. D'autre part, les signaux acoustiques sont simplifiés en étant modélisés comme des détections, sans analyse d'atténuation ni de propagation. Elles seront générées par un processus de Poisson basé sur des principes physiques, où la probabilité de détection d'événements acoustiques augmente au fur et à mesure de l'avancement de l'endommagement. Cette relation avec la mécanique est exprimée par la forme de l'intensité du processus de Poisson, qui suit une loi puissance liant l'évolution de l'endommagement à divers événements acoustiques pouvant être détectés instantanément par des capteurs. Finalement, pour s'adapter à la génération dynamique de données, on résout un problème inverse en ligne par assimilation de données avec un filtrage bayésien de type filtre particulaire (PF), tout en évaluant les paramètres du modèle acoustique ainsi que du PF par maximisation de la vraisemblance marginale.

Nous démontrons que notre modèle de pronostic d'endommagement est suffisamment robuste pour estimer à la fois l'état actuel et futur de la détérioration du CPV. La pertinence des paramètres de modélisation est confirmée par l'inversion de l'équation de mesure reliant les données au modèle. Pour ce faire, nous avons d'abord assimilé des données provenant du modèle 0D dans un contexte de simulation contrôlée. Ensuite, en incorporant des données du modèle micro-méso standard, nous introduisons une variabilité prenant en compte l'incertitude propre aux conditions de service réelles. Finalement, nous fournissons un aperçu de la réaction de notre modèle face à des scénarios d'endommagement imprévus en assimilant des données issues de l'introduction de défauts de fabrication. Dans l'ensemble, notre approche ouvre une voie vers une surveillance plus efficace et économique de l'intégrité structurelle.

Abstract

Acoustic Emission (AE) is commonly used in the industry to assess the damage state of composite structures. This technology is particularly promising for the predictive maintenance of pressurized vessels (CPVs). However, the complexity of the mechanical behavior of the material and the brittleness of the fracture complicate this task. Two practices can be employed to monitor the integrity of composite structures using AEs based on : (i) empirical models relying on data usage and (ii) high-fidelity physical models (HF). Most empirical models encounter difficulties in adaptation when transitioning from laboratory specimens to actual structures. Conversely, physics-based methods, largely unexplored in the current literature, will be favored when the degradation process is well understood and can be applied to different systems subjected to the same process. However, despite these potential advantages being evident, establishing the link between AEs and a detailed representation of mechanics remains an unprecedented challenge, necessitating an innovative approach for the successful implementation of these models, thereby reducing the need for costly experiments.

In this thesis work, we develop a multi-scale Digital Twin (DT) by coupling Acoustic Emission (AE) signals with a high-fidelity damage model, incorporating a high level of detail, to enable real-time damage assessment of Pressure Vessels (CPVs) and make future predictions. However, achieving this goal is fraught with challenges. For the mechanical description, we employ a micro-meso model that provides a detailed account of fiber rupture statistics, resulting in substantial computational load. To efficiently integrate it into the DT, we first homogenize the model to make it deterministic at the mesoscopic scale, and then reduce it to a 0D model at the location of the damageable fold with imposed deformation. On the other hand, the acoustic signals are simplified by modeling them as detections, without attenuation or propagation analysis. They will be generated through a Poisson process based on physical principles, where the probability of detecting acoustic events increases as the damage progresses. This connection with mechanics is expressed through the form of the Poisson process intensity, following a power law that links the evolution of damage to various acoustic events that can be instantaneously detected by sensors. Finally, to adapt to dynamic data generation, we solve an inverse problem online through data assimilation using a Bayesian filtering approach of particle filter (PF), while also evaluating the parameters of the acoustic model and the PF through the maximization of the marginal likelihood.

We demonstrate that our damage prognosis model is sufficiently robust to estimate both the current and future state of PV module deterioration. The relevance of the modeling parameters is confirmed through the inversion of the measurement equation connecting the data to the model. To achieve this, we first assimilated data from the 0D model in a controlled simulation context. Then, by incorporating data from the standard micro-meso model, we introduce variability that accounts for the inherent uncertainty of real-world operating conditions. Finally, we provide an overview of our model's response to unexpected damage scenarios by assimilating data from the introduction of manufacturing defects. Overall, our approach paves the way for a more effective and cost-efficient monitoring of structural integrity.

Table des matières

Ι	Intr	oduction générale - Contexte	8		
	I.1	SHM, Jumeau numérique, Assimilation de données	9		
	I.2	Prédiction de la durée de vie des CPVs par EA	10		
	I.3	Jumeau Numérique pour le SHM du réservoir sous pression	13		
	I.4	Technologies deployées	15		
	I.5	Plan de travail	15		
II	Moo	délisation de la rupture et CND	17		
	II.1 Matériau composite				
	II.2	Dégradations des stratifiés composites	19		
		II.2.1 Endommagements à l'échelle fine	19		
		II.2.2 Endommagements à l'échelle de pli	20		
	II.3	Classification des méthodes de représentation de la fissuration	20		
		II.3.1 Approches discrètes	21		
		II.3.2 Approches continues	21		
	II.4	Modélisation des dégradations	21		
		II.4.1 Micro-modèle	21		
		II.4.2 Méso-modèle	22		
		II.4.3 Macro-modèle	23		
	II.5	Généralités sur le Contrôle Non Destructif du stratifié composite	24		
	II.6	Caractérisation d'endommagement par EA	25		
		II.6.1 Généralités	25		
		II.6.2 Acquisition du signal et descripteurs d'émission acoustique	25		
	II.7	Diagnostic d'endommagement par émission acoustique	27		
		II.7.1 Détection de l'initiation d'endommagement	27		
		II.7.2 Localisation d'endommagement	28		
		II.7.3 Identification des différents mécanismes d'endommagement	28		
	II.8	Pronostic d'endommagement par émission acoustique	29		
		II.8.1 Analyse par régression paramétrique	30		
		II.8.2 Analyse par Réseau de Neurones Artificiels (ANN)	32		
		II.8.3 Modèle Semi-Markov Caché Non Homogène (NHHSMM)	34		
		II.8.4 Synthèse	37		
II	ІАрр	proches de résolution de problème inverse	38		
	III.1	Problème inverse	39		
	III.2	l Identification, recalage, une différence?	39		
	III.3	Approches déterministes	40		
		III.3.1 Formulation par la méthode des moindres carrés	40		
		III.3.2 Erreur en relation de comportement	41		

		III.3.3	Approches basées sur les mesures de champs	42
	III.4	Appro	ches basées sur l'inférence bayésienne	42
		III.4.1	Formulation générale	43
	III.5	Métho	des d'assimilation de données	43
		III.5.1	Origines et enjeux de l'assimilation	44
		III.5.2	Estimateur BLUE	44
		III.5.3	Filtre de Kalman	45
		III.5.4	Filtre particulaire	49
		III.5.5	Estimation jointe des matrices de covariance des erreurs de modè-	
			le/d'observation, des paramètres dans l'assimilation de données	49
	III.6	Illustra	ation d'inférence d'état avec EnKF et PF	50
	III.7	Estima	ation de la variance de l'erreur de modèle	53
	III.8	Synthè	èse	56
		U		
IV	7 Moo	dèle m	ulti-échelle de rupture des fibres	57
	IV.1	Modéli	isation d'un composite unidirectionnel	59
		IV.1.1	Comportement du matériau composite	59
		IV.1.2	Principe de la modélisation du phénomène de rupture des fibres et	
			de la décohésion fibre/matrice	60
		IV.1.3	VER bidimensionnel de Baxevanakis	66
		IV.1.4	Choix du VER tridimensionnel de Blassiau	68
	IV.2	Resum	é, Discrétisation et Analyse de la rupture	69
		IV.2.1	Échelle microscopique	69
		IV.2.2	Échelle macroscopique et discrétisation	73
		IV.2.3	Étapes de la simulation multi-échelle	74
		IV.2.4	Analyse de la rupture	76
	IV.3	Exemp	ble : traction d'une éprouvette unidirectionnelle	77
	IV.4	Discré	tisation des VERs du modèle multi-échelle	78
		IV.4.1	Discrétisation des VERs en maillage structuré	78
		IV.4.2	Maillage structuré : méthodes et astuces de construction	80
		IV.4.3	Discrétisation des VERs en maillage non-structuré	81
	IV.5	Résult	ats numériques	82
		IV.5.1	Traction uniaxiale sur une éprouvette Dogbone	82
		IV.5.2	Cas où le maillage est structuré	84
		IV.5.3	Cas où le maillage est non-structuré	88
		IV.5.4	Réservoir sous pression interne	92
	IV.6	Synthè	èse des résultats	94
V	Hon	nogéné	eisation du modèle multi-échelle	96
	V.1	Nècess	até du grand VER	98
	V.2	Proces	sus d'homogénéisation numérique	99
	V.3	Détern	nination du grand VER	100
	V.4	Elastic	ité mésoscopique du pli endommageable	103
	V.5	Modèl	e homogénéisé	105
	V.6	indépe	ndance vis-à-vis de l'effet structure prouvée	105
	V.7	Résult	ats numériques	106
		V.7.1	Traction uniaxiale sur une éprouvette Dogbone : maillage grossier .	106
		V.7.2	Traction uniaxiale sur une éprouvette Dogbone : maillage fin	108
		V.7.3	Réservoir sous pression interne	109
		V.7.4	Investigation des coûts de calcul	110

V.8	Synthèse des résultats	112	
VI Assimilation de données 11			
VI.1	Dimensionnalité, propagation d'onde, validation	117	
	VI.1.1 Transformation d'une simulation 3D à une simulation 0D	117	
	VI.1.2 Propagation d'onde acoustique	118	
	VI.1.3 Stratégie de validation de la méthode du pronostic d'endommagemen	t120	
VI.2	Méthodologie d'assimilation de données acoustiques	120	
	VI.2.1 Notions de base sur le filtre particulaire	120	
	VI.2.2 Opérateur de propagation	123	
	VI.2.3 Opérateur d'observation	123	
	VI.2.4 Calcul de la vraisemblance	124	
VI.3	Réglage du filtre	125	
VI.4	Données générées par le modèle d'assimilation	126	
	VI.4.1 Génération de données synthétiques par le modèle 0D	126	
	VI.4.2 Assimilation de données	127	
	VI.4.3 Prédiction de l'état mécanique	130	
	VI.4.4 Synthèse des résultats	131	
VI.5	Données générées par le modèle 3D aléatoire	132	
	VI.5.1 Génération de données par une simulation 3D stochastique	132	
	VI.5.2 Assimilation de données	133	
	VI.5.3 Prédiction de l'état mécanique	136	
	VI.5.4 Synthèse des résultats	137	
VI.6	Données générées par le modèle 3D non axisymétrique	139	
	VI.6.1 Méthodologie de génération de champ d'erreur pour l'inclusion de		
	défauts de fabrication dans le réservoir	139	
	VI.6.2 Génération de données par un modèle 3D non axisymétrique	139	
	VI.6.3 Assimilation de données	141	
	VI.6.4 Prédiction de l'état mécanique	144	
	VI.6.5 Assimilation de données	145	
	V1.6.6 Synthèse des résultats	147	
VIICon	clusions et Perspectives	149	

Glossaire

- **AH** : Acoustic Hits (coup ou évènement acoustique)
- **ANN** : Artificial Neural Networks (réseau de neurones artificiels)
- $\mathbf{CND}:\mathbf{Contrôle}$ non destructif
- **CPV** : Composite Pressure Vessel (réservoir sous pression en composite)
- **DA** : Data Assimilation (assimilation de données)
- **Dogbone** : Éprouvette en os de chien
- **DT** : Digital Twin (jumeau numérique)
- **EA** : Émission Acoustique
- **EnKF** : Ensemble Kalman Filter (filtre de Kalman d'ensemble)
- FBM : Fibre Break Model (modèle de rupture de fibres)
- \mathbf{HF} : Haute Fidélité
- HFBM : Homogenized Fibre Break Model (modèle homogénéisé)
- **NFBPUV** : Number of Fibre Breaks Per Unit Volume (Nombre de fibres rompues par unité de volume)
- NHHSMM : Non Homogeneous Hidden Semi Markov Model
- NSFBM : Non Structured Fibre Break Model (discrétisation en maillage non structuré)
- **PF** : Particle Filter (filtre particulaire)
- **Resampling** : rééchantillonnage
- SFBM : Structured Fibre Break Model (discrétisation en maillage structuré)
- ${\bf SHM}: {\bf Structural} \ {\bf Health} \ {\bf Monitoring}$
- **VER** : Volume Élémentaire Représentatif

Chapitre I

Introduction générale - Contexte

I.1 Structural Health Monitoring, Jumeau Numérique et assimilation de données

Le Structural Health Monitoring (ou SHM) est un concept multidisciplinaire (Figure I.1) qui inclut les techniques actives ou passives de contrôle non destructif (CND), les méthodes d'inspection (visuelle ou par des capteurs), et les disciplines de modélisation et d'analyse de données. Son objectif est d'évaluer l'intégrité, la santé et la durabilité des structures pour détecter et prédire leurs défaillances et donc prolonger leur durée de vie (Brownjohn, 2007; Farrar and Worden, 2007).

Ainsi, la prédiction de la durée de vie résiduelle des structures en service, qui fait partie du domaine du *SHM*, représente l'un des défis les plus importants pour l'ingénierie actuelle. La maintenance des systèmes, que ce soit en génie civil ou mécanique, est un processus complexe qui repose largement sur des procédures d'inspection occasionnelles. Les inspections courantes, telles que les inspections visuelles et les essais de *CND* actif (Ochôa et al., 2015; Tan et al., 2011), visent à identifier des mécanismes de dégradation spécifiques qui peuvent entraîner une défaillance critique. Cependant, les endommagements structurels qui se produisent entre deux inspections occasionnelles ou dans des zones qui ne sont pas régulièrement inspectées, peuvent passer inaperçus, ce qui engendre une incertitude conduit à l'utilisation des facteurs de sécurité importants pour atténuer le risque de défaillance critique non détectée, ainsi qu'à la conception de formes et géométries conservatrices qui peuvent être inefficaces.



FIGURE I.1 – Mise en œuvre du jumeau numérique (appelé "Digital Twin" en anglais ou DT) et de l'assimilation de données (appelée "Data Assimilation" en anglais ou DA) pour une application de SHM en utilisant une technique de CND passive

Afin de surmonter ces limites, il est important de développer des méthodologies plus intelligentes pour le *SHM*. Parmi ces méthodologies, le jumeau numérique (DT) avec l'assimilation de données (DA)(J.T. Mayer (1723-1762)) (voir Figure I.1) compte comme un outil efficace pour la conception de l'environnement des structures en service (Evensen, 1994; Le Dimet and Talagrand, 1986). En effet, cela permet de prévoir l'apparition de défauts critiques au cours des cycles de vie actuels et futurs, ainsi que d'alerter les équipes de maintenance en cas de dégradation importante survenue ou à venir.

Dans ce contexte, les techniques de *CND* passif sont utilisées pour inspecter la structure, ne nécessitant pas de balayage de toute la structure par une onde, contrairement aux techniques de *CND* actif. En effet, suite à la nucléation et la propagation des dégradations (excitateurs internes), ces méthodes passives peuvent : (i) détecter les signaux générés à l'aide des capteurs fixés de manière permanente à la structure par les technologies d'émission acoustique (Godin et al., 2018) (EA) ou de fibre optique (De Waele et al., 2003), (ii) capturer une image de la structure par thermographie passive (Harizi et al., 2014), ou (iii) effectuer un suivi pour des mesures en 3D en utilisant la corrélation d'images numériques (DIC) (Bois et al., 2013). En pratique, certaines de ces méthodes ne sont pas encore prêtes à être utilisées en service en raison de l'équipement expérimental lourd et coûteux nécessaire. Toutefois, l'approche SHM basée sur l'EA est une approche prometteuse qui offre des évaluations continues de la dégradation de la structure avec une sensibilité élevée.

Le *SHM* comprend deux branches : le diagnostic et le pronostic. Le diagnostic (Das and Saha, 2018) identifie le début de dégradation, son type et son emplacement, tandis que le pronostic (Farrar et al., 2005) fournit des prévisions précises sur l'état actuel (idéalement en temps réel) et futur de la structure en utilisant les données de surveillance, les algorithmes d'apprentissage automatique et la physique de la dégradation des systèmes.

Dans le cadre de la thèse, nous visons à concevoir une stratégie de **pronostic** pour l'état d'endommagement d'un réservoir sous pression fabriqué d'un composite à fibres de carbone longues en utilisant la technique **d'EA**. Bien que le **diagnostic** soit important, l'objectif principal est de prédire l'état de santé structurelle pendant le service en mettant en œuvre une méthodologie intelligente.

I.2 Prédiction de la durée de vie des réservoirs sous pression en composites par émission acoustique

Procédé de fabrication, avantages et type du réservoir

Dans cette thèse, nous nous concentrons sur les réservoirs stratifiés à fibres longues obtenus par enroulement filamentaire (Figure I.2). Ces récipients, appelés "Composite Pressure Vessels" en anglais (abrégé CPV), sont largement utilisés dans diverses industries pour contenir des gaz à haute pression. Que ce soit dans l'industrie automobile, l'industrie spatiale ou dans le secteur de l'énergie pour le stockage d'hydrogène, les CPVs présentent de nombreux avantages tels qu'un rapport résistance/poids élevé, une bonne résistance à la fatigue, à la corrosion et à la chaleur, ainsi qu'une capacité de stockage élevée (Chou, 2011; Daghia et al., 2020).

Définition

Remarque



FIGURE I.2 – Schéma de fabrication de composites par enroulement filamentaire

Il existe cinq types courants de réservoirs sous-pression (Zhou et al., 2022). Nous nous concentrons sur une conception en particulier, formée d'un revêtement en polymère, généralement en polyéthylène (Liner), et d'une enveloppe en fibres de carbone T600S et matrice époxy qui constitue la partie cylindrique (Cylinder) et sphérique (Dome) du réservoir (Figure I.3). Dans ce cas, on considère que le revêtement en plastique n'ajoute pas de capacité de charge significative en raison de sa rigidité nettement inférieure à celle du stratifié.



FIGURE I.3 – Conception du réservoir stratifié obtenu par enroulement filamentaire : revêtement en polymère (Liner), cylindre et dôme

Modèles de pronostic d'endommagement par émission acoustique pour la surveillance des structures

Lorsqu'un matériau, qu'il s'agisse d'un composite ou d'un métal, est soumis à des conditions de service spécifiques, il peut suivre un schéma d'endommagement particulier. La littérature propose plusieurs approches de diagnostic couramment utilisées pour surveiller l'intégrité structurelle de ces matériaux (Godin et al., 2005; Le Gall et al., 2018). Ces approches reposent sur des modèles alimentés par des données de diverses méthodes de *CND*. Cependant, l'examen de la littérature révèle également un nombre limité de modèles de prédiction de l'endommagement, aussi appelés modèles de pronostic d'endommagement. Il est important de noter que la plupart de ces modèles s'appliquent généralement à différents types d'éprouvettes et sont rarement testés sur des structures réelles. Ces modèles peuvent reposer soit sur des principes physiques (Corbetta et al., 2018; Li et al., 2022), soit sur des données (Cadini et al., 2019), en fonction des informations disponibles. Bien que cette classification des approches de pronostic d'endommagement puisse également s'appliquer à la prédiction de l'état d'intégrité en service d'un réservoir sous pression en composite par le biais de l'émission acoustique, aucun travail n'a encore utilisé de modèles physiques à cette fin. En revanche, des études de diagnostic d'endommagement ont examiné l'utilisation de ces modèles, comme le démontrent les travaux menés par (Chou et al., 2015; Ramirez et al., 2019). Ces recherches ont tenté d'associer des signaux acoustiques expérimentaux à des modèles d'endommagement fiables afin de mieux comprendre les scénarios de détérioration des structures composites et leurs corrélations avec les événements acoustiques enregistrés. Par conséquent, cette avancée ouvre de nouvelles perspectives de recherche prometteuses dans ce domaine, incitant à une exploration plus approfondie de ses possibilités.

En résumé, les approches de pronostic d'endommagement basées sur les données d'émission acoustique peuvent reposer sur :

- (A) des modèles empiriques fondés sur les données (data-driven approaches en anglais) qui consistent à mettre en place des essais mécaniques sur le réservoir, généralement pour plusieurs types de chargements, avec des propagations de défauts contrôlés en laboratoire. Cela permet d'établir des corrélations entre le signal détecté par le capteur et l'endommagement survenu en se basant sur des modèles de régression paramétriques ou non paramétriques, comme dans (Philippidis and Assimakopoulou, 2008), (Rajendraboopathy et al., 2009; Sause et al., 2019), ou encore sur des modèles semi-markoviens cachés, comme traité dans (Eleftheroglou et al., 2020; Loutas et al., 2017). De plus, les signaux reçus peuvent être traités par des méthodes analytiques, de traitement du signal, géométriques, etc., pour localiser la position de l'endommagement.
- (B) des modèles haute fidélité (HF) basés sur la physique (model-based approaches en anglais) qui permettent à la fois de (i) modéliser l'évolution de l'endommagement au cours du temps dans le réservoir (Blassiau, 2005; Chou et al., 2015) et (ii) de modéliser la façon dont cette évolution de dégradation génère des événements acoustiques détectables par des capteurs placés sur le réservoir (Ramirez et al., 2019).

Dans cette thèse, nous avons exploré la possibilité d'une approche de prédiction d'endommagement du CPV basée sur la modélisation haute fidélité. La littérature révèle qu'actuellement, les modèles empiriques sont limités à des études sur des éprouvettes de laboratoire ou sont encore en phase de validation pour les CPVs en raison de la complexité logistique associée à la campagne expérimentale requise (Sause et al., 2019). Leur mise en œuvre demande une grande quantité de données, qui doivent être aussi représentatives que possible des conditions réelles de service pour la phase d'entraînement. Cela implique spécifiquement la rupture de réservoirs complets, comme indiqué dans la référence (Iizuka et al., 2012). De plus, les approches basées sur les données agissent essentiellement comme des modèles en boîte noire, offrant un aperçu limité, voire nul, des phénomènes physiques sous-jacents se produisant dans la structure. Ce manque de prise en compte des mécanismes physiques rend difficile la considération de la variabilité inhérente aux différentes conditions de fonctionnement, ce qui rend cette approche moins fiable et plus cher pour des prédictions étendues dans le temps.

Le recours aux modèles physiques haute fidélité devient encore plus impératif lorsque le processus de dégradation est bien compris et que la quantité de données disponibles est limitée. Le principal avantage de ces modèles réside dans leur capacité à simuler diverses formes de dégradation (Blassiau, 2005; Ladevèze and Lubineau, 2001; Thionnet et al., 2014), ainsi que dans leur transférabilité, qui leur permet d'être appliqués à différents systèmes et composants régis par le même processus de dégradation (Li et al., 2022). Ces approches seront adaptées pour effectuer des prédictions sur des périodes de temps étendues, en prenant en compte les changements graduels et les évolutions du CPV au fil du temps (Khan et al., 2023). De plus, ils peuvent intégrer les nouvelles informations émergentes sur le comportement de la dégradation, en adaptant le modèle à l'évolution de la dégradation du système. Cette approche créera alors un cadre plus dynamique pour le diagnostic et la prédiction. La question clé pour une mise en œuvre réussie de ces approches réside dans la manière d'améliorer la précision en utilisant des méthodes de calcul plus efficaces en termes de temps de calcul, de ressources et de compétences requises. Dans l'application de la thèse, cela peut être accompli en associant les mesures d'émission acoustique à une représentation détaillée de la mécanique. Cette corrélation permettra donc de réduire encore le nombre d'expériences requises par rapport aux approches empiriques.

Analyse et modélisation de la rupture des plis du réservoir sous pression en composite

Le stratifié du CPV est composé d'empilements de plis unidirectionnels en fibres T600S et en matrice époxy, garantissant une haute résistance mécanique et une répartition efficace des contraintes. Nous suggérons un empilement de 4 plis orientés et postulons que seul le pli supérieur du stratifié orienté à 90° est sujet à l'endommagement, ce pli étant responsable de la majorité des EAs détectées. Le comportement de ce pli, sujet à l'endommagement, sera décrit par un modèle physique HF (Blassiau, 2005), basé sur des études antérieures telles que celle de (Baxevanakis, 1994), décrivant la rupture via une approche micro-méso basée sur l'identification de la densité de défauts le long des fibres. De plus, l'hypothèse concernant le comportement acoustique du pli supérieur à 90° du stratifié est étayée par les recherches de (Fuwa et al., 1976a), qui ont établi qu'il existe une relation directe entre le nombre d'événements acoustiques détectés et la rupture des fibres, à travers des études expérimentales sur des réservoirs sous pression en composite. Les travaux de (Chou et al., 2015) et (Blassiau, 2005) ont également démontré la similitude du comportement acoustique sous des chargements monotones de la couche supérieure à 90° du réservoir, présentant une tendance exponentielle, avec celui des éprouvettes unidirectionnelles, qui se rapprochent du comportement acoustique d'un faisceau de fibres de carbone. En nous basant sur ces hypothèses, nous visons à modéliser ce mécanisme avec la plus grande précision.

I.3 Approche de Jumeau Numérique pour le SHM du réservoir sous pression

Dans ce travail de thèse, nous proposons une approche de jumeau numérique pour la prévision de l'état d'endommagement du réservoir sous pression. Cette approche s'appuie sur l'interaction entre deux briques technologiques élémentaires qui mènent finalement à la prédiction (voir Figure I.4) :

- Brique 1 : la mise en place d'une modélisation haute fidélité pour le SHM du réservoir
- Brique 2 : l'assimilation de données

La modélisation HF englobe à la fois la représentation du comportement mécanique du composite à fibres de carbone T600S associé à une matrice époxy, ainsi que la modélisation des données acoustiques correspondantes. La littérature présente différents modèles

mécanique avec divers niveaux de complexité. Le modèle de rupture micro-méso choisi (Blassiau, 2005), se distingue par son exposé approfondi des statistiques liées aux ruptures de fibres, considérées ici comme le mécanisme générant les EAs (Blassiau, 2005; Chou et al., 2015). Ce besoin de modélisation HF devra être accompagné par des approches de réduction visant à simplifier sa complexité, tout en conservant l'essentiel des propriétés mécaniques pour une implémentation efficace dans le jumeau numérique. Pour modéliser les données générées, notre intention est d'adopter un modèle acoustique semiempirique établissant une connexion entre l'évolution d'endommagement et les événements acoustiques détectables par les capteurs. Les propriétés de propagation des ondes acoustiques, telles que l'atténuation et la vitesse, ne seront pas incorporées dans ce modèle et les signaux acoustiques vont être considérés comme des occurences avec une propagation isotrope et à vitesse infinie en raison du développement limité de ce domaine pour les diagnostics non destructifs par EA passive pour des structures réelles, comme référencé dans (Niri et al., 2014; Wu et al., 2021). Le modèle acoustique sera alors simplifié pour refléter au minimum les aspects physiques, avec une probabilité de détection des événements acoustiques augmentant proportionnellement avec le taux d'endommagement. La démarche sera complétée par l'utilisation d'un algorithme de filtrage, idéalement compatible avec le temps réel, permettant l'ajustement incrémental de la forme fonctionnelle du modèle acoustique, sans nécessiter forcément d'une interprétation physique de ces facteurs (Särkkä, 2016b). De plus, le filtrage facilitera l'identification des autres paramètres inconnus et introduits, qui peuvent être identifiés au fur et à mesure de l'acquisition des données. Cette identification des variables jouera un rôle crucial dans l'approche, en évaluant la concordance entre les prédictions du modèle et les données synthétiques. Elle sera réalisé via une optimisation qui ajuste les paramètres en fonction des données acquises, pour mesurer la performance de la démarche proposée (Särkkä, 2016a). L'objectif est de garantir que les méthodes développées soient robustes et précises pour une application pratique.



FIGURE I.4 – Création d'un jumeau numérique pour suivre l'état d'intégrité du réservoir sous pression depuis la conception jusqu'au suivi en service

I.4 Technologies deployées

La mise en œuvre du jumeau numérique pour le SHM du CPV en service se concentre sur l'étape de recalage des paramètres du modèle physique, qui est constituée par la combinaison des modèles mécanique et acoustique. Afin d'atteindre cet objectif, plusieurs aspects techniques doivent être abordés :

- (a) Dans un premier temps, nous améliorerons la discrétisation du réservoir à l'aide du modèle micro-méso de (Blassiau, 2005), qui malgré sa précision, se caractérise par une double complexité : il est à la fois multi-échelle et stochastique. Cette complexité ralentit l'évaluation de l'état d'endommagement, soulevant le défi d'intégrer un modèle coûteux dans notre approche de jumelage numérique. Notre objectif est donc d'homogénéiser le modèle pour le rendre déterministe et adapté à l'échelle mésoscopique, afin de faciliter son intégration. Dans un second temps, en exploitant les symétries géométriques du réservoir et le modèle déterministe homogénéisé, nous simplifierons la simulation 3D du réservoir en un modèle 0D déterministe, basé sur la propagation d'endommagement.
- (b) La forme fonctionnelle du modèle d'émission acoustique est à construire. Nous utilisons un processus de Poisson en espace temps dont l'intensité est une fonction puissance du taux volumique d'endommagement. Cette approche s'inspire des approches micromécaniques développées pour la rupture fragile et la fatigue (voir par exemple (Beremin et al., 1983; Doudard et al., 2004)).
- (c) Notre travail vise à fusionner les données acoustiques synthétiques et les prédictions numériques de manière efficiente. Cependant, l'inversion directe du modèle depuis l'ensemble des données est coûteuse et peu pratique en temps réel. Le filtrage bayésien offre une approche récursive pour résoudre ce problème. Plutôt que d'inverser le modèle sur l'ensemble de données, le filtrage ajuste progressivement les prédictions en utilisant les nouvelles données temporelles. Pour ce faire, nous avons opté pour le filtre particulaire (Gordon et al., 1993), adapté à la mécanique non linéaire et en petite dimension paramétrique. Il est important de noter que notre modèle d'observation n'est pas gaussien car il découle du modèle de Poisson mentionné précédemment. Nous cherchons alors à optimiser à la fois les paramètres de ce dernier et du filtre particulaire en maximisant la vraisemblance marginale (Blanchet et al., 1997; Dee, 1995; Mitchell and Houtekamer, 2000). Ce processus itératif de filtrage recalibre notre modèle numérique avec les données synthétiques, tout en gérant les défis liés à l'inversion de modèle coûteuse et incompatible avec le temps réel.

I.5 Plan de travail

Ce manuscrit de thèse comporte 6 chapitres :

Le chapitre II comprend une revue bibliographique en deux parties. La première partie traite des différentes approches de modélisation des matériaux composites, en classifiant les méthodes de représentation de la fissuration à l'aide de modèles numériques. La deuxième partie est un état de l'art sur les modèles de prédiction de l'état de santé du matériau composite à l'aide de la technique d'émission acoustique.

Le chapitre III synthétise les principales approches pour la résolution des problèmes d'identification et de recalage des modèles, en passant des méthodes déterministes aux méthodes stochastiques fondées sur l'inférence bayésienne. Ce chapitre se termine par un exemple d'identification et de recalage des paramètres sur un système linéaire simple.

Le chapitre IV présente en détails le modèle de comportement micro-méso de (Blassiau, 2005) et ses collègues pour le matériau composite utilisé, ainsi que des améliorations permettant des discrétisations plus adaptées pour différentes géométries.

Le chapitre V expose le processus d'homogénéisation numérique appliqué au modèle détaillé du chapitre IV, et étudie la différence des coûts de calcul sur un réservoir sous pression.

Le chapitre VI décrit la méthodologie d'assimilation de données pour l'inférence des états d'endommagement du réservoir par le jumeau numérique. Nous présentons alors l'algorithme d'assimilation, l'opérateur de propagation, l'opérateur d'observation et le calcul de la vraisemblance marginale. Des méthodes de validation sont également proposées en utilisant des données générées par le modèle 0D d'assimilation ainsi que des modèles 3D, non axisymmetriques, régissant des simulations avec le modèle micro-méso choisi (chapitre IV) et le modèle homogénéisé bruité avec des champs aléatoires.

Chapitre II

État de l'art sur la modélisation de la rupture et contrôle non destructif d'endommagement des matériaux composites par émission acoustique

Resumé

Ce chapitre offre une revue de la littérature qui se divise en deux parties fondamentales pour atteindre l'objectif de la thèse : la première partie explore les sources académiques classiques, tandis que la seconde présente des sources plus récentes et actualisées.

La première partie est consacrée à la modélisation des matériaux composites. Cette revue commence par une étude des différents types de dégradations que ces matériaux peuvent subir, ainsi que des méthodes de modélisation qui peuvent être utilisées pour les prendre en compte. Ensuite, l'accent est mis sur trois modèles numériques : un micro-modèle, un méso-modèle et un macro-modèle. Les philosophies de construction de ces trois modèles diffèrent, ce qui a une incidence sur la pertinence des résultats de simulation ainsi que sur les coûts de calcul. Les connaissances présentées dans cette partie du chapitre nous donnent un aperçu de ce que nous pourrons utiliser pour la phase de modélisation numérique du réservoir sous pression, afin de construire le jumeau numérique (voir la première colonne de la Figure I.4 du chapitre I).

La deuxième partie de notre travail de thèse est dédiée au contrôle non destructif des matériaux composites à l'aide de la méthode d'émission acoustique. Cette méthode peut être utilisée à la fois pour diagnostiquer et prédire l'endommagement de ces matériaux. Nous nous concentrons particulièrement sur les modèles de pronostic d'endommagement, en présentant un aperçu des travaux de l'état de l'art réalisés dans ce contexte, afin de mettre en évidence la nécessité de notre propre travail de thèse. Notre objectif final est d'ajouter un modèle de pronostic, également connu sous le nom de jumeau numérique, qui repose sur des principes physiques. Il se base principalement sur un lien établi entre un modèle décrivant le comportement mécanique du CPV et un modèle acoustique. Ces deux idées représentent les avancées majeures de la thèse (voir la deuxième colonne de la Figure I.4 du chapitre I).

II.1 Matériau composite

La nature a toujours été une source d'inspiration pour l'homme, qui a imité des solutions présentes pour de multiples techniques industrielles et architecturales. Si l'on s'intéresse aux matériaux, on peut constater qu'il en existe une grande variété dans la nature. Plus particulièrement, les matériaux composites ont toujours existé. Parmi ces matériaux hétérogènes, on peut citer par exemple le bois, qui est un mélange de fibres de cellulose et de matrice de lignine, ou encore les os, qui sont constitués d'une matrice de collagène et d'apatite. De plus, ces matières ont été utilisées par de nombreuses grandes civilisations de l'antiquité pour construire des bateaux, des charrettes, des armes de chasse, des accessoires, etc. À cette époque, il n'y avait peut-être pas de recherches révélant les caractéristiques uniques de ces matériaux, mais au moins avec l'expérience, les gens savaient qu'ils étaient spéciaux comparés à d'autres matériaux, comme par exemple les métaux. Un poids léger, une bonne résistance à la corrosion et au fouling marin étaient largement suffisants pour apprécier ces matériaux.

Dans cette vision du biomimétisme, des matériaux composites produits par l'homme sont industrialisés. Tout comme la majorité des cas dans la nature, ces matériaux sont des mélanges des renforts (par exemple : des fibres de verre ou des fibres de carbone) qui sont plongées dans une matrice (par exemple : polyester ou époxy). Il pourrait y avoir aussi des composites avec plusieurs types de renforts ou de liants tant que l'application industrielle l'exige. Le renfort, long ou court, permet d'assurer la résistance aux efforts mécaniques. La matrice, quant à elle, joue un rôle très important dans l'aptitude à construire des géométries complexes avec ces matériaux et permet essentiellement de répartir les contraintes mécaniques sur les renforts lors d'une sollicitation. Il existe alors plusieurs types de composites qui peuvent être fabriqués comme les composites à matrice céramiques (CMC), les composites à matrice organique (CMO) ou les composites à matrice métallique (CMM). Notre travail de thèse est restreint au deuxième type qui représente un composite industriel à matrice organique dont les renforts sont des fibres de carbone et la matrice est de l'époxy.

La structure créée par le composite mentionné en stratifié est alors un empilement de plusieurs plis unidirectionnels (Figure II.1). Chacun de ces plis représente une couche formée par de la matrice qui contient un ensemble de fibres orientées dans la même direction.



FIGURE II.1 – Fibres et matrice composant les plis unidirectionnels d'un stratifié (Kerfriden, 2008)

Le caractère séduisant de ces stratifiés réside dans leur comportement anisotrope. De plus, la Figure II.1 montre que ces composites sont des matériaux multi-échelles, observables à plusieurs échelles :

- \square à l'échelle d'une fibre ($\approx 10 \,\mu\text{m}$)
- \Box à l'échelle d'un pli ($\approx 0.1 \,\mathrm{mm}$)

 \square à l'échelle de l'empilement ($\approx 1 \, \mathrm{cm}$)

Remarque

Il est important de noter que le choix de l'échelle d'observation est crucial, car cela détermine le modèle utilisé pour décrire le comportement du matériau composite (voir la section II.4).

II.2 Dégradations des stratifiés composites

Les structures composites stratifiées sont utilisées dans plusieurs applications. Après quelque temps de leur mise en service, ces dernières peuvent développer des dégradations surfaciques ou volumiques. Tout un cycle de développement de ces fissurations existe partant d'une échelle fine où des micro-fissures s'initient et pourraient atteindre la surface de la pièce dans plusieurs cas. Dans ce sens, de nombreuses techniques expérimentales et beaucoup des méthodes de contrôle non destructif sont développées dans le but d'observer, qualifier et quantifier ces endommagements. D'ailleurs, il apparaît que ces défauts sont susceptibles de se produire à plusieurs échelles et pourraient donc être classées en deux catégories, il y'a les endommagements à l'échelle fine comme la fissuration de la matrice (?), la rupture de fibres (Scott et al., 2012) ou la décohésion de l'interface fibre matrice (Arif et al., 2014) et il y'a aussi les endommagements à l'échelle de pli comme la fissuration transverse et le délaminage (Scott et al., 2012).

II.2.1 Endommagements à l'échelle fine

Trois mécanismes d'endommagement à l'échelle de la fibre sont distingués, comme indiqué par (Violeau et al., 2009) et illustrés sur la Figure II.2.



FIGURE II.2 – (a) Fissuration de la matrice "b" et Décohésion interface fibre-matrice "a" (Arif et al., 2014) (b) Rupture de fibres (Scott et al., 2012)

- □ La rupture des fibres (Figure II.2b) est un phénomène aléatoire qui se déclenche lorsque la contrainte subie par une fibre dépasse sa contrainte à rupture. Lorsque cela se produit, l'interface de la fibre peut se rompre, entraînant la rétraction de la matrice et la transmission de charges vers les fibres intactes à proximité (zone de forte concentration de contrainte). Ce phénomène, combiné aux défauts de fabrication tels que les inclusions et les porosités, peut amorcer la fissuration de la matrice.
- □ L'endommagement diffus dans le pli, où des microfissures apparaissent au sein du volume du matériau dans des directions généralement perpendiculaires à la direction de la sollicitation et provoque ainsi des décohésions II.2a de l'interface fibre/matrice quand elle arrive à la surface. (Et peut même provoquer la rupture de fibres)
- □ le micro délaminage : des microfissures apparaissent dans la zone riche en résine entre deux plis, initiées par les fissures transverses qui créent des concentrateurs de contraintes au niveau de l'interface

II.2.2 Endommagements à l'échelle de pli

les dégradations citées précédemment sont considérées comme homogènes lorsque nous sommes à une échelle supérieure. À l'échelle du pli on distingue 2 mécanismes de défaillance prépondérants comme le montre la Figure II.3 :

- □ La fissuration transverse (Figure II.3) est une macrofissure qui se développe dans le pli, parallèlement aux fibres : elle apparaît par un mécanisme de percolation des microfissures sous-jacentes à l'endommagement diffus
- □ Le délaminage quand à lui est un endommagement inter-pli qui provoque l'étirement des fibres (Figure II.3) parallèlement à la direction du chargement entrainant la rupture.



FIGURE II.3 – Délaminage inter-laminaire, Fissuration transverse (Scott et al., 2012)

II.3 Classification des méthodes de représentation de la fissuration

L'exposition des dégradations à deux échelles soulève un enjeu très important : comment modéliser numériquement ces phénomènes ? Dans ce contexte, deux grandes classes d'outils que nous présentons maintenant ont été examinées dans la littérature.

II.3.1 Approches discrètes

Les approches discrètes ou discontinues représentent les fissures comme des surfaces où le champ de déplacement est autorisé à être discontinu. De part et d'autres des lèvres de la fissure, une non connectivité entre les éléments du maillage est considérée pour sa représentation numérique. Les théories discontinues les plus connues sont "la mécanique linéaire élastique de la rupture" (Barenblatt, 1962; Rice, 1968) et "le modèle de zones cohésives" (Destuynder et al., 1983; Dugdale, 1960). Numériquement, il est clair que ces discontinuités compliquent très nettement la résolution par éléments finis standards. Elles sont donc traitées soit :

- □ Aux bords des éléments : par dedoublements des noeuds et les techniques de remaillage associées, ou en utilisant la technique des éléments d'interface par les zones cohésives.
- □ Dans l'élément : avec les approches des "discontinuités fortes intégrées", les méthodes XFEM, les méthodes des noeuds fântomes ou par les méthodes des noeuds flottants

Malgré les progrès récents de ces méthodes, la modélisation numérique de problèmes de rupture complexes impliquant plusieurs fissures reste difficile, surtout dans le cas de la 3D.

II.3.2 Approches continues

Les approches continues, quant à elles, n'autorisent pas la discontinuité des déplacements. Elles sont donc continues partout, mais les contraintes sont progressivement diminuées pour modéliser l'endommagement. La théorie continue de "la mécanique de l'endommagement", introduite par (Kachanov, 1958), est essentiellement utilisée. Contrairement aux approches discrètes qui introduisent des frontières nettes entre solide et fissure, synonymes de champs potentiellement singuliers, les approches continues glissent de manière continue les champs (comme la rigidité) au moyen de variables d'endommagement, scalaires ou tensorielles, passant d'une valeur "saine" à une valeur endommagée. Les champs mécaniques sont alors lissés et compatibles plus aisément avec des éléments finis standards.

II.4 Modélisation des dégradations dans les structures composites stratifiés

Les méthodes de représentation de l'endommagement, qu'elles soient discrètes ou continues, sont utilisées dans les modèles de comportement pour caractériser l'évolution progressive de la rupture au sein de structures composites stratifiées. De plus, ces modèles sont définis à trois échelles différentes pour aboutir à la rupture de la macrostructure. Les approches de modélisation seront expliquées dans les prochains paragraphes.

II.4.1 Micro-modèle

Le micro-modèle, comme son nom l'indique, s'appuie sur des phénomènes micromécaniques clairement identifiés et permet d'analyser de manière très précise les endommagements survenus dans le stratifié. En réalité, comme mentionné précédemment, les micro-endommagements qui peuvent se produire à une échelle fine du matériau sont bien connus, mais la caractérisation de leurs effets sur le comportement global du composite reste un véritable défi. Le principe de la micro-modélisation consiste alors à zoomer sur les hétérogénéités du matériau jusqu'à atteindre une échelle de fibre ($\approx 10 \,\mu$ m), puis à remonter les informations mécaniques importantes à une échelle supérieure. Dans ces modèles, les modes d'endommagement sont décrits de façon discrète ou continue. Les micro-modèles sont largement utilisés dans les méthodes d'homogénéisation et leur conception nécessite une compréhension très fine de la dynamique des microphénomènes de défaillance.

D'un point de vue computationnel, il est clair que cette modélisation très fine nécessite un travail complexe lors de la discrétisation de structures en composites stratifiés (Figure II.4). La conséquence majeure est un coût de calcul très élevé qui rend impossible la réalisation de calculs d'ingénierie complexes.

Ainsi, le micro-modèle consiste à homogénéiser les propriétés d'un Volume Élémentaire Représentatif (VER) et à les remonter à une échelle supérieure. Plusieurs choix sont possibles pour le VER :

- □ Le VER peut être défini à l'échelle de fibre ((Murari and Upadhyay, 2012)). Dans ces cas, l'homogénéisation permet de décrire les mécanismes à l'échelle de la fibre mais ne peut pas rendre compte des mécanismes à l'échelle de pli.
- \Box Le VER peut être défini à l'échelle de pli((Blassiau, 2005; Thionnet et al., 2014))



FIGURE II.4 – Géométrie et discrétisation de volume élémentaire représentatif (VER) dans le cas d'une distribution hétérogène des matériaux (Fleischhauer et al., 2020)

II.4.2 Méso-modèle

Le méso-modèle étudie les dégradations de structures en composites stratifiés à l'échelle du pli, c'est-à-dire à une longueur caractéristique d'environ 0.1 mm. Il permet ainsi une description précise de la physique du matériau tout en conservant des coûts de calcul "faibles" par rapport à ceux du micro-modèle. Il offre entre autres une alternative plus ancrée dans la mécanique que les techniques de zones cohésives pour pallier les difficultés de la mécanique de la rupture (Kerfriden, 2008). De nombreux mésomodèles ont été introduits, notamment (Bouvet et al., 2009; Ladevèze and Lubineau, 2001; van der Meer and Sluys, 2010). Ces modèles diffèrent en particulier dans leur description de la fissuration transverse d'un stratifié.

Le méso-modèle présenté dans (Ladevèze and Lubineau, 2002), initialement introduit par Pierre Ladevèze en 1986, a comme principe d'homogénéiser les dégradations microscopiques dans deux entités "méso" qui sont les plis et les interfaces entre plis. Les plis sont considérés comme des entités volumiques et les interfaces sont assimilées à des milieux d'épaisseur nulle. La modélisation de leur comportement est formulée dans le cadre des processus irréversibles et est basée sur la théorie d'endommagement anisotrope développée par (Ladevèze and LeDantec, 1992). Ces modèles représentent naturellement plusieurs paramètres qui sont identifiés sur des résultats d'essais expérimentaux.

Dégradation dans les plis à l'échelle "méso"

Le comportement global des plis est gouverné par une loi anisotrope qui prend en compte les trois mécanismes d'endommagement distincts : la rupture de fibre, la décohésion fibre/matrice et la fissuration transverse. L'effet de délaminage est considéré comme négligeable, et la théorie de "la mécanique de l'endommagement" est utilisée (Ladevèze and LeDantec, 1992). Par conséquent, le modèle introduit trois variables d'endommagement : d_f , d' et d, pour traduire respectivement les diminutions des modules d'élasticité E_1 , E_2 et celui de cisaillement G_{12} . Des lois de plasticité sont également développées pour régir les déformations anélastiques induites par le développement des dégradations.

Modélisation du délaminage interlaminaire dans les interfaces

Les interfaces sont des entités surfaciques qui représentent la fine épaisseur de matrice pure observée expérimentalement entre deux plis adjacents. (Allix, 1987) a initialement introduit un modèle d'interface à 3 endommagements distincts qui sont associés aux 3 modes de délaminage élémentaires. Mais en réalité, ces modes de rupture peuvent être mélangés et des modèles plus avancés qui prennent en compte ces interactions doivent être élaborés. Un modèle isotrope a donc été développé par (Allix and Corigliano, 1996; Allix and Ladèveze, 1992) comportant une seule variable d'endommagement thermodynamique.

Les caractéristiques des interfaces sont donc obtenues par homogénéisation de la zone interlaminaire qui est constituée principalement de la matrice.

II.4.3 Macro-modèle

Le macro-modèle est le modèle qui étudie les dégradations du matériau à l'échelle du stratifié ($\approx 1 \text{ cm}$). Les modes de ruine sensés à cette échelle sont alors inaccessibles à l'échelle du pli, d'où le recours à cette modélisation supérieure.

Étant donné que l'épaisseur du stratifié reste faible par rapport aux dimensions de la structure (par exemple un réservoir sous pression d'épaisseur e = 1 cm, et de longueur l = 1 m avec un rayon interne $r_i = 30 \text{ cm}$), la discrétisation de la structure peut être réalisée avec des éléments plaques ou coques. La résolution du problème s'effectue comme suit :

- Un calcul macroscopique utilisant un modèle de type plaque composite (Classical Laminated Plate Theories)
- Reconstruction des champs mécaniques locaux (contraintes et déformations) dans chaque pli

Les modèles macro s'appuient sur la représentation de la géométrie d'un stratifié par une nappe. Ils postulent une hypothèse sur le comportement, par exemple une cinématique de type Kirchoff ou Hellinger, de manière à construire un champ de déplacement simple. Cette hypothèse reste cependant trop simpliste, et les macro-modèles sont mis en échec lorsque la structure présente des singularités ou des accidents géométriques.

La phase suivante sera de mettre en place des critères de ruine du stratifié, il existe alors 3 de critères pour prédire l'endommagement :

 les critères de contraintes (ou des déformations maximales) : sont déterminées à partir des essais de traction compression sans prise en compte d'autres composantes de sollicitation

- les critères type Tsai (Tsai and Wu, 1971) : prennent en considération les sollicitations composées
- les critères type Hashin (Hashin, 1980) : prennent en compte en plus des critères de Tsai, les modes de ruptures (de fibre + de la matrice) en traction compression

En tout état de cause, les modèles macro sont capables de prédire les zones les plus sollicitées de la structure. Cependant, les critères macroscopiques ne sont pas basés sur la physique de la dégradation d'un stratifié. Ces critères ne peuvent pas décrire fidèlement les processus de ruine d'un composite qui interviennent à l'échelle de la fibre et du pli, et notamment la compétition entre les différents mécanismes de dégradation.

Les spécificités de chaque type de modèle rendent l'idée de combinaison de deux échelles très séduisante pour avoir plus de précision sur l'état mécanique. Pour des ponts micro-méso, on peut par exemple citer (Ladevèze and Lubineau, 2001). Pour des ponts méso-macro, on peut citer (Thionnet and Renard, 1993).

II.5 Généralités sur le Contrôle Non Destructif du stratifié composite

L'utilisation très répandue du matériau composite dans plusieurs applications a fait de l'inspection et de l'évaluation de son état un sujet d'une grande importance. Tout d'abord, il s'agit de comprendre le comportement de ces matériaux à l'aide de modèles mécaniques qui prennent en compte autant que possible ce qui se passe à l'échelle des micro-constituants. Ensuite, il est important d'évaluer l'intégrité de structures fabriquées à partir de ces matériaux en utilisant des techniques de surveillance de la santé (SHM) permettant de détecter, entre autres, l'initiation d'endommagement, leur type, leur localisation et leur propagation au cours du temps. Le premier point a été explicité dans la première partie du chapitre (section II.4). Le deuxième point, quant à lui, est abordé à l'aide de plusieurs techniques de contrôle non destructif (CND) actif et passif. Ces méthodes peuvent être utilisées à deux étapes principales d'investigation : la première consiste à évaluer l'intégrité de l'état initial des structures (Diamanti and Soutis, 2010), tandis que la deuxième concerne la surveillance permanente (Vanlanduit et al., 2003) ou périodique (Abry et al., 2001) de l'état des structures en service.

Il existe plusieurs méthodes de CND permettant de détecter les endommagements dans un matériau donné (Sause, 2016). On peut citer notamment les techniques d'utilisation des ultrasons (Castellano et al., 2018; Emami Tabrizi et al., 2009), la radiographie (Tan et al., 2011), l'analyse modale (Herman et al., 2013), les courants de Foucault (Zeng et al., 2019), les ondes guidées (Ochôa et al., 2015), l'imagerie térahertz (Dong et al., 2016) et la shearography (Newman, 2018). Ces méthodes sont considérées comme des techniques de CND actif, mais la plupart d'entre elles n'étaient pas utilisées sur des structures en service. Leur application nécessite obligatoirement un dispositif émetteur contrôlé par l'opérateur et peut parfois nécessiter le démontage de la pièce de son système de fonctionnement, comme par exemple le démontage du CPV d'un avion. En revanche, d'autres moyens de contrôle sont disponibles dans la littérature. De plus en plus de recherches ont été effectuées pour l'inspection des états de structures avec des conditions de montage plus faciles. Ce sont les techniques de CND passif, qui se résument en la thermographie passive (Harizi et al., 2014), la corrélation d'image (DIC) (Ramirez et al., 2015), le fibre optique

Remarque

(De Waele et al., 2003) et l'émission acoustique (Saeedifar and Zarouchas, 2020). Ces techniques peuvent être employées lorsque la structure est en service et sont capables de la maintenir dans les conditions de fonctionnement réelles.

Nous nous intéressons dans la suite à examiner **la méthode d'émission acoustique** (EA) qui sera utilisée dans le cadre de ce travail de thèse. Ainsi, nous expliquons l'aptitude de cette technique à être montée en service et nous nous appuyons sur les multiples applications pour affirmer que l'EA est une méthode de *CND* passif très efficace pour les applications de *SHM* des Structures.

II.6 Caractérisation d'endommagement par EA

L'EA est aujourd'hui utilisée dans les laboratoires de recherche ainsi que dans plusieurs secteurs industriels. Elle trouve des applications dans le suivi du vieillissement des structures de génie civil, mais aussi dans le contrôle de certaines pièces mécaniques des avions, des voitures électriques et des bus à hydrogène. Le sujet général qui nous intéresse est la caractérisation de l'endommagement dans les matériaux composites par EA. Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéresserons particulièrement au réservoir sous pression, mais il est important d'abord d'examiner les recherches qui ont été menées dans la littérature.

II.6.1 Généralités

L'EA se définit comme une onde élastique transitoire générée par la libération d'énergie d'une source interne dans la structure. En mécanique des solides, un matériau composite soumis à un chargement peut conduire à la création d'un endommagement, tel que la rupture d'une fibre. Ce défaut libère par conséquent une quantité d'énergie qui se propage dans le matériau (Wevers, 1997). La technique d'EA permet alors de détecter en temps réel ces endommagements à l'aide de capteurs généralement posés sur la surface de la structure. Cela permet de l'utiliser pour évaluer les défaillances de structures composites en service.

Les sources d'EAs qui nous intéressent dans cette étude bibliographique sont les endommagements qui se manifestent dans un matériau composite sous une sollicitation mécanique. Deux catégories de ces défauts existent (section II.2) : les endommagements à l'échelle de la fibre, tels que le microdélaminage, la rupture de fibres ou l'endommagement diffus, et les endommagements à l'échelle du pli, tels que la fissuration transverse ou le délaminage.

II.6.2 Acquisition du signal et descripteurs d'émission acoustique

La chaîne de mesure d'EA est illustrée dans la Figure II.5a. L'onde élastique, produite suite à l'endommagement survenu, se propage dans le matériau et subit des modifications d'amplitude principalement dues aux des hétérogénéités présentes. Sur la surface du matériau, le réseau de capteurs (le plus souvent de types piézoélectriques) détecte les vibrations infinitésimales qui se produisent et les convertit en des signaux électriques. Ensuite, les intensités de ces signaux sont amplifiées grâce à l'amplificateur utilisé pour avoir une base de données traitable. Le système d'acquisition est alors le dernier maillon de la chaîne, qui est utilisé pour enregistrer les données analogiques en des signaux numériques.

L'analyse des signaux récupérés permet alors d'extraire des paramètres exploitables par l'utilisateur qui sont appelés des descripteurs EA. Ces caractéristiques sont issues de la forme typique de l'EA qu'on peut la voir sur la Figure II.5b . Parmi ces descripteurs, on peut citer l'amplitude, qui correspond au maximum de tension du signal et est exprimée en dB. En outre, il y a la durée et le temps de montée, représentant respectivement les intervalles de temps entre le premier dépassement de seuil et le dernier dépassement de seuil, ainsi qu'entre le dernier dépassement de seuil et l'amplitude maximale. D'autres descripteurs calculés incluent la fréquence pic et l'énergie. Un dernier descripteur, utilisé dans le cadre de cette thèse, est le nombre de coups acoustiques détectés. Il correspond au nombre de pics franchissant le seuil.



FIGURE II.5 – Les différentes unités d'un système de surveillance par EA (Saeedifar and Zarouchas, 2020) — Une forme d'onde typique de l'EA et ses caractéristiques les plus importantes (Shateri et al., 2017)

Après avoir détaillé les caractéristiques de l'EA et la chaîne qui contribue à l'analyse des signaux, notre objectif sera de présenter, dans les paragraphes suivants, la façon dont les chercheurs ont utilisé l'EA pour caractériser les endommagements survenus. Nous essaierons de classer les techniques utilisées en catégories, qu'elles soient utilisées seules ou en combinaison avec d'autres techniques, afin d'obtenir une vision générale de ce qui est réalisé. Cela nous aidera à situer notre méthode correctement et à la comparer avec ce qui existe dans l'état de l'art.

II.7 Diagnostic d'endommagement basé sur les données d'émission acoustique

L'EA constitue une méthode bien établie pour le diagnostic des composants structurels. Cette méthode comprend trois niveaux consécutifs : la détection de l'initiation d'endommagement, l'identification de son type et l'indication de sa localisation. Chaque niveau constitue un enjeu majeur pour la recherche. Il s'agit principalement d'axes de travail indépendants, où chacun a un nombre établi de méthodes à utiliser. Nous aborderons brièvement chacun d'entre eux afin de donner au lecteur un aperçu de ce qui est fait.

II.7.1 Détection de l'initiation d'endommagement

Pour la détection de l'initiation d'endommagement, les chercheurs ont utilisé les descripteurs de l'EA (voir section II.6.2). Ils ont exploité un (Chou et al., 2015; Fotouhi et al., 2012, 2017) ou plusieurs descripteurs (Fotouhi et al., 2016; Kumar et al., 2015). Ils ont même couplé ces derniers avec certains résultats mécaniques (Mohammadi et al., 2015; Refahi Oskouei et al., 2011) dans le but d'avoir une interprétation cohérente de l'intégrité structurelle. Le principe général lorsqu'on choisit une caractéristique d'EA comme détecteur d'endommagement est que le premier descripteur détecté indique la formation d'un défaut. Par exemple, si on définit le nombre d'événements acoustiques comme indicateur, alors le premier franchissement du seuil d'un groupe suffisant d'évènements (peloton) est équivalent à une initiation d'endommagement dans la structure. Des post-traitements ont été également réalisés sur les caractéristiques des signaux, donnant lieu à des méthodes de détection de l'initiation d'endommagement par des courbes cumulatives de descripteurs d'EA. Le lecteur sera référé à lire les exemples suivants (Mahdian et al., 2017; Malpot et al., 2017; Nikbakht et al., 2017; Saeedifar et al., 2018).

En outre, ces techniques présentent certaines limitations, ce qui les rend constamment ouvertes aux défis. Certains critères (qui sélectionnent le premier descripteur EA détecté comme indicateur d'endommagement, voir (Saeedifar et al., 2018)) sont considérés comme conservateurs et ne traduisent pas la réalité physique de ce qui se passe au sein du matériau. Comme la méthode d'EA est très sensible à tout changement micro-structural, nous ne sommes pas certains que ces dernières soient très dangereuses pour la structure, et une fausse alarme peut être déclenchée. Pour plus d'explications, les défauts de fabrication tels que les impuretés, les vides ou le mauvais alignement des fibres pourraient générer beaucoup d'EA dès les premiers stades du chargement d'une structure, ce qui n'a pas vraiment de sens (Khayal, 2017). Afin d'éviter les différentes interprétations de ces critères qualitatifs pour la détection de l'initiation d'endommagement, un critère quantitatif basé sur une théorie "d'activité acoustique significative" est défini. Cela signifie qu'une quantité doit être calculée pour déterminer si l'EA détectée révèle un endommagement significatif ou bénin. Le dernier défi est d'être conscient que les caractéristiques de l'EA dépendent de nombreux paramètres, tels que le matériau, le stade de ruine, la distance au capteur, la qualité des capteurs, etc., ainsi que de l'influence de l'utilisateur (qui a réglé le niveau du seuil, la définition du pic, etc.). C'est la raison pour laquelle l'entropie de Shannon a été développée pour calculer ce que nous appelons un nouveau descripteur qui représente l'incertitude de la distribution de probabilité de la forme d'onde EA (Chai et al., 2018).

II.7.2 Localisation d'endommagement

La découverte du début d'endommagement n'est que la première étape du *SHM* d'une structure composite. Elle n'est pas suffisante, mais une fois réalisée, elle mène directement au deuxième niveau de diagnostic qui consiste à localiser la source du bruit détecté par les capteurs d'EA. Les méthodes analysées dans la littérature peuvent être classées en cinq catégories. Ces différentes approches tirent directement parti des informations des signaux enregistrés. Les localisations sont finalement réalisées par :

- □ modélisation analytique, comme son nom l'indique, est un ensemble de méthodes analytiques basées sur l'idée d'extraire la position de la source d'endommagement à travers l'onde acoustique. Elle repose sur des calculs théoriques tels que les fonctions de réponse impulsionnelle (Ohtsu and Ono, 1986) ou les temps d'arrivée (Ziola and Gorman, 1991). Ces méthodes sont généralement limitées à des problèmes simples (géométrie, matériau, conditions aux limites, etc.) et nécessitent des compétences mathématiques pertinentes.
- □ traitement de signal : Cette approche est basée sur l'analyse des signaux EA enregistrés de bonne qualité. Afin d'avoir ces signaux, il sera alors indispensable d'en collecter beaucoup. Ceci engendre des coûts de calcul très élevés pour le stockage des données. De plus, cette méthode nécessite des compétences d'expertise en traitement de signal pour bien interpréter les bruits et ne pas confondre l'origine du signal (Takemoto et al., 2000).
- □ réseau de neurones : Peu de chercheurs se sont intéressés à cette technique de soft computing qui a montré des performances pour plusieurs applications (Grabec et al., 1998; Sause et al., 2019; Venkatesh and Houghton, 1996). Toutefois, l'inconvénient majeur des réseaux de neurones est qu'ils nécessitent une énorme quantité de données, donc un grand nombre de capteurs.
- □ méthodes géométriques : Elles consistent en un ensemble de méthodes de triangulation (Tobias, 1976) qui permettent de localiser les sources d'endommagement en prenant en compte les temps d'arrivée des ondes acoustiques sur les capteurs ainsi que leurs positions (Niri et al., 2014). Cependant, l'application de ces méthodes reste restreinte aux géométries régulières et aucune investigation sur des formes irrégulières n'a encore été entreprise à ce jour.
- □ éléments finis (Sause and Horn, 2010; Sause et al., 2019) : La localisation des dommages structurels à l'aide de la technique EA par la MEF (Méthode des Éléments Finis) représente un domaine de recherche majeur ces dernières années. Des études paramétriques ont été menées sur des structures de plaques simples en introduisant une fonction d'onde EA artificielle comme source EA. Des études plus détaillées sont nécessaires pour que la MEF soit applicable à des structures réelles.

II.7.3 Identification des différents mécanismes d'endommagement

Afin de compléter le diagnostic de l'endommagement survenu dans la structure, il est nécessaire d'entamer la dernière phase qui consiste à à l'identification du type d'endommagement. La question qui se pose alors est de savoir comment relier les signaux d'EA aux mécanismes sources ? La réponse facile consiste à utiliser une approche qualitative en faisant l'hypothèse que chaque signal porte la signature acoustique de sa source.

Il est à noter que le type d'endommagement qui se produit (voir section II.2) dépend fortement de la direction et de la vitesse du chargement, du matériau (des fibres et de la matrice), de l'orientation des plis successifs, de la qualité d'adhésion entre les fibres et la matrice, et évidemment des conditions environnementales. Ceci représente donc une première limitation des méthodes d'identification. De plus, l'impact de chaque type d'endommagement sur la structure est différent (Fotouhi et al., 2016; Kumar et al., 2015). Ainsi, les chercheurs ont comparé la fréquence de crête et l'amplitude des signaux enregistrés pour mettre en évidence ces différences, car ces caractéristiques sont considérées comme les plus adaptées pour identifier ces types d'endommagements (la fréquence maximale étant considérée comme un paramètre supérieur à l'amplitude en termes de précision, étant moins affectée par l'atténuation). Par exemple, le phénomène de rupture de fibres présente une amplitude et une fréquence de pic très supérieures à celles associées à la fissuration de la matrice et au délaminage (Gutkin et al., 2011; Nimdum and Renard, 2012). Cependant, ces conclusions ont été rapidement rejetées par (Oz et al., 2017) qui ont montré, en utilisant la technique de corrélation d'images, que ces résultats ne sont pas toujours vrais. Il est désormais fortement recommandé d'utiliser d'autres techniques complémentaires in-situ, telles que la DIC, le SEM et la thermographie, pour trouver les sources des signaux EA (Mahdavi et al., 2016). De plus, ces constatations ont ouvert de nouveaux horizons puisque les endommagements se produisent simultanément dans le matériau et leur distinction est impossible avec le calcul de quelques descripteurs. Un premier niveau d'évaluation est une solution directe à ce problème, qui consiste à fabriquer des échantillons spéciaux (coupons) dans lesquels seul un type d'endommagement peut se produire. Par exemple, une éprouvette de la matrice seule ou un faisceau de fibres. Ensuite, en modifiant le design, les couches stratifiées et les conditions aux limites des éprouvettes, des signaux d'EA des autres modes d'endommagement peuvent être enregistrés avec un minimum d'interférence entre eux (de Groot et al., 1995; Gutkin et al., 2011; Saeedifar et al., 2019). C'est une solution qui demande beaucoup d'efforts expérimentaux et qui sert à créer toute une base de données. Ces données sont utilisées dans le deuxième niveau d'évaluation, qui consiste à partitionner les signaux EA des différents mécanismes d'endommagement. Ce processus est généralement effectué en utilisant l'une des quatre méthodes suivantes : (i) discrimination manuelle des données EA (de Groot et al., 1995), (ii) regroupement non supervisé (Godin et al., 2005; Sawan et al., 2015), (iii) classification supervisée (Godin et al., 2004; Saeedifar et al., 2019) et (iv) traitement des signaux (Nazmdar Shahri et al., 2016).

II.8 Pronostic d'endommagement basé sur les données d'émission acoustique

Avec un peu de recul, nous pouvons constater que le diagnostic d'endommagement réalisé par la technique d'EA ne suffit pas à évaluer l'état de santé d'une structure. En effet, la connaissance de l'initiation, de l'emplacement et du type de ces dégradations est certainement d'un grand intérêt, mais savoir comment ces micro-mécanismes évoluent et quels en sont les conséquences sur le service de la structure (la sévérité) est encore plus important. C'est dans cette optique que le domaine de pronostic d'endommagement est construit. Autrement dit, il s'agit d'utiliser un ensemble d'outils de prédiction qui visent principalement à déterminer la résistance à la rupture ou la durée de vie résiduelle d'une structure composite. Dans la littérature, nous constatons que comparativement au grand nombre de recherches dans le domaine du diagnostic d'endommagement, un nombre limité de travaux est mené dans le domaine du suivi d'endommagement en utilisant particulièrement la technique d'EA. L'ensemble d'outils de prévision qui exploitent les données d'EA peut être divisé en trois grandes catégories (Saeedifar and Zarouchas, 2020) qui se distinguent par le modèle de prédiction utilisé : (i) l'analyse par régression paramétrique, (ii) les réseaux de neurones et (iii) les modèles de Markov. Dans les prochains paragraphes, nous souhaitons mieux comprendre la construction de ces modèles. Ainsi, nous examinerons les descripteurs utilisés (voir section II.6.2) et la façon dont ils ont été intégrés dans ces processus.

II.8.1 Analyse par régression paramétrique

La théorie de l'analyse par régression paramétrique consiste à prévoir la valeur d'une variable en fonction de la valeur d'une autre variable. Dans le domaine du pronostic d'endommagement par EA de structures composites, l'application de cette méthode linéaire ou non linéaire se base généralement sur la recherche d'une corrélation mathématique entre un ou plusieurs descripteurs d'EA (définis dans la section II.6.2) et une propriété mécanique qui reflète l'état de santé de la structure, comme la résistance ou la durée de vie résiduelle. On peut citer, par exemple, l'étude menée par Caprino et al. (Caprino et al., 2005a) qui ont réussi à déterminer un modèle empirique entre le nombre d'évènements acoustiques cumulés N_t et la résistance à la rupture σ_c . Ce travail est réalisé sur des éprouvettes CFRP stratifiées et ont été Des poutres en plastique renforcé de fibres de verre ont été pré-fatiguées en flexion 4 points jusqu'à des portions sélectionnées de leur durée de vie en fatigue. Les échantillons ont ensuite été amenés de manière monotone à la rupture tout en enregistrant leur réponse d'émission acoustique. Le traçage des courbes $N_t - \sigma$ (σ est la contrainte appliquée) pour les différents nombres de cycles de pré-fatigue a prouvé qu'une corrélation réelle existe entre l'historique du chargement de matériau et la réponse d'EA. De ce fait, ils ont envisagé de définir cette information avec un modèle exponentiel défini dans (Caprino and Teti, 1994) comme le montre l'équation II.1 :



1

$$V_t = 1.48 \times 10^6 \ e^{-0.0166 \ \sigma_c} \tag{II.1}$$

FIGURE II.6 – (a) Modèle exponentielle : contrainte à la rupture σ_c mesurée et prédite — (b) Modèle linéaire : contrainte σ correspondant à des valeurs fixes de N_t , en fonction de la contrainte à la rupture σ_c , (Caprino et al., 2005a)

Le modèle (Équation II.1), dont les paramètres sont calibrés expérimentalement, permet alors de prédire la valeur de la contrainte à rupture une fois que le nombre d'évènements acoustiques est récupéré par la carte d'acquisition (Figure II.6a). De plus, (Caprino et al., 2005a) ont pu améliorer cette dernière corrélation mathématique en utilisant un ancien modèle basé sur des concepts de la mécanique de rupture, ($\frac{\sigma}{\sigma_c} = k(N_t)$ avec $k(N_t)$ est
Remarque

une constante (Caprino and Teti, 1995)) pour N_t fixe. Les calibrations de ce modèle sont représentées sur la Figure II.6b.

(i) Les méthodologies précédentes ne sont pas efficaces tant que le matériau n'a pas subi un nombre suffisant de cycles de fatigue. Si le nombre de cycles de fatigue est faible (n < 1000), une activité EA non significative est détectée, ce qui exclut une estimation précise de la résistance résiduelle. (ii) Le deuxième modèle, qui offre une plus grande précision de prédiction, peut être appliqué pour prédire la contrainte à rupture d'autres échantillons de ce matériau.

D'autre part, on peut citer l'exemple d'un second modèle de régression non linéaire de prédiction qui a été développé par (Philippidis and Assimakopoulou, 2008). L'objectif de leur étude était d'évaluer la dégradation de la résistance statique au cisaillement, due à l'essai de fatigue. Des coupons du matériau GL/EP unidirectionnel dont l'empilement est $[\pm 45^{\circ}]_s$, soumises à des tractions avec une amplitude du chargement constante (CA) ou variable (VA) sont considérés dans le but d'étudier l'influence de diverses formes du chargement sur l'accumulation d'endommagements. Les prédictions de la résistance résiduelle ont été effectuée par le biais du nombre d'événements acoustiques extraits des signaux EA. Un premier "Model A" a été développé en utilisant des informations a priori sur l'historique du chargement, ce qui permet de prédire la contrainte maximale en traction que peut supporter les coupons pré-définis. Ce modèle a été calibré à partir de données expérimentales sur des composites GL/EP en essai de fatigue. Dans le cas où l'historique de chargement est inconnu, un deuxième "Model B" a été calibré sans aucune demande d'information sur des chargements antérieurs. (Philippidis and Assimakopoulou, 2008) ont ensuite utilisé ces modèles construits pour prédire la résistance résiduelle de deux nouveaux coupons, un premier coupon avec une matrice différente et un deuxième avec un nouveau chargement de l'essai de fatigue. Ces modèles ont prouvé leurs performances avec des erreurs successives sur leurs résistances résiduelles de 2.41% et 3.43% pour le "Model A" et de 2.89% et 5.46% pour le "Model B". (voir Figure II.7)



FIGURE II.7 – (a) Prédictions par "Model A" : rapport de σ_{max} sur la résistance résiduelle en fonction log(AE₁) — (b) Prédictions par "Model B" : rapport de σ_{AE} sur la résistance résiduelle en fonction log(AE₂), (Philippidis and Assimakopoulou, 2008)

II.8.2 Analyse par Réseau de Neurones Artificiels (ANN)

Le deuxième modèle de prédiction d'endommagement utilisé par les chercheurs est le réseau de neurones artificiels. C'est un système de traitement d'information dont la conception s'inspire du fonctionnement des neurones biologiques, et qui s'est ensuite rapproché des méthodes statistiques.



FIGURE II.8 – Modèle de neurones artificiels (Rajendraboopathy et al., 2009)

Comme l'illustre la Figure II.8, un réseau de neurones est formé de couches d'éléments appelés nœuds ou neurones, qui représentent les unités centrales de traitement. Tout d'abord, nous avons la couche d'entrée, appelée "input layer", qui reçoit l'entrée, et la couche de sortie, appelée "output layer", qui permet de prédire la sortie. Entre ces deux couches, nous avons ensuite les couches cachées, appelées "hidden layers", qui effectuent la plupart des calculs requis par le réseau.

Le principe de fonctionnement d'un réseau de neurones est le suivant :

- 1. les nœuds d'entrée sont connectés à d'autres nœuds/neurones cachés par des liens de communication, auxquels est associée une pondération.
- 2. cette pondération représente l'information utilisée par le réseau pour résoudre le problème.
- 3. un neurone caché combine les nombreuses valeurs des chemins d'entrée "input paths" par une simple addition.
- 4. la valeur additionnée est ensuite modifiée par une fonction de transfert "transfer function" et transmise directement comme un chemin de sortie "output path" d'un élément de traitement "processing element" lors de la phase de "Forward propagation".
- 5. l'élément de transfert peut ensuite être connecté aux chemins d'entrée d'autres nœuds par le biais des pondérations.
- 6. comme chaque connexion a une pondération correspondante, ces pondérations modifient les signaux sur les lignes d'entrée d'un élément de traitement avant d'être additionnées, lors de la phase de "Backpropagation".

Le passage des modèles de régression (section II.8.1) aux réseaux de neurones entraîne une augmentation de la complexité du processus de prédiction d'endommagement et de sa fiabilité. Nous nous intéressons ici à poursuivre le travail de (Caprino et al., 2005a), qui ont réussi à construire un modèle de régression linéaire permettant de prédire la résistance à la rupture. (Caprino et al., 2005b) ont repris les données de ce travail et les ont utilisées dans un réseau de neurones. La couche d'entrée ne contient que deux nœuds, correspondant à la contrainte appliquée σ et au nombre d'événements acoustiques N_t . Une seule couche cachée, "hidden layer", est choisie avec seulement 4 nœuds, et la seule sortie du réseau est le ratio de contrainte $(\frac{\sigma}{\sigma_c})_p$. Le nombre de neurones cachés n_h a été optimisé à l'aide d'une erreur RMS calculée lors de l'étape d'entraînement du réseau. (Caprino et al., 2005b) ont trouvé les erreurs RMS les plus basses lorsque le nombre d'événements acoustiques N_t était supérieur ou égal à 130, et que n_h était égal à 4 ou 10.

La Figure II.9 montre les prédictions du ratio de contrainte $(\frac{\sigma}{\sigma_c})$ effectuées par le réseau de neurones avec $n_h=4$. On observe que les prédictions, qui devraient suivre la ligne pointillée à 45°, sont très mauvaises pour un nombre d'évènements acoustiques $N_t \leq 130$. La ligne verticale pointillée indique cette limite $N_t = 130$. Par conséquent, le réseau de neurones est considéré comme efficace pour des $N_t \geq 130$, tant dans sa phase d'apprentissage que de prédiction. De plus, le nombre de neurones est choisi égal à 4, car aucune différence significative n'a été observée dans les prédictions avec les deux réseaux.



FIGURE II.9 – Prédiction avec un réseau de neurones comportant 4 nœuds dans la couche cachée : le ratio de contrainte prédit $(\frac{\sigma}{\sigma_c})_p$ est comparé au ratio de contrainte exact $(\frac{\sigma}{\sigma_c})$ (Caprino et al., 2005b)

Une comparaison de la prédiction du modèle de régression (Caprino et al., 2005a) et celle du modèle de réseau de neurones est présentée dans la Figure II.10a. Il convient de noter qu'une telle comparaison n'est envisageable que pour un nombre de cycles de fatigue $n \ge 1000$ (section II.8.1) et un nombre d'évènements acoustiques $N_t \ge 130$. Cette comparaison a été réalisée pour deux valeurs de nombres d'évènements acoustiques. Dans les deux cas, la précision de la prédiction augmente avec le nombre d'émissions disponibles. Cependant, en calculant la contrainte à rupture pour les éprouvettes légèrement fatiguées avec le modèle de régression, on constate une erreur importante. En revanche, le modèle ANN conserve une précision acceptable tout au long de la durée de vie en fatigue, ce qui en fait une alternative valable au modèle de régression.



FIGURE II.10 – Prédiction avec un réseau de neurones de nombres des nœuds $n_h=4$ dans la couche cachée : contrainte à rupture prédite σ_{cp} par rapport à la contrainte à rupture exacte σ_c (Caprino et al., 2005b) (a) $N_t = 1000$, (b) $N_t = 2000$

La prédiction par le réseau de neurones a également été utilisée par (Rajendraboopathy et al., 2009) pour évaluer la résistance à la rupture en traction de 18 éprouvettes en fibres de verre/époxy. Un réseau de neurones à trois couches a été utilisé. Les données d'apprentissage dans ce cas sont des amplitudes d'EA collectées à partir d'un ensemble de 12 éprouvettes chargées respectivement jusqu'à 30%, 40% et 50% de leurs contraintes à rupture Après le processus d'apprentissage, le modèle ANN a été utilisé pour prédire les résistances maximales des 6 éprouvettes restantes en exploitant leurs données en amplitudes des signaux acoustiques. Les résultats ont montré que le réseau de neurones, entraîné avec plus de données (données EA jusqu'à 50% de la charge de rupture), avait une meilleure prédiction. (Arumugam et al., 2010) ont réalisé des essais de traction sur des stratifiés carbone/époxy impactés à faible vitesse. Ils ont utilisé les données EA collectées jusqu'à 50% et 75% de la charge de rupture en traction des échantillons impactés pour entraîner un ANN. Ensuite, le modèle formé a été utilisé pour prédire la résistance résiduelle de certains nouveaux échantillons avec une marge d'erreur de 0, 4% à 15%. Ils ont affirmé que la technique proposée pouvait prédire la résistance résiduelle des stratifiés impactés en les chargeant simplement jusqu'à un pourcentage de leur charge maximale sans leur causer de dommages importants.

Pour plus des exemples et qui concernent surtout le réservoir sous pression en composite, le lecteur sera référé à (Iizuka et al., 2012; Sause et al., 2019)

II.8.3 Modèle Semi-Markov Caché Non Homogène (NHHSMM)

Le modèle Semi-Markov caché non homogène (en anglais Non Homogeneous Hidden Semi Markov Model ou NHHSMM) pour la prédiction d'endommagement dans les structures composites (Moghaddass and Zuo, 2014) est une approche empirique basée sur le traitement de données. C'est également un processus en deux dimensions qui comporte les niveaux suivants :

- □ Processus 1 : il constitue le premier niveau formant une chaine cachée semi-markovienne "Hidden Semi-Markov Chain" qui n'est pas observé
- □ Processus 2 : il constitue le second niveau formant une séquence d'observations "Output sequence" ou "Observations"

Dans le cadre de l'étude du pronostic d'endommagement par EA, le "Processus 1" doit contenir les états cachés décrivant l'état de santé de la structure, allant de la configuration saine à celle complètement endommagée. Cet état final n'est pas réellement caché et représente l'état final de la structure ayant conduit à la défaillance. Par ailleurs, les états cachés ne se réfèrent pas aux types d'endommagements (tels que la rupture de fibres), mais plutôt aux différents niveaux discrets décrivant l'évolution des dégradations. Quant au "Processus 2", il représente une séquence de données acoustiques considérées à la fois aléatoires et indépendantes.

Le NHHSMM est un modèle statistique qui étend le modèle HSMM en utilisant une procédure dynamique pour la transition d'états. Cette procédure dépend de l'état caché actuel, du temps de séjour dans cet état, de l'âge total de l'équipement ou de toute combinaison de ces paramètres. Le NHHSMM permet de modéliser l'évolution de l'état de santé de l'équipement au fil du temps en utilisant une nouvelle matrice de transition qui inclut les facteurs de vieillissement. Ainsi, le NHHSMM est particulièrement utile pour la prédiction d'endommagement dans les structures composites.

Afin de définir un modèle NHHSMM, on commence par trouver la topologie la plus performante $\zeta = \{N, \Omega, \xi, \lambda, I, V\}$ pour la structure composite étudiée. Ensuite, il sera nécessaire de bien la définir par l'apprentissage de l'ensemble de paramètres inclus $\theta = \{\Gamma, B\}$ où :

- $-\Gamma$: caractérise la distribution de durée de transition entre les états semi-markoviens cachés qui présentent les configurations d'endommagement. Les transitions seront ensuite organisées dans une matrice de transition ("Processus 1").
- B : caractérise la corrélation entre les états et les observations détectées. Cette corrélation est représentée avec une matrice connue sous le nom de matrice d'émission (lien entre le "Processus 1" et le "Processus 2").

L'estimation de l'ensemble des paramètres est réalisée par une procédure de maximisation de la vraisemblance marginale. Cette procédure passe par une première étape d'initialisation qui consiste à initialiser les types de transition ξ , suivie d'une deuxième étape qui est l'étape d'apprentissage des paramètres θ en se basant sur les paramètres ξ . Cette procédure permet de construire un modèle de structure connu sous le nom de $M = \{\xi, \theta\}$, associé à la topologie étudiée ζ .

Définition

Définition

Pour définir la topologie d'une chaîne de Markov, on utilise les éléments suivants : $\zeta = \{N, \Omega, \xi, \lambda, I, V\}$. N représente le nombre d'états. Ω est le diagramme de transition. ξ est le type de transition, qui peut être soit soft (I), hard (II), soit multistep (III). λ est la valeur associée à la transition. I représente l'indicateur final de la chaîne de Markov utilisé pour la surveillance de la santé. On définit également un espace discret d'indicateurs de suivi : $Z=(z_1,...,z_v)$, où V est le nombre de corrélations entre les "états cachés" et les "observations"

Dans ce cadre, (Loutas et al., 2017) ont utilisé le modèle NHHSMM pour prédire la durée de vie résiduelle RUL de 9 coupons OHT en carbone/époxy soumis à un chargement en fatigue. Les données acoustiques ont été obtenues à partir de ratios de temps de montée par amplitude, calculés à l'aide d'une approche de fenêtres glissantes de 2,5 minutes sur environ 2 millions de données initialement collectées. Les prédictions ont été comparées à celles issues d'un modèle de réseau de neurones bayésien (BNN), comme le montre la Figure II.11.



FIGURE II.11 – Résultats du pronostic de la durée de vie résiduelle RUL pour un coupon OHT en utilisant les modèles BNN et NHHSMM — les limites inférieures et supérieures indiquées pour les deux modèles représentent des intervalles de confiance de 90%, (Loutas et al., 2017)

La Figure II.11 représente la "pire prédiction" associée au coupon OHT identifié A6. Elle est présentée ici car elle est d'une importance capitale étant donné qu'elle est une valeur aberrante par rapport aux autres coupons (son EoL : End of Life est supérieure à celle des coupons utilisés pour l'apprentissage du modèle NHHSMM). On observe une supériorité du modèle NHHSMM par rapport au modèle BNN, ce qui peut s'expliquer par trois raisons : (i) des estimations moins volatiles, (ii) la précision de la prédiction BNN ne s'améliore pas avec l'augmentation du nombre de données, alors que la précision du NHHSMM s'améliore continuellement avec l'augmentation du nombre de données AE en ligne, et (iii) le modèle BNN reste toujours une boîte noire.

Dans le même cadre, (Eleftheroglou et al., 2020) ont utilisé le NHHSMM pour prédire la RUL des coupons OHT en fusionnant les données AE et DIC. Ils ont développé un modèle NHHSMM adaptatif qui ajoute une étape d'adaptation de l'ensemble des paramètres θ à l'aide de mesures de diagnostic estimées sur la base des données d'entraînement et de test. Les résultats ont montré que la précision de la prédiction de la RUL était considérablement améliorée par la fusion des données par rapport à l'utilisation des données AE individuellement (voir Figure II.12).



FIGURE II.12 – Résultats de prédiction de la durée de vie résiduelle (RUL) pour un coupon OHT en utilisant les modèles NHHSMM et ANHHSMM — les limites inférieures et supérieures indiquées pour les deux modèles représentent des intervalles de confiance de 90%, (Eleftheroglou et al., 2020)

II.8.4 Synthèse

Dans ce chapitre, nous avons abordé les méthodes de modélisation des matériaux composites en utilisant l'échelle de description de l'endommagement. De plus, nous avons présenté la technique d'émission acoustique (EA), méthode de contrôle non destructif utilisée dans la thèse. Nous avons décrit les multiples approches du diagnostic d'endommagement avec EA, y compris les algorithmes d'apprentissage automatique et le traitement de signal. Nous avons notamment distingué les différents modèles utilisés dans la littérature pour prédire l'état de santé d'une structure en service.

Parmi les différentes parties de ce chapitre, notre intérêt se porte particulièrement sur le pronostic d'endommagement. Notre contribution majeure par rapport à l'état de l'art consistera à utiliser un "modèle physique", qui ne sera pas une approche guidée par les données, mais qui résultera de la combinaison d'un modèle de comportement mécanique Haute Fidélité (HF) et d'un modèle acoustique. Cette contribution se traduira par la création d'un jumeau numérique, qui assurera le contrôle non destructif de notre réservoir en service. Cependant, le défi consistera toujours à appliquer cette méthodologie avec un modèle HF peu coûteux et à réduire la dimensionnalité du modèle, comme nous le montrons dans le chapitre VI.

La dernière phase pour finaliser la mise en oeuvre du jumelage numérique du réservoir est l'exploitation des données séquentielles, que ce soit pour l'identification ou le recalage du modèle par assimilation de données. Ce sujet sera le point central du chapitre suivant.

Chapitre III

État de l'art sur les approches de résolution de problème inverse

Résumé

Ce chapitre constitue une revue bibliographique des travaux de recherche portant sur l'étude de diverses méthodes de résolution du problème inverse, en se basant sur des références académiques classiques. Pour cela, il convient tout d'abord d'expliquer la théorie du problème inverse, ainsi que la différence entre les philosophies d'identification et de recalage des modèles. Ensuite, étant donné que les méthodes de résolution des problèmes inverses sont multiples, nous présentons les trois classes principales, à savoir les approches déterministes, les approches bayésiennes et l'assimilation de données.

L'accent est mis sur les méthodes d'assimilation de données et leur capacité à recaler les états évolutifs d'un système en estimant ces différents paramètres. Nous avons donc brièvement présenté les premiers travaux portant sur les méthodes d'assimilation de données et la manière dont ce concept a été généralisé, notamment à travers les recherches de Wiener (Wiener et al., 1949) et de Kalman (Kalman, 1960). L'assimilation de données peut alors être définie comme un estimateur BLUE (Best Linear Unbiased Estimator) qui est appliqué pour chaque pas de temps du problème. Nous présentons ensuite les différents types de filtres de Kalman, tels que le filtre linéaire, le filtre étendu, le filtre d'ensemble et le filtre unscented, ainsi que le filtre particulaire qui sera utilisé dans le cadre de ce travail de thèse. Enfin, nous présentons deux méthodes d'optimisation des variances de l'erreur de modèle, de l'erreur d'observation et des paramètres pour le réglage de ces filtres.

Les dernières sections de ce chapitre présentent des exemples d'assimilation de données pour résoudre un problème inverse en utilisant le filtre de Kalman d'ensemble (EnKF) et le filtre particulaire (PF). Le système d'équations est linéaire avec un état de filtrage $x \in \mathbb{R}^3$ et des données $d \in \mathbb{R}^2$. Cela signifie qu'il y a un état pour lequel nous n'avons pas de données. Nous avons réalisé une première illustration des résultats en utilisant les deux algorithmes EnKF et PF sans ajustement des variances des erreurs de modèle ou d'observation. Dans une seconde illustration, nous optimisons la variance de l'erreur de modèle \mathbf{Q} en utilisant la méthode de maximisation de la vraisemblance marginale, tout en gardant la variance de l'erreur d'observation \mathbf{R} fixe. En comparant les densités a posteriori des différents états, nous montrons l'importance du réglage des paramètres.

III.1 Problème inverse

Le terme "problème inverse" est opposé à celui de "problème direct". La notion de problème direct correspond à la résolution d'un problème mécanique classique. C'est-à-dire que connaissant tous les paramètres d'entrée tels que les matériaux, le comportement, la géométrie, la sollicitation et les conditions aux limites, on cherche à déterminer la réponse du système étudié. Un exemple classique est un calcul d'éléments finis. En revanche, les problèmes inverses se caractérisent par le fait que l'on ne dispose que d'une partie des données d'entrée du problème à résoudre. L'objectif sera alors de reconstruire les données manquantes à partir de tout ou partie de la réponse du système. La Figure III.1 illustre le flux d'information dans le cadre des problèmes inverses.



FIGURE III.1 – Flux d'information d'un problème inverse (Marchand, 2017)

III.2 Identification, recalage, une différence?

Afin de reconstruire un problème complet (section III.1), il convient à trouver tous les paramètres introduits par identification ou par recalage. Mais justement quelle différence peut-on faire entre ces deux notions? Tout dépend du point de vue selon lequel on se place. D'un point de vue que l'on peut qualifier de "philosophique", de nombreuses distinctions entre ces deux concepts existent dans la littérature. Celle que l'on propose ici est de faire la distinction selon deux critères :

- 1. l'inconnue du problème
- 2. l'échelle à laquelle le problème est étudié.

La terminologie "identification" est utilisée en mécanique des matériaux pour désigner la recherche des paramètres d'un comportement matériau. Ce type de problèmes est résolu à une échelle "réduite", par exemple en considérant une éprouvette. En revanche, le terme "recalage" est plutôt associé à la mécanique des structures, où le problème est "global" et consiste à identifier les paramètres du modèle (conditions aux limites de Dirichlet et/ou Neumann, efforts extérieurs, chargement, facteurs d'amortissement).

	Identifcation	Recalage
Inconnues	Paramètres matériau	Paramètres du modèle
Échelle	Éprouvette	Structures

TABLE III.1 – Identification et recalage

Plusieurs approches sont mise en évidence pour la résolution des problèmes inverses avec la particularité d'être bien posées au sens d'Hadamard. Un problème bien posé au sens d'Hadamard (Hadamard, 1902) :

 \Box la solution existe

Définition

- \Box la solution est unique
- \Box la solution dépend continuement des données du problème

III.3 Approches déterministes

Dans cette section, nous présentons les différentes méthodes déterministes pour la résolution et la régularisation des problèmes inverses. La plupart des méthodes existantes reposent sur la minimisation d'une fonction objective notée \mathcal{J} . La distinction entre les différentes méthodes est basée sur la définition de la fonction \mathcal{J} . De manière générale, la résolution d'un problème inverse dans un cadre déterministe peut être formalisée de la manière suivante :

$$\xi_{solution} = \underset{\xi \in \mathcal{P}}{\operatorname{argmin}} \mathcal{J}(\xi) \tag{III.1}$$

où \mathcal{P} est l'espace des paramètres admissibles et qui est spécifique à chaque problème inverse à résoudre. Dans la suite, nous décrivons les différentes méthodes déterministes pour la minimisation de cette fonction coût.

III.3.1 Formulation par la méthode des moindres carrés

La méthode des moindres carrés est une approche purement mathématique qui consiste à définir \mathcal{J} comme une erreur au sens de l'équation III.2.

$$\mathcal{J}(\xi) = \left\| y^{sim} - y^{obs} \right\|_2^2 \tag{III.2}$$

avec $\mathcal{M}(\xi) = y^{sim}$

Cette méthode déterministe est considérée comme la plus utilisée, d'une part parce qu'elle est indépendante du modèle considéré $\mathcal{M}(\xi)$, et d'autre part, parce qu'elle peut être utilisée pour plusieurs types de problèmes inverses. Ainsi, la méthode des moindres carrés est indépendante de la physique. Elle peut donc être qualifiée comme une approche basique qui n'est pas nécessairement la plus efficace. De plus, d'un point de vue purement numérique, la minimisation d'une telle fonction est généralement réalisée par une méthode de type Levenberg-Marquardt, nécessitant alors le calcul de la jacobienne de la fonction coût $\mathcal{J}(\xi)$. Étant donné le caractère "boîte noire" de la méthode, ce calcul est souvent réalisé par perturbation, ce qui peut s'avérer extrêmement coûteux en fonction du modèle utilisé pour calculer y^{sim} .

Une version pondérée de la méthode des moindres carrés peut être utilisée pour prendre en compte l'aspect bruité des mesures. Cette version permet d'introduire une connaissance a priori dans la fonction coût en remplaçant la norme 2 de l'équation III.2 par une norme définie à partir d'un opérateur de pondération A, lié à la matrice de covariance des mesures. De plus, en raison du risque de disposer de peu de données d'entrée et d'un grand nombre de minima locaux, le caractère mal posé au sens d'Hadamard peut être renforcé. Il est donc important de régulariser la résolution du problème en ajoutant des informations a priori qui permettent de compenser le caractère mal posé. Cet ajout d'informations se

traduit par l'introduction dans la fonction coût d'un terme de régularisation $\mathcal{G}(\xi)$. Cette approche, connue dans la littérature sous le nom de régularisation de Tikhonov (Tikhonov, 1943), est représentée par l'équation III.3.

$$\mathcal{J}(\xi) = \left\| y^{sim} - y^{obs} \right\|_{A}^{2} + \gamma \mathcal{G}(\xi)$$
(III.3)

Ici, γ est un terme de pondération associé à la régularisation.

Le choix le plus fréquent pour la fonction de régularisation est $\mathcal{G}(\xi) = \|\xi - \overline{\xi}\|_2^2$, qui impose que le vecteur de paramètres solution ξ soit proche de la connaissance a priori sur ces paramètres $\overline{\xi}$. Un autre choix pour le terme de régularisation est $\mathcal{G}(\xi) = \|\nabla \xi\|_2^2$, qui est utilisé dans le cas où le vecteur de paramètres à identifier représente un champ spatial, comme les propriétés matériaux. Dans ce cas, $\nabla \xi$ introduit un lissage spatial du champ de paramètres. Le terme de pondération γ est choisi en utilisant plusieurs méthodes, comme la méthode L-curve (Hansen, 1999), le principe de Morozov (Morozov, 1968) et le principe d'Arcangeli (Arcangeli, 1966).

III.3.2 Erreur en relation de comportement

Les méthodes de régularisation ajoutant de l'information a priori aux problèmes inverses dépendent en réalité de la nature du problème. Parmi ces méthodes, il existe celles qui tirent parti directement de la physique du problème. Certaines méthodes considèrent que parmi les équations du problème inverse traité, la relation de comportement est la moins fiable dans le système. Ces approches sont nommées l'Erreur en Relation de Comportement dans la littérature (Ladevèze et al., 1994) et cette erreur se définie dans l'équation III.4 comme :

$$e = \|\sigma - C : \varepsilon(u)\|_{C^{-1}} \tag{III.4}$$

où $||X||_{C^{-1}} = \int_{\Omega} X : C^{-1} : X \, dx$. Afin d'étendre ce principe à la résolution des problèmes inverses, (Ladevèze et al., 1994) ont proposé d'introduire un terme d'erreur de mesure correspondant à une minimisation aux moindres-carrés. Cette régularisation se définit ainsi d'un point de vue global de la manière suivante :

$$\mathcal{E}^{2}(u, \sigma, \xi) = \left\| \sigma - C : \varepsilon(u) \right\|_{C^{-1}} + \gamma \left\| \Pi u - y^{obs} \right\|_{2}^{2}$$
(III.5)

où Π est un opérateur de projection permettant de comparer l'état u à la donnée synthétique y^{obs} . Le scalaire γ s'interprète comme un coefficient de pondération de l'influence de l'erreur de mesure. Il convient après à minimiser la fonction coût $\mathcal{E}^2(u, \sigma, \xi)$ pour déterminer la solution du problème inverse comme le montre l'équation III.6 :

$$(u_{ad}, \sigma_{ad}) = \underset{(u,\sigma) \in \mathcal{U}_{ad} \times \mathcal{S}_{ad}}{\operatorname{argmin}} \mathcal{E}^2(u, \sigma, \xi)$$
(III.6)

où \mathcal{U}_{ad} et \mathcal{S}_{ad} sont respectivement les espaces cinématiquement et statiquement admissible définient par les équations III.7 et III.8.

$$\mathcal{U}_{ad} = \{ u(x)/u(x) = u_d \,\forall \, x \in \partial_u \Omega \}$$
(III.7)

$$\mathcal{S}_{ad} = \{\sigma(x)/\sigma(x).n = f_d \,\forall \, x \in \partial_f \Omega, \, \operatorname{div}\left(\sigma(x)\right) = 0 \,\forall \, x \in \Omega\}$$
(III.8)

III.3.3 Approches basées sur les mesures de champs

Comme son nom l'indique, la résolution des problèmes inverses dans ce cas repose sur la mesure des champs. Ces champs mesurés peuvent être en 2D grâce, par exemple, à la corrélation d'images, ou même en 3D grâce à la tomographie. Ces méthodes expérimentales ont été développées dans le but d'identifier les propriétés des matériaux (Avril et al., 2008). L'avantage majeur de ces méthodes est qu'elles offrent un très grand nombre de mesures, ce qui permet de régulariser les problèmes inverses. L'exploitation de ces données peut être réalisée par :

- 1. La méthode FEMU (Finite Element Model Updating) (Kavanagh, 1972) et le FEMU intégré Leclerc et al. (2009) qui utilisent une formulation pondérée des moindres carrés pour identifier les propriétés des matériaux à partir des mesures DIC
- 2. L'Erreur en Relation de Comportement modifiée qui a été employée avec le biais de mesures des champs pour identifier les défauts comme dans (Barbarella et al., 2016)
- 3. La méthode de l'écart d'équilibre introduite dans (Claire et al., 2004) qui a été employée pour l'identification d'endommagement. Elle consiste à trouver les paramètres qui minimisent le résidu d'équilibre pour la résolution du problème inverse
- 4. La méthode de l'écart de réciprocité (Andrieux and Abda, 1992) utilisée pour la détection des fissures qui ne nécessite que des données sur la limite du domaine
- 5. La méthode des champs virtuels (Grédiac, 1989) où le problème inverse est résolu de manière simple grâce au principe du travail virtuel et au choix approprié des champs virtuels

Remarque

Il est clair que les méthodes basées sur les mesures des champs, contrairement aux méthodes des moindres carrés et aux méthodes d'erreur en relation de comportement, sont difficiles à utiliser pour prédire l'état d'endommagement du réservoir sous pression en service, car elles nécessitent un dispositif expérimental lourd.

III.4 Approches basées sur l'inférence bayésienne

En plus des méthodes déterministes, des approches stochastiques basées sur l'inférence bayésienne ont été développées pour résoudre les problèmes inverses. Ces approches consistent à extraire l'information contenue dans les mesures et à la réinjecter dans le modèle pour l'enrichir ou le corriger. Contrairement aux approches déterministes, les méthodes stochastiques régularisent automatiquement le problème inverse en construisant une densité de probabilité de l'ensemble des paramètres possibles ayant une probabilité d'être la valeur recherchée (Somersalo and Kaipio, 2004; Tarantola, 2005). De plus, l'inférence bayésienne considère les incertitudes comme des erreurs de mesure, de modélisation ou de paramètres stochastiques. Cette approche a donc été utilisée dans différents domaines d'ingénierie tels que le *SHM* (Feng et al., 2020; Yuan et al., 2022), l'analyse de la fiabilité des structures (Straub et al., 2016) ou l'identification des propriétés des matériaux (Gogu et al., 2013).

III.4.1 Formulation générale

L'inférence bayésienne, que l'on se place dans le cadre de résolution de problème inverse ou non, est basée comme le nom l'indique sur le théorème de Bayes (équation III.9) :

$$p(X|Y) = \frac{p(Y|X) p(X)}{p(Y)}$$
 (III.9)

Le théorème de Bayes consiste alors à la définition de la probabilité conditionnelle d'un évènement X connaissant un évènement Y, qui n'est que la densité de probabilité a posteriori p(X|Y) de X.

Dans le cadre des problèmes inverses, l'application du théorème de Bayes permet de recaler les paramètres incertains ξ du modèle numérique, de manière à générer une sortie X plus proche de la réalité. La variable Y correspond quant à elle aux observations synthétiques y^{obs} obtenues à partir du système physique. Ainsi, la formulation bayésienne des problèmes inverses en termes de densités peut être exprimée comme le montre l'équation III.10.

$$p(\xi|y^{obs}) = \frac{p(y^{obs}|\xi) \, p(\xi)}{p(y^{obs})} \tag{III.10}$$

 $p(\xi|y^{obs})$ est le résultat de l'inversion bayésienne : elle donne la densité de probabilité a posteriori des paramètres ξ connaissant les mesures y^{obs} . $p(\xi)$ est la densité a priori qui caractérise l'information que l'on possède sur les paramètres incertains avant la prise en compte de mesures. Cette information peut provenir par exemple d'un savoir-faire ou d'une autre estimation. Le terme $p(y^{obs})$ est appelé la densité de probabilité marginale de la donnée y^{obs} . Il traduit la qualité de l'information associée à la qualité des observations, c'est-à-dire le bruit de mesure. Finalement, la densité $p(y^{obs}|\xi)$ est la vraisemblance de ξ . Elle s'interprète comme la probabilité de générer y^{obs} par le modèle connaissant le paramètre ξ . De manière plus concrète, elle correspond à la probabilité d'avoir un modèle qui génère exactement les observations.

La mise en place du théorème de Bayes a permis le développement de plusieurs approches pour l'investigation des problèmes inverses. Pour une revue détaillée de ces différentes approches, le lecteur est invité à consulter (Kaipio and Somersalo, 2006). Des applications simples mais pédagogiques peuvent également être trouvées dans (Aguilar et al., 2015; Allmaras et al., 2013).

Jusqu'à présent, la notion de temps n'a pas été prise en compte. De plus, la résolution du théorème de Bayes, tel que décrit, permet de fournir non pas un unique paramètre ξ , mais toute une densité de probabilité pour ξ .

III.5 Méthodes d'assimilation de données

Remarque

Dans cette partie, nous nous intéressons à une particularité des méthodes bayésiennes : les méthodes d'assimilation de données. Ces approches sont présentées séparément car elles correspondent à des enjeux et des cas d'utilisation différents des approches stochastiques classiques. La principale différence réside dans l'intervention du facteur temps qui décrit l'évolution des données observées plutôt que leur reproductibilité. Il s'agit alors de méthodes adaptées à l'étude des phénomènes évolutifs, dont la philosophie consiste à exploiter l'évolution de la mesure.

III.5.1 Origines et enjeux de l'assimilation

Les premiers travaux portant sur des méthodes d'assimilation de données, comme expliqué dans la thèse de (Marchand, 2017), peuvent être attribués à J.T. Mayer (1723-1762) qui a évalué l'évolution des mouvements lunaires. Ensuite, dans le domaine de la météorologie, l'assimilation de données a été utilisée pour corriger, par le biais d'observations, l'état de l'atmosphère dans une prévision météorologique. De même, en océanographie, ce concept a été repris afin d'obtenir des prévisions fiables des circulations de l'océan. Parmi les travaux significatifs portant sur le développement et l'application des méthodes d'assimilation de données dans les domaines météorologiques et océanographiques, le lecteur peut se référer à (Evensen, 1992, 1994, 2003; Le Dimet and Talagrand, 1986).

La généralisation du concept d'assimilation de données a eu lieu au milieu du 20ème siècle avec notamment les travaux de Wiener sur les filtres de Wiener (Wiener et al., 1949) qui estiment, par minimisation de l'erreur quadratique, la valeur désirée d'un signal bruité. Ensuite, les travaux de Kalman ont donné lieu au filtre du même nom, mettant en place l'idée de filtrage optimal pour un modèle linéaire dans un cadre gaussien (Kalman, 1960). L'approche par le filtre de Kalman a ensuite connu plusieurs développements pour être étendue aux modèles non-linéaires (comme le système d'équations dans l'équation III.11), avec notamment les travaux de (Evensen, 1994; Julier and Uhlmann, 1996; Sorenson and Stuberrud, 1968). Ce type d'approche a ensuite suscité un intérêt particulier au sein de la communauté mécanique et a été utilisé dans de nombreux problèmes d'identification et de recalage de modèles.

$$\begin{cases} x_{t+1} = \mathcal{M}(x_t) + e_t^x \\ y_t = \mathcal{H}(x_t) + e_t^y \end{cases}$$
(III.11)

Ici, x_{t+1} représente l'état actuel du système et x_t est l'état au pas de temps précédent. \mathcal{M} est l'opérateur de propagation, et e_t^x est un bruit de modèle gaussien. y_t est l'observation, \mathcal{H} est le modèle d'observation, et e_t^y est un bruit d'observation gaussien.

III.5.2 Estimateur BLUE

Théorème

Les premiers travaux portant sur les méthodes qui ont véritablement donné naissance à l'assimilation de données peuvent être attribués à Aitken pour l'introduction de l'estimateur BLUE (Best Linear Unbiased Estimator) dans (Aitken, 1936). L'estimateur BLUE est alors considéré comme le meilleur estimateur des moindres carrés. Sous certaines hypothèses de Gauss-Markov, l'estimateur des moindres carrés devient non biaisé (centré sur la moyenne de la population), cohérent (plus de données signifie plus de précision d'identification) et le plus efficace. On parle également d'interpolation statistique.

Théorème de Gauss-Markov :

Pour un modèle linéaire dans lequel les erreurs de modèle et d'observation sont d'espérances nulles et non correlées le meilleur estimateur linéaire non-biaisé est l'estimateur des moindres carrés.

Ainsi le principe de l'estimateur BLUE est de rechercher une estimation x_a connaissant des observations y et une prédiction x_f sous la forme (équation III.12) :

$$x_a = \mathbf{L} \, x_f + \mathbf{K} \, y \tag{III.12}$$

On associe à la prédiction x_f une matrice de variance-covariance $\tilde{\mathbf{P}}$ qui explique l'existence ou non des corrélations entre les composantes de x_f . L'interpolation statistique vérifie également l'équation d'observation suivante (équation III.13) :

$$y = \mathbf{H} x_a + e_y \tag{III.13}$$

Les deux matrices \mathbf{L} et \mathbf{K} nécessaires à l'interpolation statistique (équation III.12) sont définies en respectant les deux critères suivants :

- l'estimateur est non biaisé, ce qui permet de déterminer (sous l'hypothèse que les erreurs d'ébauche et d'observation sont sans biais) que l'opérateur L s'exprime nécessairement sous la forme $\mathbf{L} = 1 - \mathbf{K} \mathbf{H}$. De plus en faisant l'hypothèse que les erreurs de prédiction et d'observation sont décorrelées on peut exprimer les relations suivantes : (\mathbf{R} est la matrice de variances-covariances des mesures)

$$\begin{cases} x_a = x_f + \mathbf{K} \left(y - \mathbf{H} x_f \right) \\ \mathbf{P} = \mathbf{K} \mathbf{R} \mathbf{K}^T + (1 - \mathbf{K} \mathbf{H}) \,\tilde{\mathbf{P}} \left(1 - \mathbf{K} \mathbf{H} \right)^T \end{cases}$$
(III.14)

- l'erreur d'estimation est minimale, c'est-à-dire que la variance associée à l'estimation x_a est minimale. Cela permet de déterminer une valeur optimale de la matrice **K** comme suit :

$$\mathbf{K} = \tilde{\mathbf{P}} \mathbf{H}^T (\mathbf{R} + \mathbf{H} \, \tilde{\mathbf{P}} \, \mathbf{H}^T)^{-1}$$
(III.15)

III.5.3 Filtre de Kalman

Le filtre de Kalman, dans sa formulation linéaire ou non linéaire, est largement utilisé pour plusieurs applications. Il s'agit d'un estimateur récursif en deux étapes : une première étape de prédiction, au cours de laquelle l'état évolutif du système discret en temps est prédit, et une deuxième étape de mise à jour, qui permet d'estimer l'état courant en se basant uniquement sur l'estimation de l'état précédent et sur les mesures actuelles.

Filtre de Kalman linéaire

Le filtre de Kalman linéaire (Kalman, 1960) peut être défini comme l'application d'un estimateur BLUE à chaque instant en utilisant un opérateur de transition d'état, ou modèle de propagation. Cette méthode peut être considérée comme une méthode d'inférence bayésienne séquentielle dans laquelle toutes les incertitudes sont de type gaussien. Le système dynamique considéré peut être illustré par l'équation III.16.

$$\begin{cases} x_{t+1} = \mathbf{M}_t \, x_t + q_t \\ y_t = \mathbf{H}_t \, x_t + r_t \end{cases}$$
(III.16)

Lors de l'étape de mise à jour, l'application de l'estimateur BLUE permet, connaissant la prédiction \tilde{x}_t , la covariance de l'erreur de prédiction $\tilde{\mathbf{P}}_t$ et la covariance de l'erreur d'observation \mathbf{R}_t de déterminer (voir équation III.17) :

$$\begin{cases} \mathbf{P}_t = (\tilde{\mathbf{P}}_t^{-1} + \mathbf{H}_t \, \tilde{\mathbf{P}}_t^{-1} \, \mathbf{H}_t^T)^{-1} \\ \mathbf{K}_t = \mathbf{P}_t \, \mathbf{H}_t^T \, \mathbf{R}_t^{-1} \\ x_t = \tilde{x}_t + \mathbf{K} \, (y^{obs} - \mathbf{H}_t \, \tilde{x}_t) \end{cases}$$
(III.17)

L'étape de prédiction se détermine quant à elle en utilisant l'équation III.18 de transition

de la manière suivante :

Remarque

$$\begin{cases} \tilde{x}_t = \mathbf{M}_{t-1} \, x_{t-1} \\ \tilde{\mathbf{P}}_t = \mathbf{M}_{t-1} \, \mathbf{P}_{t-1} \, \mathbf{M}_{t-1}^T + \mathbf{Q}_{t-1} \end{cases}$$
(III.18)

Le filtre de Kalman linéaire est une méthode d'estimation très rapide car le problème est réduit à la solution d'un système linéaire. Dans le cas de problèmes plus complexes, il convient de définir des opérateurs de modèle et d'observation non linéaires. Cela donne lieu à plusieurs extensions du filtre de Kalman linéaire qui vont être brièvement décrites dans la suite.

Extensions aux modèles non-linéaires

Une hypothèse forte faite pour l'écriture du filtre de Kalman linéaire est justement l'hypothèse de linéarité des opérateurs de modèle et d'observation. Or de tels opérateurs linéaires représentent une restriction excessivement forte par rapport aux problématiques envisagées. En effet la difficulté apparaissant lorsque l'on considère des opérateurs non linéaires est la suivante :

Connaissant une densité de probabilité gaussienne caractérisée par sa moyenne \bar{X}_t et sa matrice de variance-covariance $\tilde{\mathbf{P}}_t$, comment construire la densité de probabilité a posteriori résultant de l'application d'un opérateur \mathcal{M} ou \mathcal{H} non linéaires?

Afin de passer outre cette difficulté il existe dans la littérature associée aux filtres de Kalman de nombreuses méthodes, les trois plus classiques étant :

Linéarisation au 1 er ordre : — historiquement la première extension du filtre de Kalman aux problèmes non linéaires est basée sur une linéarisation au premier ordre des opérateurs de modèle \mathcal{M} et d'observation \mathcal{H} . Il s'agit du filtre de Kalman étendu (Extended Kalman Filter) introduit dans (Sorenson and Stuberrud, 1968). Les étapes de prédiction et de mise à jour sont détaillées dans l'algorithme 1.

Algorithm 1: Extended Kalman filter

where \mathbf{M}_{t-1} is typically obtained by taking partial derivatives of the state

transition model
$$\mathcal{M} : \mathbf{M}_{t-1} = \frac{\partial \mathcal{M}(x_{t-1}, q_{t-1})}{\partial x} \bigg|_{x = \tilde{x}_{t-1}, q_{t-1}}$$

 $\triangleright \quad Update$
 $\mathbf{K}_t = \tilde{\mathbf{P}}_t \mathbf{H}_t^T (\mathbf{H}_t \tilde{\mathbf{P}}_t \mathbf{H}_t^T + \mathbf{R}_t)^{-1}$
 $x_t = \tilde{x}_t + \mathbf{K} (y^{obs} - \mathcal{H}(\tilde{x}_t))$
 $\mathbf{P}_t = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H}_t) \tilde{\mathbf{P}}_t$

where \mathbf{H}_t is typically obtained by taking partial derivatives of the observation model $\mathcal{H} : \mathbf{H}_t = \frac{\partial \mathcal{H}(\tilde{x}_t)}{\partial x} \bigg|_{x = \tilde{x}_t}$ **Monte-Carlo** : — Pour construire la densité de probabilité a posteriori, cette approche implique la réalisation et la propagation de tirages aléatoires, ce qui conduit à la création du filtre de Kalman d'ensemble (Ensemble Kalman Filter), tel qu'il a été présenté dans l'article (Evensen, 1994).

Algorithm 2: Ensemble Kalman filter

Plusieurs méthodes implémentent le filtre de Kalman d'ensemble : Monte Carlo, perturbations multiples, transformation de densité. La méthode de Monte Carlo simule plusieurs trajectoires de l'état du système en utilisant des échantillons de la distribution de l'erreur de prédiction. Les perturbations multiples ajoutent des perturbations aléatoires à l'état initial pour générer plusieurs trajectoires possibles. La transformation de densité projette la distribution de l'état dans un espace plus simple avant d'utiliser le filtre de Kalman standard. Une interprétation graphique est donnée par la Figure III.2 avec 30 membres dans l'ensemble des états.



FIGURE III.2 – Interprétation graphique du filtre de Kalman d'ensemble

Transformations Unscented : — Il s'agit d'une version déterministe de l'approche de Monte Carlo, où un tirage et une propagation déterministe sont réalisés pour estimer la distribution de l'état du système (Julier and Uhlmann, 1996). Cette méthode a donné lieu au filtre de Kalman dit Unscented, qui est une variante du filtre de Kalman standard utilisant des transformations non-linéaires pour calculer des estimations plus précises de la moyenne et de la covariance de l'état du système (Julier and Uhlmann, 1997).

Algorithm 3: Unscented Kalman filter

 \triangleright Form Sigma points $X_{t-1}^{0} = \bar{X}_{t-1}; X_{t-1}^{i} = \bar{X}_{t-1} + \sqrt{(n+\lambda)} [\sqrt{P_{t-1}}]_{i}; X_{t-1}^{i+n} = \bar{X}_{t-1} - \sqrt{(n+\lambda)} [\sqrt{P_{t-1}}]_{i}$ where i=1,2,...,n and λ is a scaling parameter \triangleright Form associated weights
$$\begin{split} W_m^0 &= \frac{\lambda}{\lambda + n} ; W_c^0 = \frac{\lambda}{\lambda + n} + (1 - \alpha^2 + \beta) \\ W_m^i &= \frac{1}{2(\lambda + n)} ; W_c^i = \frac{1}{2(\lambda + n)} \end{split}$$
where i=1,...,2n \triangleright Prediction $\tilde{X}_t^i = \mathcal{M}(X_{t-1}^i)$ $\bar{X}_t = \sum_{i=0}^{2n} W_m^i \mathcal{M}(X_{t-1}^i)$ $\tilde{\mathbf{P}}_{t} = \sum_{i=0}^{2n} W_{c}^{i} * (\tilde{X}_{t}^{i} - \bar{X}_{t}) (\tilde{X}_{t}^{i} - \bar{X}_{t})^{T} + Q_{t-1}$ ⊳ Form Sigma points $X_t^0 = \bar{X}_t; \ X_t^i = \bar{X}_t + \sqrt{(n+\lambda)} [\sqrt{\tilde{\mathbf{P}}_t}]_i; \ X_t^{i+n} = \bar{X}_t - \sqrt{(n+\lambda)} [\sqrt{\tilde{\mathbf{P}}_t}]_i$ where i=1,2,...,n and λ is a scaling parameter \triangleright Update $\tilde{Y}^i_t = \mathcal{H}(\tilde{X}^i_t)$ $\bar{\mu}_t = \sum_{i=0}^{2n} W_m^i \tilde{Y}_t^i; \, \mathbf{S}_t = \sum_{i=0}^{2n} W_c^i * (\tilde{Y}_t^i - \bar{\mu}_t) \, (\tilde{Y}_t^i - \bar{\mu}_t)^T + R_t$ $\mathbf{C}_{t} = \sum_{i=0}^{2n} w_{c}^{i} * (\tilde{X}_{t}^{i} - \bar{X}_{t}) (\tilde{Y}_{t}^{i} - \bar{\mu}_{t})^{T}$ $\mathbf{K}_{t} = \mathbf{C}_{t} \mathbf{S}_{t}^{-1}$ $X_{t}^{i} = \tilde{X}_{t}^{i} + \mathbf{K}_{t} (Y_{t}^{i} - \tilde{Y}_{t}^{i})$ $\bar{X}_{t} = \bar{X}_{t} + \mathbf{K}_{t} (Y_{t}^{i} - \bar{\mu}_{t})$ $\mathbf{P}_{t} = \tilde{\mathbf{P}}_{t} - \mathbf{K}_{t} \mathbf{S}_{t} \mathbf{K}_{t}^{T}$

Remarque

Les filtres de Kalman peuvent manquer de robustesse en raison de la simplification apportée à la forme des incertitudes et du modèle. C'est pourquoi il a été couplé à la méthode de l'erreur sur la relation constitutive modifiée dans certains travaux récents (Marchand et al., 2016).

Pour éviter le manque de robustesse, les filtres particulaires et les méthodes de Monte-Carlo séquentielles sont largement utilisés pour traiter les incertitudes séquentielles (Sarkar, 2003).

III.5.4 Filtre particulaire

Filtre particulaire : — il est lié au filtre de Kalman d'ensemble, dont chaque particule peut être assimilée à un membre de l'ensemble, à l'exception du fait que les densités de probabilités ne sont pas gaussiennes (Gordon et al., 1993). En petite dimension, le filtre particulaire peut remplacer le filtre de Kalman d'ensemble. La différence entre les deux méthodes se manifeste au niveau de l'étape de mise à jour, où les particules à faible poids sont supprimées et les particules à grand poids sont dupliquées. Dans le cadre de ce travail de thèse, nous utiliserons la méthode de filtrage particulaire pour estimer l'état d'endommagement du réservoir sous pression à partir des données acoustiques. Cette méthode est détaillée dans la section VI.2.1 du chapitre VI, où nous exposons en détail l'algorithme utilisé pour cette estimation.

III.5.5 Estimation jointe des matrices de covariance des erreurs de modèle/d'observation, des paramètres dans l'assimilation de données

Le but est d'utiliser les méthodes d'assimilation de données pour identifier et recalibrer les modèles. Pour cela, nous avons présenté l'assimilation de données comme étant une particularité des approches bayésiennes, où la notion de temps intervient. Afin d'assurer un fonctionnement optimal des algorithmes, il est essentiel d'estimer les différents paramètres de modélisation, tels que la covariance de l'erreur de modèle, la covariance de l'erreur d'observation, ainsi que les paramètres supplémentaires. Dans cette section, nous proposons de décrire deux méthodes pour estimer ces paramètres : la méthode de maximisation de vraisemblance marginale et la méthode d'augmentation d'état.

Maximisation de la vraisemblance marginale

Les méthodes basées sur la vraisemblance, qui ont été proposées par (Blanchet et al., 1997; Dee, 1995) ainsi que (Mitchell and Houtekamer, 2000), consistent à maximiser l'innovation des vraisemblances $p(y_t|y_{1:t-1})$. Dans le cadre de l'inférence bayésienne séquentielle, telle que les filtres de Kalman ou le filtre particulaire, la maximisation de la vraisemblance marginale est alors une méthode d'estimation des paramètres des densités de probabilité à partir de données observées. Ainsi, les matrices de covariance des erreurs de modèle et d'observation de plus des paramètres additionnels peuvent être optimisés en trouvant le point dans l'espace paramétrique ξ qui maximise la fonction de vraisemblance marginale illustrée par l'équation III.19.

$$p(y_{1:t}|\xi) \approx \prod_{t_i}^{t_f} \hat{p}(y_t|y_{1:t-1},\xi)$$
 (III.19)

où t_i est le pas de temps initial de l'assimilation, t_f est le pas de temps final de l'assimilation et $p(y_t|y_{1:t-1},\xi_t)$ est l'innovation de la vraisemblance entre deux pas de temps d'assimilation successifs.

Augmentation d'état

L'augmentation d'état a été proposée pour la première fois par (Schmidt, 1966). Sa philosophie consiste à augmenter le vecteur d'état de la méthode d'inférence séquentielle dans le but d'estimer à la fois l'état du système et les paramètres additionnels. Ces paramètres peuvent être de type physique, tels que les matrices de covariance des erreurs (Trémolet, 2007; Zupanski, 1997), ou de nature non physique. Un aspect critique de cette approche est que l'on doit définir un modèle d'évolution pour les paramètres de covariance. Cependant, l'inconvénient majeur de cette méthode par rapport à l'approche de maximisation de vraisemblance marginale est le fait d'attribuer le critère non stationnaire aux quantités à optimiser.

Le choix des erreurs de modèle, d'observation et des paramètres additionnels est déterminant pour la qualité du processus d'identification des données. De plus, la garantie de l'évolution stationnaire est un élément primordial pour le succès de l'estimation. Par conséquent, la méthode d'augmentation d'état peut échouer pour certaines applications (DelSole and Yang, 2010; Stroud et al., 2018).

Pour une étude des différentes méthodes d'estimation, le lecteur peut se référer à (RUIZ et al., 2013; Tandeo et al., 2018).

III.6 Illustration d'inférence d'état par assimilation de donnée avec un filtre de Kalman d'ensemble (EnKF) et un filtre particulaire (PF)

Dans cette section, nous proposons d'illustrer l'utilisation du filtre de Kalman d'ensemble et du filtre particualire pour la résolution d'un problèmes inverse. Le système d'équations régissant ce problème est présenté par l'équation III.20.

$$\begin{cases} x_{t+1} = x_t + q_t \\ y_t = \mathbf{H} x_t + r_t \end{cases}$$
(III.20)

où $q_t \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{Q} = \sigma^2 \mathbf{I}_d), r_t \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{R})$ avec **R** est une matrice diagonale,

et $\mathbf{H} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$

Remarque

Il s'agit alors d'un problème linéaire avec une erreur de modèle et une erreur d'observation de type gaussien. En notation probabiliste, le système d'équation devient III.21 :

$$\begin{cases} p(x_{t+1}|x_t) = \mathcal{N}(x_{t+1}|x_t, Q_t) \\ p(y_t|x_t) = \mathcal{N}(y_t|\mathbf{H}\,x_t, Q_t) \end{cases}$$
(III.21)

De plus, nous générons des fausses données synthétiques (ou observations) numériquement pour, chaque pas de temps de l'assimilation, par des équations sinusoïdales comme le montre le système d'équation III.22 :

$$\begin{cases} d_1 = \sin(7t) \\ d_2 = \sin(12t) \end{cases}$$
(III.22)

On suppose que le vecteur d'état considéré $x \in \mathbb{R}^3$ et le vecteur de données $d \in \mathbb{R}^2$. Il est à noter encore que les données d_1 et d_2 sont respectivement assimilées par les états x_1 et x_2 . Cependant, nous ne disposons d'aucune information sur l'état x_3 , ce qui signifie que nous ne connaissons pas la contribution de x_3 aux données observées. Comme on peut le constater depuis la matrice d'observation \mathbf{H} , les données y_t et l'état x_t sont de même nature. Par conséquent, on peut affirmer que les fonctions de deux états sont également sinusoïdales.

Inférence par filtre de Kalman d'ensemble

Remarque

La Figure III.3 représente les trois états assimilés par le filtre de Kalman d'ensemble, avec une variance d'erreur de modèle $\mathbf{Q} = 0.15$ et une variance d'erreur d'observation $\mathbf{R} = 0.1$, choisies arbitrairement. Le filtre de Kalman d'ensemble contient 50 membres (illustrés par des lignes bruitées). De plus, sur les Figures III.3a et III.3b, on observe que les états x_1 et x_2 ont bien été identifiés. Les densités postérieures des deux états connaissant les données séquentielles d_1 et d_2 ont été déterminées avec les valeurs de \mathbf{Q} et \mathbf{R} accordées. En revanche, on observe que les membres d'ensemble suivent des trajectoires beaucoup moins serrées dans la détermination de x_3 (Figure III.3c) par rapport aux états x_1 et x_2 . Ceci s'explique par le fait qu'aucune mesure n'a été inférée pour la détermination de cet état.



FIGURE III.3 – Résultats d'identification par filtre de Kalman d'ensemble pour résoudre le problème posé par l'équation III.20

Inférence par filtre particulaire

Remarque

Le problème est désormais résolu avec le filtre particulaire, dont la variance d'erreur de modèle est $\mathbf{Q} = 0.15$ et la variance d'erreur d'observation est $\mathbf{R} = 0.3$. Le nombre de particules introduites dans le filtre est égal à 50. L'objectif est alors de déterminer les densités de probabilité des états x_1, x_2, x_3 . Les Figures III.4a et III.4b représentent l'identification des deux premiers états. On observe alors que, bien que les trajectoires de données simulées soient très chahutées, elles suivent quand même les trajectoires de données synthétiques. La Figure III.4c montre quant à elle l'état x_3 prédit par les 50 particules sans tenir compte d'aucune observation. On remarque que la moyenne des prédictions des 50 particules est différente de celle identifiée par le filtre de Kalman d'ensemble sur la Figure III.3c. Le bilan des opérations de rééchantillonnage (resampling) est illustré sur la Figure III.4d, où cette opération est déclenchée toutes les 4 à 6 étapes de temps.



FIGURE III.4 – Résultats d'identification par filtre particulaire pour résoudre le problème posé par l'équation III.20

Pour optimiser les densités de probabilité postérieures, il convient d'optimiser les variances d'erreur de modèle et d'erreur d'observation par l'une des méthodes expliquées dans la section III.5.5.

III.7 Illustration de l'assimilation de données par le filtre de Kalman d'ensemble (EnKF) et le filtre particulaire (PF) en utilisant une variance d'erreur de modèle déterminée par maximisation de vraisemblance marginale

Dans cette section, nous effectuons le réglage de deux filtres en ajustant uniquement la variance d'erreur de modèle \mathbf{Q} à l'aide du principe du maximum de vraisemblance marginale. Dans ce cas, la graine aléatoire doit être maintenue fixe afin que la fonction de vraisemblance soit lisse. Toutefois, pour le filtre particulaire, cela s'avère insuffisant en raison des temps de resampling arbitraires et de la fonction de vraisemblance qui est de nature pas lisse. Par conséquent, nous avons essayé deux approches : (A) l'algorithme génétique de Scipy pour gérer le processus d'optimisation, et (B) l'ajustement de la fonction de vraisemblance avec une régression par processus gaussien de Scikit-learn, suivie de l'optimisation de la vraisemblance lissée en utilisant Nelder-Mead.

Inférence par filtre de Kalman d'ensemble

Dans cette optimisation, on considère de fixer la valeur de la variance de l'erreur d'observation à $\mathbf{R} = 0.2$. Dans le cas du filtre de Kalman d'ensemble, la fonction de vraisemblance marginale (équation III.19) calculée en faisant varier la variance de l'erreur de modèle \mathbf{Q} est montrée sur la Figure III.5. On constate alors que la fixation de la graine de tirage a été suffisante pour que la fonction produite soit lisse. La recherche du maximum de la fonction en utilisant l'algorithme de Nelder-Mead a permis d'identifier la valeur de l'erreur qui maximise la vraisemblance marginale à $\mathbf{Q} = 0.08325268$.



FIGURE III.5 – Filtre de Kalman d'ensemble : fonction de vraisemblance marginale en fonction de la variance de l'erreur de modèle \mathbf{Q}

Ensuite, nous avons propagé les membres de l'ensemble avec une densité de probabilité a priori de variance de modèle $\mathbf{Q} = 0.08325268$ et de variance d'observation $\mathbf{R} = 0.2$. Les prédictions des états sont illustrées sur la Figure III.6. Les trajectoires des états x_1 et x_2 sont plus serrées autour des données d_1 et d_2 par rapport aux densités postérieures obtenues sans optimisation (Figures III.6a et III.6b comparées aux Figures III.3a et III.3b). Cette comparaison met en évidence l'effet de l'opération de réglage sur la détermination des densités de probabilité postérieures. La prédiction de l'état x_3 est présentée sur la Figure III.6c. On remarque qu'elle n'a pas été beaucoup améliorée étant donné l'absence de mesures.



FIGURE III.6 – Résultats d'identification par filtre de Kalman d'ensemble pour résoudre le problème posé par l'équation III.20

Inférence par filtre particulaire

Pour cette optimisation, nous considérons également de fixer la valeur de la variance de l'erreur d'observation à $\mathbf{R} = 0.2$. La fonction de vraisemblance marginale du filtre particulaire, en faisant varier la variance de l'erreur de modèle \mathbf{Q} , est présentée sur la Figure III.7.



FIGURE III.7 – Filtre particulaire : fonction de vraisemblance marginale en fonction de la variance de l'erreur ${\bf Q}$

Comme mentionné précédemment, cette fonction est très bruitée même avec la fixation de la graine de tirage. Pour la lisser, une régression par un processus gaussien est utilisée. Ensuite, l'algorithme de Nelder-Mead est utilisé pour optimiser la fonction, ce qui permet d'identifier la valeur de la variance de l'erreur de modèle qui maximise la vraisemblance marginale à $\mathbf{Q} = 0.08513831$.

La prise en compte de cette valeur d'erreur de modèle ainsi que la variance de l'erreur d'observation à $\mathbf{R} = 0.2$ dans l'algorithme de filtre particulaire permet, de la même façon que pour le filtre de Kalman d'ensemble, de mieux prédire les densités de probabilité postérieures de x_1 et x_2 (comparaison des Figures III.8a et III.8b avec les Figures III.4a et III.4b). L'estimation de x_3 reste vague du fait de l'impossibilité de la comparer à un état synthétique. On peut constater que le filtre particulaire fonctionne mieux, ce qui peut être encore justifié par le bilan de pondérations des particules représenté sur la Figure III.8d. On observe qu'aucune opération de resampling n'a été déclenchée.



FIGURE III.8 – Résultats d'identification par filtre particulaire pour résoudre le problème posé par l'équation III.20

L'optimisation de la variance de l'erreur de modèle a amélioré les performances des deux filtres. Cependant, l'optimisation conjointe des deux erreurs, incluant également la variance de l'erreur d'observation **R**, permet d'assurer le fonctionnement optimal des deux filtres.

Remarque

III.8 Synthèse

Dans ce chapitre, nous avons décrit les différentes approches pour résoudre des problèmes inverses, que ce soit avec des méthodes déterministes, stochastiques ou par assimilation de données. On peut conclure que l'utilisation de ces méthodes de résolution dépend fortement de la nature du problème, et que les approches stochastiques sont plus avantageuses dans certains cas, car elles permettent de déterminer toute une densité de probabilité de la quantité à inférer.

En lien avec l'introduction de la thèse, notre objectif principal est d'assimiler des données acoustiques dans le temps avec le jumeau numérique du réservoir sous pression basé sur la physique. Pour ce faire, nous avons choisi le filtre particulaire comme algorithme d'assimilation, et nous expliquons en détail la méthodologie dans le chapitre VI.

Une caractéristique importante qu'on tire de cette étude bibliographique est la complexité des fonctions de vraisemblance marginale utilisées pour ajuster le filtre particulaire. Dans la suite, nous adoptons l'optimisation directe de ces fonctions par recherche par grille, mais d'autres approches, telles que les algorithmes génétiques ou l'ajustement de ces fonctions avec une régression par processus gaussien, sont également possibles.

Chapitre IV

Modèle multi-échelle de rupture des fibres

Resumé

Une description détaillée de la mécanique s'avère essentielle dans le contexte du développement d'un jumeau numérique haute fidélité du réservoir sous pression en composite (CPV), pendant son utilisation en service. Cette description sera fondée sur l'application d'un modèle multi-échelle micro-méso, désigné par l'acronyme FBM, introduit initialement par Blassiau, Bunsell et Thionnet (Blassiau, 2005; Blassiau et al., 2006a,b, 2008) pour simuler la rupture d'un composite unidirectionnel à base de fibres de carbone et de matrice époxy.

Ce chapitre expose alors une amélioration du modèle FBM numérique préalablement introduit. Ce dernier prend en compte les principaux mécanismes microstructuraux menant à la rupture, notamment l'accumulation de ruptures de fibres et le report de charge au fil du temps. Étant donné la densité élevée de fibres dans le matériau composite, il est difficile de mener des simulations directes de son processus de détérioration. Toutefois, le modèle multi-échelle discuté ici offre une solution à cette problématique tout en préservant la réalité physique.

À l'échelle microscopique, la rupture des fibres de carbone, étant parfaites et entourées par la matrice liante (Thionnet et al., 2014), est modélisée à l'aide d'un VER tridimensionnel extrapolé à partir d'un VER bidimensionnel proposé par (Baxevanakis, 1994). Chaque VER est un parallélépipède périodique, comportant 6 états d'endommagement discrets qui sont définis en fonction de la quantité de fibres cassées lors d'une sollicitation. Pour chaque état, un coefficient de transfert de charge est pré-calculé afin de décrire l'effet de la redistribution des contraintes aux fibres intactes à proximité des fibres rompues. Avant chaque simulation, 5 champs aléatoires de déformations à rupture sont tirés pour chaque VER en utilisant une loi de Weibull. Cela permet de prendre en compte les transitions entre les états endommagés lorsque la déformation moyenne du VER dépasse la valeur de la déformation à rupture correspondante.

Les calculs des solutions macroscopiques (en particulier les contraintes) à l'échelle de la structure sont basés sur l'homogénéisation des comportements des fibres de carbone et de la matrice qui composent le VER (Chou, 2011; Chou et al., 2015). Cette opération permet d'obtenir un matériau homogène dont le comportement est élastique linéaire, isotrope transverse d'axe $\overrightarrow{e_1}$ endommageable par rupture des fibres. Les calculs numériques sont réalisés à l'aide de la méthode des éléments finis avec des éléments hexaédriques linéaires. Chaque élément fini est composé de 8 VERs, superposés deux par deux dans les directions (x, y, z) du repère cartésien.

Les simulations numériques du modèle multi-échelle se déroulent en quatre étapes itératives : recherche de la solution macroscopique, localisation de la solution, recherche de la solution microscopique et homogénéisation (Chou et al., 2015; Rojek, 2020; Widjaja, 2020). Une fois ces étapes terminées, une évaluation critique de la modélisation est effectuée pour identifier les améliorations possibles. Nous nous concentrons sur l'amélioration de la discrétisation en utilisant d'autres types d'éléments finis, afin de mieux représenter les géométries irrégulières et les courbures. Nous développons alors deux approches de discrétisations, chacune donnant naissance à un nouveau modèle. Dans la première méthode, nous raffinons individuellement chaque VER, tout en respectant ses bords, en utilisant des éléments finis tétraédriques. Nous attribuons ensuite à chaque point d'intégration situé dans chaque VER les 5 valeurs de déformation à rupture tirées par la loi de Weibull. Cette approche est appelée méthode de discrétisation en maillage structuré (SFBM). Toutefois, nous avons constaté que cette méthode reste très dépendante du maillage parallélépipédique constant par VER (Blassiau, 2005). Pour cette raison, nous avons proposé une seconde méthode d'amélioration appelée méthode de discrétisation en maillage nonstructuré (NSFBM). Elle consiste à mailler la structure de manière purement technique, sans prendre en compte la distribution spatiale des VERs. Nous avons également étudié la sensibilité de cette méthode à la taille de la maille en utilisant une éprouvette Dogbone comme exemple.

Dans la dernière partie de notre étude, nous effectuons une évaluation comparative des trois modèles suivants : FBM, SFBM et NSFBM. Pour ce faire, nous simulons une éprouvette Dogbone avec l'empilement $[90^{\circ}/0^{\circ}]_s$, tel que décrit dans l'étude de référence (Scott et al., 2012). Nous commençons par analyser les résultats obtenus en termes de contraintedéformation et de population des fibres rompues. Ensuite, nous examinons la performance des modèles discrétisés en ce qui concerne la représentation des fibres comme exemple. Par la suite, nous effectuons une simulation d'un réservoir sous pression avec le modèle NSFBM et comparons ses performances par rapport au modèle FBM de base. Nous expliquons la prise en compte des éléments finis supplémentaires que nous avons ajoutés pour représenter la courbure dans le cas du modèle NSFBM. Enfin, nous validons ce modèle en comparant le nombre de fibres rompues dans les deux structures étudiées.

IV.1 Modélisation multi-échelle de la rupture d'un composite unidirectionnel

Dans cette section, nous présentons le modèle de comportement multi-échelle du matériau composite de fibres de carbone T600S/matrice époxy, développé par Blassiau, Bunsell et Thionnet (Blassiau, 2005). Bien que brièvement mentionné dans la section II.4.1 du chapitre bibliographique II, ce modèle sera détaillé dans son intégralité, de la phase de construction jusqu'à son utilisation pour les simulations.

IV.1.1 Comportement du matériau composite

Remarque

Le comportement des structures composites unidirectionnelles en fibre de carbone/matrice époxy est étudié. Les fibres de carbone utilisées comme renfort sont de types T600S (Blassiau, 2005) et T700S (Islam, 2020) et présentent chacune un comportement élastique linéaire isotrope. La fraction volumique des fibres dans la matrice varie entre trois valeurs : 19%, 39% et 64%. Ces pourcentages ont été déterminés par une analyse d'image de la section composite à l'aide de la technique de seuillage des niveaux de gris, par la réalisation conjointe de la pyrolyse et par la pesée des échantillons. Dans la thèse, nous utilisons des fibres de carbone de type Torayca T600S-24000, qui appartiennent au groupe des fibres à haute résistance. En ce qui concerne la matrice époxy qui sert de liant aux fibres, elle présente plusieurs types de comportements qui peuvent être pris en compte par le modèle. Il s'agit d'un comportement élastique linéaire, viscoélastique ou élastoplastique. Toutefois, cette matrice sera considérée dans la thèse comme étant élastique linéaire isotrope, et elle garantit le transfert de charge lors de la rupture d'une fibre vers les fibres intactes à son voisinage.

Le transfert de charge vers les fibres intactes à proximité d'une fibre cassée (peu visible macroscopiquement) et sa quantification revêtent un intérêt particulier et seront détaillés dans les sections suivantes, car ils constituent la clé principale de compréhension du fonctionnement du modèle numérique.

Le comportement du matériau composite modélisé par le modèle multi-échelle comme décrit dans la thèse de (Blassiau, 2005) est élaboré à partir d'un préimprégné T600S/R368-1 fabriqué par la société Structil (par imprégnation de la fibre de carbone avec de la résine époxy). Ainsi, son comportement macroscopique dans les axes préférentiels (voir Figure IV.1) est considéré comme :

- viscoélastique dans l'axe des fibres. En revanche, étant donné les caractéristiques relatives des fibres et de la matrice, et la fraction volumique des fibres, aucune déformation viscoélastique appréciable n'est observable, même proche de la rupture. Par conséquent dans cette direction, on suppose que le composite est élastique linéaire et endommageable par la rupture des fibres.
- dans les autres directions et en tenant compte de la fissuration intralaminaire, le composite est considéré comme viscoplastique et endommageable. Cependant, compte tenu des drapages et des sollicitations rencontrées au cours de l'étude, ce caractère ne sera jamais excité. Ainsi, le composite est supposé comme élastique linéaire.



FIGURE IV.1 – Axes principaux d'un pli (1,2,3) et axes de références (x,y,z) du stratifié, prise du (Blassiau, 2005)

Finalement, au regard des sollicitations considérées dans l'étude, le comportement macroscopique de composite est identifié comme élastique linéaire, isotrope transverse d'axe $\overrightarrow{e_1}$ endommageable par rupture des fibres. De ce fait, les tenseurs de rigidité et de souplesse [C] et [S] dépendent uniquement de 5 coefficients indépendants.

$$[S] = \begin{pmatrix} \frac{1}{E_1} & \frac{-\nu_{12}}{E_1} & \frac{-\nu_{12}}{E_1} & 0 & 0 & 0\\ \frac{-\nu_{12}}{E_1} & \frac{1}{E_2} & \frac{-\nu_{23}}{E_2} & 0 & 0 & 0\\ \frac{-\nu_{12}}{E_1} & \frac{-\nu_{23}}{E_2} & \frac{1}{E_2} & 0 & 0 & 0\\ 0 & 0 & 0 & \frac{2(1+\nu_{23})}{E_2} & 0 & 0\\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{G_{12}} & 0\\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{G_{12}} \end{pmatrix}$$
(IV.1)

Nous proposons dans l'équation IV.1 de montrer les composantes du tenseur de souplesse qui fait apparaître 2 modules de rigidité (E_1, E_2) , 2 coefficients de Poisson (ν_{12}, ν_{23}) et un module de cisaillement G_{12} . Afin d'identifier les composantes du tenseur qui ont été montrées ci-dessus, (Blassiau, 2005) a fait recours à plusieurs tests expérimentaux. Cette campagne expérimentale a alors nécessité l'élaboration de deux types d'éprouvettes qui sont respectivement une éprouvette dont la séquence d'empilement est de $[0^\circ]_5$ et une éprouvette avec une séquence d'empilement $[\pm 45^\circ]_s$.

Dans la suite de la thèse, nous étudions le matériau composite T600S/époxy. Il présente un comportement élastique linéaire isotrope transverse et est endommageable par rupture de fibres. Sa fraction volumique de fibres est de 64%.

IV.1.2 Principe de la modélisation du phénomène de rupture des fibres et de la décohésion fibre/matrice

En se basant sur des études antérieures telles que celles de (Bunsell, 1977; Bunsell and Ponsot, 1985; Fuwa et al., 1975, 1976a,b), les chercheurs ont montré, à l'aide de la technique de l'émission acoustique, que la rupture des fibres était un phénomène dominant dans la défaillance de la structure. De plus, dans le cas d'un chargement en fluage et suite à ce phénomène de rupture très prédominant, une activité acoustique continue à être détectée, ce qui confirme l'existence d'une déformation interne. Cette activité peut s'expliquer par la redistribution de la charge vers les fibres intactes avoisinantes aux fibres rompues lors de la relaxation de la matrice. Désormais, il est possible d'étudier tout ce qui se passe à une échelle microscopique, à savoir dans un volume élémentaire représentatif (VER) qui différencie les fibres de la matrice.

Objectifs de la modélisation

Afin d'obtenir des informations sur les contraintes dans les fibres voisines des fibres endommagées, des simulations numériques sur le VER sont indispensables. Ces essais doivent nous permettre, pour différents niveaux d'endommagement :

- \Box de quantifier l'impact du transfert de charge sur les fibres intactes
- $\Box\,$ de déterminer l'état de contrainte dans la fibre rompue
- $\Box\,$ d'observer l'état de contrainte dans la matrice aux al entours de la fibre rompue
- □ de démontrer l'influence de la décohésion autour de la fibre rompue
- \Box de considérer la relaxation de la matrice et la redistribution des contraintes dans le plan de rupture ainsi que selon l'axe de la fibre

L'accomplissement de ces 5 niveaux est nécessaire pour modéliser la cinétique de la rupture de fibres en fonction du temps.

Afin d'y parvenir, il faudra tout d'abord définir la géométrie du VER par une investigation fine basée sur des observations de coupes transversales du composite. Avant d'entamer cette étape, (Blassiau, 2005) a défini les états d'endommagements du matériau. Il s'est aussi appuyé sur des études antérieures ((Cox, 1952; Hedgepeth and Dyke, 1967; Landis et al., 1999; Nedele and Wisnom, 1994a,b)) qui ont pu montrer qu'au-delà des premières fibres voisines d'une fibre rompue, la rupture possède un effet négligeable sur les champs de contraintes. Par conséquent, il a fait le choix de modéliser les états d'endommagement du matériau par les sept états suivants :

- \Box l'état noté E-N avec (N=32, 16, 8, 4 et 2), correspondant à 1 fibre rompue sur N;
- □ l'état noté E-0, correspondant à l'état rompu;
- \Box l'état noté E- ∞ , correspondant à une fibre rompue au sein d'un matériau vierge.

(Blassiau, 2005) a ensuite montré, avec une analyse menée à l'échelle microscopique, que l'état E-16 correspond finalement à un état pour lequel il n'y a quasiment plus d'interaction entre les différents sites de rupture. Par conséquent, il a estimé que l'état E-32 définit le VER dont la contrainte de rupture (dans le sens des fibres) est constante en moyenne.

Choix de VER

Après la définition des états d'endommagements, il s'est avéré en se basant sur les coupes transversales qui ont été réalisées sur le composite que ce matériau peut être assimilé à un milieu périodique où la distribution spatiale de fibres dans la matrice est régulière. Pour cette raison, la description du VER est réduite à sa plus simple représentation et la cellule élémentaire périodique représentative du VER (typiquement la plus petite cellule périodique élémentaire) est définie. (Blassiau, 2005) a donc distingué sur les coupes transversales, comme représenté dans la Figure IV.2, une distribution hexagonale dans les zones en forte concentration des fibres et une distribution carrée dans les zones en forte concentration de résine. À cause des complexités géométriques de la cellule et le souci d'obtenir un matériau fidèle, il a choisi une distribution carrée de fibres. Ainsi, le matériau à l'état sain est modélisé par une cellule notée CS-32, dans laquelle la distribution des fibres est carrée.



FIGURE IV.2 – Définition d'une cellule périodique représentative du matériau sain, prise du (Blassiau, 2005)

Pour cette cellule périodique, et en se basant sur les différents états d'endommagements, des configurations de rupture de fibres sont choisies. Elles sont décrites par les 5 cellules illustrées dans la Figure IV.3.



FIGURE IV.3 – Cellule des multiples états d'endommagement (Blassiau, 2005)
Ces configurations d'endommagement sont décrites comme suit (Figure IV.3) :

- $\Box\,$ l'état noté E-N avec (N=32, 16, 8, 4 et 2), correspondant à 1 fibre rompue sur N. Il est représenté par la cellule C-N
- \Box l'état noté E-0 correspondant à l'état rompue. Il est représenté par la cellule C-0
- \Box l'état noté E-
 ∞ correspondant à une fibre rompue au sein d'un matériau vierge I
l est représenté par la cellule C- ∞

La cellule C- ∞ introduite par (Nedele and Wisnom, 1994b) servira comme un élément de validation des calculs et permettra de comparer les résultats avec l'état E-32 et la cellule C-32. Dans la suite, l'objectif est de solliciter ces cellules afin de pouvoir décrire et quantifier le transfert (report) de charge des fibres rompues vers les fibres intactes à leurs voisinages.

Conditions aux limites appliquées aux cellules

Dans cette partie, seules les données de la cellule C-2 sont présentées. Évidemment, ces détails sont valables pour toutes les autres configurations d'endommagement, telles que C-4, C-8, C-16 et C-32. (Blassiau, 2005) a donc simulé un test de fluage en appliquant un champ de contrainte uniaxiale constant au cours du temps sur le VER (Figure IV.2, section IV.1.2). Étant donnée la symétrie du VER et de la sollicitation, la simulation a été réalisée sur un quart de la cellule, comme indiqué dans la Figure IV.4.



FIGURE IV.4 – Passage de la cellule entière au quart de la cellule, reproduite du (Blassiau, 2005)

Les conditions aux limites appliquées sur les VER doivent refléter les conditions de sollicitation réelles du matériau, car il représente la cellule élémentaire périodique. Par conséquent, sur le quart de la cellule (Figure IV.5), elles sont représentées comme suit :

- \Box des déplacements nuls dans la direction x ($U_x = 0$) et dans la direction qui lui est orthogonale y ($U_y = 0$) respectivement pour tous les noeuds dans les deux plans x = 0 et y = 0
- \Box un déplacement nul dans la direction z ($U_z = 0$) pour tous les noeuds du plan z = 0 sauf ceux appartenant à la fibre cassée
- \Box une densité surfacique d'efforts nulle pour les noeuds du plan z=0 appartenant à la fibre afin de modéliser sa rupture
- $\Box\,$ un même déplacement pour tous les noeuds des plans respectifs $x=a/2,\,y=a/2$ et z=b/2

 \Box une force $\overrightarrow{F_z}$ appliquée sur un seul noeud du plan z = b/2

Il est à noter que les trois premières conditions aux limites modélisent bien la symétrie du VER par rapport aux trois plans x = 0, y = 0, z = 0. La quatrième modélise la rupture de la fibre. La cinquième condition quant à elle, modélise la périodicité induite par la microstructure des déformations mésoscopiques appliquées et la dernière condition représente le chargement appliqué au cours du temps sur le VER lors de la simulation.



FIGURE IV.5 – Conditions aux limites appliquées sur le quart de la cellule C2 (Blassiau, 2005)

Lors d'une simulation numérique et pour attribuer une fraction volumique des fibres au modèle, il suffit de faire varier le diamètre relatif des fibres dans les différentes cellules, sans devoir modifier le volume de la cellule elle-même.

Modélisation de la décohésion à l'interface fibre rompue/matrice

Remarque

L'idée est toujours de modéliser le transfert du charge entre la matrice et une fibre cassée. Les endommagements sont aussi de type décohésion qui est pris en compte dans le modèle multi-échelle par dédoublements des noeuds frontières communs à la matrice et à cette fibre rompue comme représentés sur la Figure IV.6.



FIGURE IV.6 – Modélisation de la décohésion (Blassiau, 2005)

Dans le modèle, et dans le cas où les fibres et la matrice ont un comportement élastique linéaire isotrope (ce qui est pris en compte dans le cadre de cette thèse), la longueur de décohésion L_d est introduite par pas croissant de 3.5 µm, afin d'atteindre une longueur totale de 35 µm, qui correspond approximativement à cinq fois le diamètre d'une fibre. Dans ce cas, une croissance du transfert de charge, quantifié par un coefficient k_r , a été observée, indiquant la nécessité de prendre en compte le phénomène de décohésion lors de la modélisation.

La valeur maximale du coefficient de transfert de charge k_r est observée près de la région de transition entre la fibre décollée et la fibre parfaitement collée. Il a également été révélé qu'à la longueur maximale de décollement de 35 µm, le coefficient k_r atteint son maximum. Cette distance est définie comme la longueur inefficace de transfert de charge à partir de laquelle il n'est plus nécessaire de le quantifier.

Grandeurs calculées

Remarque

À partir de la sollicitation du VER et de la modélisation des endommagements qui considèrent la rupture de fibres et la décohésion au niveau de l'interface fibre-matrice, le but était de quantifier le transfert de charge aux fibres intactes voisines en fonction du temps suite aux endommagements survenus. Ce transfert de charge est assuré en général à travers trois phénomènes (rupture de fibres, décohésion fibre/matrice, relaxation de la matrice). Son amplitude est quantifiée par le coefficient k_r , qui est défini par l'équation IV.2 :

$$k_{r}(V_{f}, F, d, t, z) = \frac{\int_{Z_{i}}^{Z_{i+1}} \int_{S_{F}} \sigma_{zz}^{C,\star}(V_{f}, F, d, t, x, y, z) dx dy dz}{\int_{Z_{i}}^{Z_{i+1}} \int_{S_{F}} \sigma_{zz}^{CS-32,\star}(V_{f}, F, d = 0, t = 0, x, y, z) dx dy dz}$$
(IV.2)

Avec S_f représentant la surface de la fibre, C caractérisant la cellule d'endommagement du VER, V_f étant la fraction volumique des fibres, F le type de fibre considéré (T600S dans la suite de la thèse), d la longueur de décohésion au niveau de la fissure, t le temps et z la coordonnée sur la fibre relativement au plan de la fissure (z=0), Z_i et Z_{i+1} sont les abscisses des sections de la fibre entre lesquelles le coefficient k_r est calculé. Ainsi, l'équation IV.2 représente le ratio entre la moyenne de la contrainte axiale dans une fibre appartenant à une cellule endommagée et la contrainte axiale de cette même fibre dans la cellule saine (CS-32).

Le coefficient de transfert de charge est ensuite simplifié en se basant sur l'hypothèse que les fissures se produisent toutes sur le même plan, donc k_r est considéré pour z = 0. Le nombre de variables dans l'équation est encore réduit en considérant seulement la fibre qui subit la quantité maximale de charge. De plus, une longueur de décohésion constante de 35 µm de chaque côté de la fissure est supposée. Dans ces conditions, le coefficient k_r est exprimé comme suit (équation IV.3) :

$$k_r^{max}(V_f, F, d, t, z) = \frac{\int_{Z_i}^{Z_{i+1}} \int_{S_F} \sigma_{zz}^{C,\star}(V_f, d = 35\,\mu\text{m}, t, x, y, z = 0) dx dy dz}{\int_{Z_i}^{Z_{i+1}} \int_{S_F} \sigma_{zz}^{CS-32,\star}(V_f, d = 0, t = 0, x, y, z = 0) dx dy dz}$$
(IV.3)

La valeur de k_r^{max} ne dépend alors que de l'état C du VER, de la fraction volumique des

fibres V_f , et du temps t. Ainsi, k_r^{max} peut être réécrit sous la forme de l'Équation IV.4 :

$$K_{r}^{max}(C, V_{f}, t) = K_{r}'(C, V_{f}) + K_{r}^{d}(C, V_{f}) + K_{r}^{t}(t)$$
(IV.4)

Dans l'équation IV.4, $K'_r(C, V_f)$ représente la contribution de la rupture des fibres loin de leur décohésion avec la matrice. $K^d_r(C, V_f)$ décrit donc la contribution de la décohésion et $K^t_r(t)$ est un coefficient de transfert de charge qui régit un comportement viscoélastique de la matrice. Évidemment, si les comportements des constituants sont élastiques, ce qui est le cas dans le cadre de la thèse, la dépendance par rapport au temps disparaît.

L'utilisation du modèle numérique à l'échelle microscopique pour l'intégration de la loi de comportement requiert donc les trois coefficients mentionnés ci-dessus pour les fractions volumiques ($V_f = 0.19$ ou 0.39 ou 0.64) ainsi que pour les cinq cellules représentant les états d'endommagement du VER (C-32, C-16, C-8, C-4, C-2, voir Figure IV.9).

IV.1.3 VER bidimensionnel de Baxevanakis

La détermination des états d'endommagement et du calcul de transfert de charge dans le VER est terminée. À ce stade, il reste à préciser la géométrie de ce domaine représentatif. Dans ce sens, nous ferons appel aux travaux de (Baxevanakis, 1994) qui a analysé la rupture d'un composite unidirectionnel à 0° en utilisant une méthode multi-échelle dite "micro-macro". Son analyse, qui est bidimensionnelle, est basée sur le couplage d'un calcul par la méthode des éléments finis avec des données statistiques relatives aux contraintes de rupture des fibres. Baxevanakis a donc distingué deux échelles, appelées respectivement échelle intermédiaire et échelle microscopique.

Il a commencé par réaliser des tests de multifragmentation sur des fibres de carbone de différentes longueurs liées par la matrice afin de déterminer la fonction densité de défauts de rupture le long d'une fibre. Sous l'hypothèse que ces défauts sont ponctuels et distribués selon un processus de Poisson, (Baxevanakis, 1994) a utilisé une fonction sigmoïde pour lisser les points résultants plutôt que la fonction classique de Weibull. Concernant la décohésion à l'interface fibre-matrice, le modèle a été simplifié avec une adhésion fibre/matrice parfaite (la longueur de décohésion $L_d=0.1\,\mathrm{mm}$) et un comportement élastique linéaire pour les deux phases est aussi considéré. Malgré ces simplifications, le modèle a donné une bonne approximation des contraintes à rupture sur une large plage de longueurs de jauge. Une comparaison de ce type d'échantillonnage avec des résultats obtenus par des essais classiques de traction à rupture sur fibre unitaire lissés par une fonction de Weibull a montré le recouvrement des deux fonctions pour les défauts les plus critiques, pour des longueurs de fibres testées supérieures à 100 mm. De ces essais, (Baxevanakis, 1994) a déterminé le maillon le plus faible de la fibre qui est de l'ordre de 0.5 mm et a défini le maillage statistique, où la contrainte à rupture est considérée constante dans un volume élémentaire statistique de longueur 0.5 mm, laissant l'opportunité pour l'apparition d'au moins un défaut.

À l'échelle intermédiaire de la méthode "micro-macro", (Baxevanakis, 1994) a alors choisi un volume élémentaire représentatif bidimensionnel dans lequel la contrainte moyenne de rupture est constante. Ce choix est basé sur la réalisation de trente calculs éléments finis sur une couche de composite unidirectionnel à 0°, maillée avec des éléments finis de longueurs maximales $L_{fe}=0.1$ mm et en faisant varier la longueur L_e (du VER-2D) et le nombre des fibres N_f (voir Figure IV.7). Cette couche a été soumise, par la suite, à une traction uniaxiale avec un chargement monotone dans la direction longitudinale (hypothèse de contraintes planes). Le principe de cette simulation multi-échelle (Figure IV.7) se base sur le fait que chacun des éléments finis qui règnent dans le volume élémentaire statistique se rompt quand les valeurs de leurs contraintes moyennes atteignent la valeur de la contrainte à rupture de l'élément statistique même. À partir de ce modèle, Baxevanakis a pu déterminé la bonne taille du VER-2D avec une longueur $L_e=12 \text{ mm et } N_f=8 \text{ fibres.}$ Notons que le passage à l'échelle macroscopique est réalisé avec la méthode d'homogénéisation périodique.

En contrepartie, à l'échelle microscopique, l'intérêt était de se concentrer davantage sur les effets d'échelle, c'est-à-dire comment la taille du VER influe sur la distribution cumulée de contraintes moyennes à rupture et sur l'évolution de la densité critique de défauts rompus (définie comme le rapport entre le nombre d'éléments rompus affectés aux fibres et le nombre total d'éléments représentant les fibres). Afin de répondre à cette question, plusieurs tailles du VER ont été testées. (Baxevanakis, 1994) a testé des VERs représentant des nombres de fibres variant de 3, 6, 8 à 12 fibres avec une longueur qui varie entre 1, 1.5, 3, 6, 8, 12 et 15 mm. La densité de défauts le long des fibres étant modélisée par une fonction sigmoïde, la longueur de l'élément statistique, appelée L_s , et la longueur endommagée, appelée L_d , sont respectivement égales à 0,5 mm et 0,1 mm. Une trentaine de simulations ont été réalisées pour les tailles de VER considérées, chacune des simulations représentant une distribution particulière de contraintes moyennes à rupture et une densité critique de défauts précise du matériau. Pour chacune des simulations et sur la base des contraintes de rupture macroscopiques calculées après homogénéisation, Baxevanakis a déterminé la moyenne et l'écart type de ces contraintes. Il a également établi pour chaque série de trente simulations la densité critique des défauts en fonction de la taille du VER. Les résultats sont représentés sur la Figure IV.8.



FIGURE IV.7 – Modèle multi-échelle de Baxevanakis, prise de (Blassiau, 2005)



FIGURE IV.8 – (a) Évolution de la contrainte moyenne de rupture en fonction de la taille du VER (b) Évolution de la densité de défauts en fonction de la taille du VER (Baxevanakis, 1994). (Baxevanakis, 1994)

Il a finalement constaté que :

- □ La dispersion de la contrainte moyenne de rupture et de la densité de défauts rompus diminue avec l'augmentation de la taille du VER
- □ Pour un nombre de fibres donné, la contrainte moyenne et la densité de défauts rompus diminuent avec l'augmentation de la longueur. En revanche, elles demeurent presque constantes au-delà de six fibres et tendent vers des fonctions asymptotiques

De plus, pour un VER comportant un nombre de fibres supérieur à 6 et dont les longueurs sont supérieures à 4 mm, on n'observe pas beaucoup de changement dans la contrainte moyenne de rupture et dans la densité de défauts. Ces cellules peuvent donc être soupçonnées de représenter le DER (ou VER) du problème bidimensionnel de la rupture des fibres.

IV.1.4 Choix du VER tridimensionnel de Blassiau

Ce paragraphe décrit l'extension du VER bidimensionnel déterminé par (Baxevanakis, 1994) en un VER 3D étant donné que la construction du modèle est faite en réalité sur un matériau composite sous une forme tridimensionnelle. Certaines modifications réalisées sont apportées aux hypothèses qui vont être retenues. Il s'est avéré avec d'autres analyses que la longueur du maillon le plus faible de 0.5 mm obtenue à partir des essais de multi-fragmentation surestime la distance minimale entre les ruptures d'une même fibre dans un composite tridimensionnel. Ceci est défendu par des résultats de la tomographie synchrotron de (Scott et al., 2012), qui ont observé des distances entre les ruptures aussi courtes que 70 µm. Par conséquent, une longueur du maillon le plus faible de 0.1 mm est plutôt choisie. Ainsi, les simulations vers la rupture des matériaux composites le long de l'axe des fibres imposent deux échelles classiques telles que décrites dans les paragraphes précédents :

□ Une échelle macroscopique où le composite est un matériau homogène avec la loi de comportement isotrope transverse endommageable (voir section IV.1.1)

□ Une échelle microscopique où l'intégration de la loi de comportement se fait par homogénéisation de la déformation sur le VER tridimensionnel à deux composantes : les fibres de carbone et la matrice époxy

Comme indiqué dans le paragraphe précédent, Baxevanakis a défini la taille minimale d'un VER bidimensionnel pour les composites fibres de carbone/matrice époxy dans lequel la contrainte moyenne de rupture est constante. Ce VER comprend un minimum de 6 fibres parallèles mesurant chacune 4 mm de long. En se basant sur ce résultat, (Blassiau, 2005) a déterminé le VER tridimensionnel du matériau. Il suppose qu'il y aura autant de fibres dans l'épaisseur que dans la largeur du VER, soit un minimum total de 36 fibres. Ce choix, bien que justifié pleinement par l'isotropie transverse du milieu, peut être confirmé dans la section IV.1.2 lors de l'investigation de l'évolution du coefficient de transfert de charge sur les fibres intactes voisines d'une fibre rompue pour 6 configurations d'endommagement du VER schématisées par les six cellules élémentaires représentatives (C-32, C-16, C-8, C-4, C-2, CS-32). En raison de l'arrangement des fibres, (Blassiau, 2005) a supposé que la microstructure est périodique, ce qui signifie que les hétérogénéités présentes sont réparties de telle sorte que le VER puisse être construit par un empilement d'un domaine de base périodique, noté Y. Cette base périodique Y prend la forme des différentes cellules suivant l'état d'endommagement du composite (1 fibre rompue sur 32 représentée par la cellule C-32, ..., 1 fibre rompue sur 2 représentée par la cellule C-2). Or la cellule C-32 est le premier état d'endommagement, où on n'observe plus de perturbation significative des différents champs due à la rupture. Ce résultat fondamental permet de valider le choix du VER caractéristique de 32 fibres (32 étant voisin de 36), construit de façon à posséder des propriétés de ruptures indépendantes de son voisinage.

IV.2 Resumé, Discrétisation et Analyse de la rupture du modèle multi-échelle

IV.2.1 Échelle microscopique

À l'échelle microscopique, on peut observer la présence de fibres, de matrice et d'interfaces fibre/matrice au sein du composite. Les fibres imprégnées dans la matrice sont supposées parfaitement alignées et réparties dans un réseau carré régulier. Par conséquent, pour une fraction volumique $V_f = 0.64$, un Volume Élémentaire Représentatif est défini. Ce VER, consistant en 32 fibres de 4 mm de longueur (voir Figure IV.9), est périodique et est déterminé en se basant sur le travail de (Baxevanakis, 1994). Ce dernier a trouvé, en utilisant des tests de multifragmentation sur des fibres dans la matrice, que le maillon le plus faible de la fibre est de l'ordre de 0.5 mm. Il a ensuite changé le nombre et les longueurs des fibres dans la matrice afin de déterminer un VER bidimensionnel, contenant 6 fibres de 4 mm de long, dans lequel la résistance longitudinale du composite converge vers une valeur constante. Cette caractéristique, ajoutée à quelques contraintes géométriques, a permis à (Blassiau, 2005) d'étendre le VER-2D à un VER tridimensionnel composé de 32 fibres disposées dans un réseau hexagonal (voir Figure IV.9).

En résumé, le VER a une longueur de 4 mm et contient 32 fibres. La géométrie mentionnée est un parallélépipède de longueur L et de section carrée avec des côtés h et l. Toutes les fibres sont considérées comme identiques, disposées en parallèle et parfaitement cylindriques, avec exactement la même section circulaire, le même

diamètre et la même surface de section S_F , ce qui est proche de la réalité. Il a également été supposé que les fibres sont idéalement espacées dans le format carré périodique. Dans notre étude, il a été démontré que si la fraction volumique des fibres est 64%, la longueur des fibres est 4 mm, le nombre de fibres est N = 32, et le diamètre des fibres est de 7 microns, alors les valeurs de h et l seront égales à 0.05 mm, comme indiqué sur la Figure IV.9.



FIGURE IV.9 – (a) Cellule représentative du VER : $V_f=0.64$, L=4 mm, l=h=0.05 mm. (b),(c),(d),(e),(f),(g),(h) Cellules représentatives des états d'endommagement du matériau : les i-plets correspondants. Les fibres cassées sont représentées en rouge (Thionnet et al., 2014)

La Figure IV.9 illustre les six états d'endommagement du VER, qui décrivent son évolution de l'état sain à l'état complètement endommagé. Puisque chacune des fibres du VER ne peut se rompre qu'une seule fois et qu'elles se rompent toutes dans le même plan, c'est-à-dire dans le plan de symétrie du VER, chaque état d'endommagement correspond à un nombre donné de fibres rompues. Les cellules endommagées du VER sont nommées CS-32, C-32, C-16, C-8, C-4, C-2 et C-1, et correspondent respectivement à 0, 1, 2, 4, 8, 16 et 32 fibres rompues (représentées en rouge sur la Figure IV.9). Ces cellules endommagées peuvent également être définies en termes de i-plets, avec i représentant le nombre de ruptures de fibres dans la cellule et prenant les valeurs i = 0, 1, 2, 4, 8, 16 et 32.

Propriétés de rupture dans le matériau

La version actuelle du modèle, utilisée pour la thèse, n'est développée que dans le cadre du chargement monotone et du fluage à température ambiante. Par conséquent, une bonne connaissance du comportement aléatoire de la rupture des fibres de carbone est

Remarque

importante afin de pouvoir définir une densité de probabilité que nous pourrions utiliser pour générer des échantillons de résistances des fibres. Ces échantillons seront utilisés lors des calculs et vont permettre de suivre le changement en rigidité de la structure.

Dans le cadre d'une campagne d'essais expérimentaux qui vise à définir les propriétés de rupture de fibres de carbone, 30 tests de traction uniaxiale ont été réalisés sur ces renforts (Blassiau, 2005) en utilisant 4 longueurs différentes. Le chargement est appliqué progressivement jusqu'à l'atteinte de la rupture, considérant le défaut le plus faible de la fibre. Les résultats de ces tests qui représentent les contraintes à rupture sont illustrés dans la Figure IV.10.



FIGURE IV.10 – Contraintes à rupture de fibres de carbone mesurées pour plusieurs longueurs de fibres, (Blassiau, 2005)

La Figure IV.10 représente les points expérimentaux modélisés par une fonction de répartition de la loi de Weibull (Lamon, 2016), qui semble bien rendre compte de la distribution de types de défauts ainsi indiquée. L'utilisation de plusieurs longueurs de fibres et de plusieurs expériences a permis, étant donné que la loi statistique de Weibull rend compte de l'effet du changement d'échelle, de garantir un échantillonnage représentatif de l'ensemble des défauts critiques de la fibre menant à sa rupture. L'équation IV.5 montre le modèle qui a été créé pour la rupture des fibres, exprimant la probabilité que la contrainte σ_e soit supérieure ou égale à la résistance de la fibre σ_R .

$$P(\sigma_R \le \sigma_e) = 1 - e^{-\frac{L}{L_0}} \left(\frac{\sigma_e}{\sigma_0}\right)^m \tag{IV.5}$$

Dans ce cas, m et σ_0 sont les deux paramètres caractéristiques de la loi de Weibull, qui sont respectivement le paramètre de forme et le paramètre d'échelle. L et L_0 sont respectivement les longueurs de la fibre et la longueur de référence.

Les paramètres de la loi statistique de Weibull pour des fibres de carbone de type T600S ont pu être identifiés par (Blassiau, 2005). Il a également utilisé ce modèle pour un composite de fibres de carbone T600S/matrice époxy avec plusieurs fractions de fibres, permettant ainsi au modèle de caractériser correctement les propriétés en fonction des résultats obtenus. Récemment, et dans la continuité de ces travaux, (Islam, 2020) a également étudié le comportement des fibres de carbone de type T700S en utilisant également une loi statistique de Weibull. Les résultats des paramètres de ces deux modèles de Weibull sont présentés dans le tableau IV.1.

Type de fibre	paramètre de forme(m)	paramètre d'échelle (σ_0) (GPa)
T600S(Blassiau, 2005)	$5,\!62$	4,32
T700S(Islam et al., 2018)	$3,8 \pm 1.0$	$4,4 \pm 0.5$

TABLE IV.1 – Paramètres de la loi de Weibull pour les fibres T600S et T700S

Les deux densités de probabilité liées aux paramètres de Weibull, représentées dans le Tableau IV.1, sont illustrées sur la Figure IV.11.



FIGURE IV.11 – Comparaison des densités de probabilité entre deux types de fibres (T600S et T700S), (Blassiau, 2005; Islam et al., 2018)

On observe alors une différence entre les densités de probabilité des deux types de fibres de carbone T600S et T700S (Figure IV.11). Par conséquent, les résistances des fibres tirées à partir de chacune d'entre elles seront distinctes. (Blassiau, 2005) a ensuite réalisé d'autres essais expérimentaux qui ont permis d'établir le comportement du pli unidirectionnel T600S/époxy. Le Tableau IV.2 présente les propriétés de deux matériaux avec les deux types de fibres. Ces détails sont importants pour être pris en compte dans le modèle numérique et seront adaptés selon le cas d'étude. Dans la suite des travaux de thèse, nous nous intéressons uniquement au matériau composite de fibres de carbone T600S/matrice époxy avec une fraction volumique de 0,64. Pour caractériser les cellules de rupture de chaque échantillon renforcé en fibres (VER), 5 essais seront réalisés. En se basant sur la rupture de chaque VER, la limite de rupture du composite peut être déterminée, puisque le phénomène de rupture des fibres est le phénomène dominant qui conduit à la défaillance de la structure.

Composite	V_f	$C_{11}(MPa)$	$C_{22}(MPa)$	$C_{66}(MPa)$
T600S-Epoxy(Blassiau, 2005)	64%	149080	13974	5470.5
T600S-Epoxy(Blassiau, 2005)	39%	92831	7468.4	2600
T600S-Epoxy(Blassiau, 2005)	19%	47436	5343	1688
T700S-Epoxy(Pickering et al., 1998)	-	151090	11375	4500

TABLE IV.2 – Propriétés du matériau composite fibres de carbone/époxy

IV.2.2 Échelle macroscopique et discrétisation

L'échelle macroscopique utilise les données du matériau qui sont décrites à l'échelle microscopique à l'aide d'une approche FE^2 simplifiée. Cette approche consiste à homogénéiser le comportement des fibres de carbone et de la matrice époxy qui composent le VER. Cette dernière est qualifiée de "simplifiée" car le problème des éléments finis est traité uniquement à l'échelle macroscopique, tandis que la solution microscopique est calculée directement à partir des coefficients de report de charge précalculés, notés K_r^{max} . La solution homogénéisée est ensuite intégrée à chaque point d'intégration du maillage, en prenant en compte les résistances des fibres identifiées par la distribution de Weibull (voir section IV.2.1).



FIGURE IV.12 – Caractéristiques du calcul FE^2 simplifié, VER-3D à l'échelle microscopique, 1 élément fini type hexaèdre linéaire avec 8 nœuds et 8 points de Gauss, a=8 mm, b=c=0.1 mm (Blassiau, 2005)

En ce qui concerne la discrétisation, une étude de convergence menée par (Blassiau, 2005) (en utilisant la taille identifiée du VER tridimensionnel) a montré qu'un élément fini hexaédrique contenant 8 points quadratiques représente un champ de contraintes macroscopiques similaire à celui calculé avec un élément fini contenant un seul point quadratique. En accord avec cette étude, les dimensions du volume de l'élément fini (a x b x c), soit $8 \text{ mm} \times 0.1 \text{ mm} \times 0.1 \text{ mm}$ (voir Figure IV.12), ont été définies. Par conséquent, la structure représentée par ce modèle numérique, notamment le réservoir sous-pression (Figure IV.12), sera nécessairement maillée par des éléments finis hexaédriques à 8 points d'intégration, dont chacun contient le VER prédéfini. Cette caractéristique introduira des contraintes liées à la modélisation de plusieurs problèmes, qui seront discutées plus en détail dans la deuxième partie de ce chapitre (voir section IV.4).

IV.2.3 Étapes de la simulation multi-échelle

Un calcul numérique utilisant notre procédé multi-échelle est un algorithme itératif qui se base sur quatre étapes représentées dans l'organigramme de la Figure IV.13. Pour commencer la simulation, 5 valeurs de contraintes à rupture tirées à partir de la loi de Weibull (section IV.2.1, Figure IV.5) et une fraction volumique des fibres doivent être attribuées à chaque point d'intégration de la structure. Quand la simulation est lancée, l'incrément de calcul passe par les étapes principales pour résoudre le système non linéaire. Ces étapes sont identifiées comme le calcul d'une solution macroscopique, la localisation de cette solution, le calcul d'une solution microscopique et son homogénéisation.

Lors de la 1^{ère} étape, une intégration de la loi homogénéisée élastique isotrope transverse endommageable (des fibres - matrice) est réalisée au niveau de chaque point d'intégration. Le tenseur de rigidité qui régit cette loi de comportement et qui correspond à la fraction volumique des fibres choisie (64%) se recalcule avec chaque mise à jour de la cellule d'endommagement. À chaque incrément de charge, les déplacements nodaux seront calculés avec la méthode des éléments finis, et les tenseurs de contraintes seront donc obtenus en utilisant la loi de Hooke.

Pendant la 2^{eme} et la 3^{eme} étapes, qui sont la localisation et le calcul de la solution microscopique, une transition à l'échelle microscopique de la solution obtenue lors de la 1^{ere} étape est nécessaire. À ce stade, le matériau est supposé hétérogène, avec des propriétés séparées pour les fibres et la matrice. La contrainte maximale au niveau des fibres intactes est évaluée à l'aide des valeurs précalculées du coefficient K_r^{max} qui sont déjà stockées dans la base des données. Cette contrainte est ensuite comparée à la condition illustrée par l'équation IV.6 :

$$\underbrace{\sigma_{\sigma^{micro}}^{macro}K_r^{max}}_{\sigma^{micro}} \ge \sigma_R \tag{IV.6}$$

Où σ^{micro} est la contrainte maximale dans les fibres intactes, σ^{macro} est la contrainte macroscopique obtenue à partir de la 1^{ère} étape et σ_R est la contrainte locale des fibres assignée au début de la simulation. Si cette condition (équation IV.6) est remplie, la cellule d'endommagement sera mise à jour.

Au moment de la 4^{ème} étape, l'état d'endommagement microscopique ainsi obtenu est utilisé pour actualiser les propriétés élastiques du matériau homogénéisé (1^{ere} étape). Une hypothèse où la rupture des fibres qui est le phénomène dominant de l'endommagement affecte seulement la rigidité longitudinale du matériau, est supposée. Dans ce cas, pour chaque point d'intégration la composante Q_{11} de la matrice de rigidité est calculée par la formule IV.7:

$$Q_{11} = Q_{11}^0 \left[1 - \frac{N_{fb}}{32}\right] \tag{IV.7}$$

où Q_{11}^0 est la première valeur du tenseur de rigidité du matériau sain et N_{fb} est le nombre de fibres cassées dans le VER. L'équation IV.7 fournit une borne supérieure de réduction de la rigidité locale induite par la rupture des fibres. Cette borne constitue une estimation conservative de la contrainte du composite. Enfin, l'accomplissement de la $4^{\grave{e}me}$ étape va permettre à la simulation de passer à l'incrément suivant du calcul.



FIGURE IV.13 – Organi
gramme du modèle multi-échelle de rupture de fibres. Reproduit du
 (Chou, 2011) $\,$

Dans la suite de la thèse, toutes les parties des courbes après la détection du point d'instabilité ne seront ni utilisées dans l'analyse ni prises en compte dans la méthodologie. Elles représentent mathématiquement la rigidité des couches de l'empilement rigides et de la matrice époxy non endommagée.

Remarque

IV.2.4 Analyse de la rupture

(Thionnet et al., 2014) ont conduit une étude sur la mise en place d'un critère de rupture associé au modèle numérique développé par (Blassiau, 2005). Dans un premier temps, ils ont simulé le matériau composite $[0^{\circ}_{36}]$ sous-chargement monotone dans la direction des fibres, sous contrainte uniaxiale, avec une vitesse de chargement élevée (≥ 1 MPa/s). L'objectif était alors de pouvoir analyser la cinétique du procédé de rupture des fibres ainsi que la coalescence de plusieurs ruptures aux alentours. La vitesse du chargement a été choisie dans le but d'amortir l'effet de la viscosité de la matrice.

La Figure IV.14 illustre le résultat de la simulation évoquée en contrainte-déformation. Afin de définir le point de rupture de l'éprouvette $[0^{\circ}_{36}]$, 3 étapes importantes peuvent être identifiées sur la courbe. La première étape (A-B) décrit le comportement de la structure depuis le début du chargement jusqu'à atteindre le point d'instabilité numérique du calcul (Figure IV.13). Quant à la deuxième étape (B-C) et étant donnée que la contrainte maximale a été atteinte, un plateau caractérisant une augmentation de la déformation apparaît. Ce plateau est ensuite dévié définissant l'étape (C-D) à cause de l'effet des propriétés de la matrice qui pourrait encore supporter la charge même si les fibres contrôlant la rigidité sont totalement détruites. À la fin de cette courbe, l'éprouvette testée est supposée rompue en deux parties. Cependant, la fin de la courbe n'est pas définie comme le point de rupture de l'éprouvette. (Thionnet et al., 2014) ont considéré le point d'intersection de la tangente passante par A-B et la tangente passante par B-C comme point de rupture de la structure (typiquement le point B).



FIGURE IV.14 – Résultat en contrainte-déformation d'un test de traction uniaxial sur une éprouvette $[0^{\circ}_{36}]$ sous chargement monotone et définition de la rupture (Thionnet et al., 2014)

La méthode ainsi détaillée est applicable sur des essais numériques puisque, comme l'indique l'organigramme représenté sur la Figure IV.13, le point J est numériquement détectable. En revanche, il est plus difficile de le définir dans le cas d'un essai de traction expérimental, en raison de la difficulté de contrôler le processus de rupture. C'est dans ce sens qu'ils ont pu définir un nouveau point noté I entre l'origine et le point J. Le point I indique réellement la fin de l'essai de traction et est considéré comme décrivant le début de l'instabilité de l'éprouvette. La valeur de la force à ce point est $F_{SINST} = 0.96 \times F_{ML}$ où F_{ML} est la force maximale que la structure sera capable de supporter au point de rupture B. La perte de rigidité due à la rupture de fibres atteint 4% au point I et 10% au point J, ceci indique l'aspect très fragile de la rupture de l'échantillon testé.

IV.3 Exemple : traction d'une éprouvette unidirectionnelle

Dans cette section, nous illustrons la performance du modèle de rupture multi-échelle des fibres par une simulation d'une éprouvette unidirectionnelle à 0° dont les dimensions dans les trois directions sont de $64 \text{ mm} \times 8 \text{ mm} \times 3.6 \text{ mm}$. La discrétisation nécessite 23040 éléments hexaédriques à 8 points d'intégration prédéfinis par (Blassiau, 2005). La Figure IV.15 représente la géométrie et les conditions aux limites. Un chargement dans la direction longitudinale des fibres est alors appliqué jusqu'à la rupture.

Bien que la taille de l'échantillon étudié soit petite comparée à celle des applications structurelles, il contient déjà environ 13000 fibres dans la section transversale. La solution d'un tel problème serait difficile à calculer par une approche purement micromécanique.

Remarque

Avant de démarrer la simulation, il est nécessaire de produire les 5 tirages de Monte Carlo, en utilisant la loi de Weibull qui caractérise la dispersion des défauts le long d'une fibre Les paramètres d'échelle et de forme associés aux fibres de carbone T600S sont présentés dans le Tableau IV.1. La fraction volumique uniforme dans tout le volume est toujours d'environ 64%. Par conséquent, la matrice de rigidité du composite est celle présentée dans la première ligne du Tableau IV.2.



FIGURE IV.15 – Modèle de rupture de fibres : géométrie d'une éprouvette unidirectionnelle et conditions aux limites. Les dimensions A, B et C sont égales respectivement à 64, 8 et 3.6 mm. La longueur d'un élément fini est égale à 8 mm (Thionnet et al., 2014)

La Figure IV.16 représente la courbe de contrainte-déformation globale de l'éprouvette testée ainsi que l'évolution du nombre de fibres rompues dans les VERS. Tout d'abord, il est remarqué que la réponse mécanique du matériau est linéaire au début. Ensuite, pour de faibles déformations, presque aucun endommagement n'a été recensé. Il est également observé que le nombre de fibres rompues (N_{fb}) augmente rapidement lorsque la déformation augmente (> 0.015). De plus, lors de la dernière itération avant la rupture, il y a en moyenne moins de 3 fibres cassées par VER, ce qui explique pourquoi la courbe contraintedéformation reste proche de la courbe linéaire jusqu'à la fin de la simulation. La rupture, cependant, se produit de manière catastrophique en raison d'une augmentation abrupte de la déformation longitudinale moyenne.



FIGURE IV.16 – Courbe de charge globale et le nombre moyen des fibres rompues par VER

IV.4 Approches de discrétisation des VERs du modèle multiéchelle

Tel que indiqué dans les sections IV.1, IV.2, IV.3, des simulations numériques de structures fabriquées à partir du matériau composite fibres de carbone T600S/matrice époxy avec le modèle FE^2 nécessite forcément son maillage par des éléments finis qui sont constants par VER. Chaque VER contient 32 fibres parfaitement espacées dans une configuration parallélépipédique et est décrit par 6 cellules caractérisant les endommagements survenus.

Il ne faut néanmoins pas oublier qu'une analyse d'un problème mécanique par la méthode des éléments finis se base généralement sur des modèles de calcul prédictifs qui permettent de simuler au plus fiable les scénarios du monde réel auxquels se trouve la structure. En outre, la précision des résultats dépendra grandement de la qualité du maillage utilisé pendant la simulation. Il est à dénoncer que le maillage hexaédrique linéaire à 8 points d'intégration identifié par (Blassiau, 2005) peut être efficace dans plusieurs cas, mais quant aux géométries complexes ou même aux géométries simples dont les dimensions dans les 3 directions (x,y,z) ne sont pas multiples des dimensions du VER, la modélisation avec la loi de comportement telle quelle semble être délicate voire impossible dans certaines situations. Par conséquent, nous proposons dans cette section de mettre en place deux méthodes de discrétisation de la loi de comportement multi-échelle, nous présentons en détail les modélisations et nous les illustrons par des exemples de simulations sur deux géométries différentes.

IV.4.1 Discrétisation des VERs en maillage structuré

Cette première méthode de discrétisation, SFBM, s'inspire principalement de la géométrie parallélépipédique du VER et du maillage hiérarchique défini par (Blassiau, 2005). Il a été mentionné précédemment qu'un seul élément contient toujours 8 points d'intégration (classiquement des points de Gauss) et leurs 8 Volumes Élémentaires Représentatifs correspondants. De plus, comme représenté sur la Figure IV.13, afin de pouvoir commencer une simulation numérique, 5 x 8 champs de contraintes à rupture (caractérisant les 6 cellules d'endommagement d'un VER) doivent être échantillonnés à partir de la distribution de Weibull calibrée pour une longueur de fibre de 4 mm et doivent être attribués aux points de Gauss de l'élément. Par conséquent, ce total de 40 champs de valeurs de contraintes à rupture (ou de déformations à rupture équivalente, étant donné que les fibres T600S possèdent un comportement élastique linéaire) doivent conserver la même distribution spatiale au niveau de la structure.

La Figure IV.17 représente alors un élément de maillage hexaédrique (c3d8 en notation Zset) discrétisé en respectant la distribution de 8 valeurs de déformation à rupture dans les VERs. Chaque couleur de l'élément fini représente une de ces valeurs et tous les points quadratiques des éléments discrétisants (typiquement les tétraèdres) et qui se trouvent dans chacun de volume coloré, auront cette même valeur de déformation. Par conséquent ce maillage tétraédrique construit à partir des éléments finis introduits par (Blassiau, 2005) peut se caractériser comme un maillage de discrétisation structurée.



FIGURE IV.17 – Discrétisation des Volumes Élémentaires Représentatifs (VERs) contenus dans un élément de maillage prédéfini, en plusieurs éléments tétraédriques et ré-attribution des champs des déformations à ruptures

Cette méthode de raffinement du maillage, dont l'idée de base est de discrétiser individuellement chaque Volume Élémentaire Représentatif par des éléments finis de choix, est applicable aux situations de géométries simples (exemple : éprouvette parallélépipédique de la Figure IV.15). Nous montrons dans le paragraphe suivant qu'elle est également applicable à des cas de géométries plus complexes (exemple : éprouvette Dogbone) avec une technique de discrétisation que nous proposons et qui a été réalisée avec des scripts du logiciel de maillage gmsh.

IV.4.2 Maillage structuré : méthodes et astuces de construction

La discrétisation d'une structure maillée par hexaèdres à 8 points d'intégration décrite dans la section IV.4.1, nécessite la mise en place d'une méthode de construction qui doit être toujours dépendante de ces éléments finis. (La Figure IV.23 montre le maillage obtenu en utilisant cette méthode)



FIGURE IV.18 – Maillage d'une éprouvette Dogbone en utilisant des éléments finis tétraédriques réguliers avec la méthode de maillage structuré : perspectives de maillage

La pratique de cette méthode de remaillage sur une éprouvette Dogbone est explicitée sur la Figure IV.18. L'intérêt est alors de pouvoir définir les couches du stratifié qui seront orientées dans différentes directions, de pouvoir les découper séparément avec des volumes ayant les dimensions des VERs prédéfinis (Figure IV.12), puis de les remailler avec des éléments finis tétraédriques plus fins (c3d4 en notation Zset). Dans ce cas, l'éprouvette testée, modélisé par le modèle constant par VER, possède une séquence d'empilement $[90^{\circ}/0^{\circ}]_s$ et est alors maillée avec des éléments finis introduits par (Blassiau, 2005). Le nombre total d'éléments est de 1520 et le nombre de nœuds est de 3267. Chaque élément possède une section de $0.1 \times 0.1 \text{ mm}^2$ et contient 8 VERs, avec des longueurs variables la direction x dont le maximum est de 4 mm.

Remarque

Scott et al. (2012) ont utilisé ce type d'éprouvette Dogbone, leur objectif était d'investiguer l'accumulation d'endommagement au sein du matériau composite Hexcel HexPly M21 T700 à l'aide de la technique de tomographie haute résolution.

Un ensemble d'opérations est donc nécessaire pour la construction du maillage structuré sur notre éprouvette. Tout d'abord, un boîtier de volumes ayant les dimensions $4 mm \ge 0.05$ $mm \ge 0.05 mm$ (qui sont les dimensions du VER décrit dans (Blassiau, 2005; Blassiau et al., 2006a,b, 2008)) est construit. Ce boîtier doit être en mesure de contenir toute la géométrie de l'éprouvette Dogbone dans les trois directions (x, y, z), comme l'illustre la Figure IV.18. Ensuite à l'intérieur de cet assemblage, la géométrie de l'éprouvette Dogbone incluant les trois couches du stratifié est découpée. À partir de là, une opération de fragmentation est assurée, en utilisant le logiciel du maillage gmsh, entre le volume du boîtier et le volume de l'éprouvette. Cette opération résulte une éprouvette Dogbone formée par une suite des petits volumes parallélépipédiques. Ces derniers vont être discrétisés après en des éléments finis tétraédriques plus fins. Par conséquent, nous allons pouvoir réaliser avec cette méthode de discrétisation en maillage structuré, la simulation numérique de l'éprouvette Dogbone maillée par des éléments qui respectent la distribution spatiale des VERs. Le but sera ensuite de vérifier si cette modélisation reproduit les mêmes résultats globaux et locaux pour une sollicitation identique appliquée sur l'éprouvette Dogbone maillée avec des éléments constants par VER (voir section IV.5).

IV.4.3 Discrétisation des VERs en maillage non-structuré

La seconde méthode de discrétisation, NSFBM, a été développée en vue de s'affranchir des contraintes de modélisation liées à la méthode du remaillage structuré. Le principe consiste alors à être en mesure de remailler les VERs sans aucun respect de leurs bords. Autrement dit, on n'impose pas de contrainte de modélisation. Or, pour affecter les déformations à rupture aux points d'intégration du nouveau maillage, nous devrons seulement attribuer à chaque point la valeur de la déformation à rupture du VER qui lui est plus probablement proche.

La Figure IV.19 représente l'application de la méthode de discrétisation sur un Volume Élémentaire représentatif prédéfini. Les couleurs représentent encore les valeurs des déformations à rupture aux points d'intégration du maillage tétraédrique. Il est clair que les frontières des VERs définies par (Blassiau, 2005) ne sont plus respectées cela signifie qu'un élément fini tétraédrique pourra partager ses points d'intégration dans plusieurs VERs. De ce fait, on peut alors considérer que cette méthode est très utile pour la modélisation de pièces à géométrie complexe comprenant des zones de concentration de contraintes qui nécessitent une adaptation du maillage à ces niveaux.

Même si cette seconde solution de la discrétisation en maillage non-structuré nous paraît indépendante du maillage du modèle constant par VER (puisqu'il suffit juste de mailler la pièce), les champs locaux tels que le nombre de fibres rompues aux points de Gauss quand la structure est sollicitée ne l'est pas (c'est d'ailleurs le cas quand on utilise la discrétisation en maillage structuré). Le volume des points de Gauss du maillage définit par (Blassiau, 2005) et qui est égale à $0.01 \ mm^3$ intervient nécessairement dans les calculs des champs locaux à l'intérieur de la structure. La section IV.5 explicitera donc les calculs réalisés

ainsi que les résultats obtenus sur l'éprouvette Dogbone et sur un réservoir sous-pression interne, en utilisant les deux méthodes de discrétisation.



FIGURE IV.19 – Discrétisation des Volumes Élémentaires Représentatifs (VERs) en éléments tetraédriques linéaires non structurés et ré-attribution des champs des déformations à ruptures

IV.5 Résultats numériques

Nous rappelons que le but de cette étude est de démontrer que le modèle numérique introduit par (Blassiau, 2005) et ses collègues peut être modifiée dans sa manière de modélisation tout en conservant les mêmes variables internes qui la représentent. Nous venons de présenter les deux modèles développés pour garantir un maillage efficace d'une structure donnée avec des éléments finis tétraédriques. Il est également possible de les reproduire avec d'autres types d'éléments finis, tels que les prismes. Dans cette dernière partie du chapitre, l'objectif est d'exploiter ces modèles pour effectuer des tests de simulation afin de prouver leur fiabilité et leur capacité à produire des résultats précis.

IV.5.1 Traction uniaxiale sur une éprouvette Dogbone

La première simulation numérique étudiée concerne une éprouvette Dogbone $[90^{\circ}/0^{\circ}]_s$ en matériau composite de fibres de carbone T600S/matrice époxy (Scott et al., 2012). Cette éprouvette est soumise à des conditions limites représentées sur la Figure IV.20. Une contrainte uniaxiale est appliquée dans la direction 0° des fibres de carbone de la couche médiane.



FIGURE IV.20 – Géométrie et couches de l'éprouvette Dogbone en matériau composite de fibres de carbone T600S/époxy soumise à une traction uniaxiale

Le problème découlant de l'utilisation de deux solutions de remaillage est lié à leur capacité à reproduire précisément ou à améliorer les simulations effectuées par le modèle de rupture multi-échelle constant par VER. Bien que les modifications apportées entraînent des changements dans le calcul de certains champs résultants, il suffit de trouver la bonne formule pour assurer leur détermination. Prenons par exemple la variable décrivant le nombre de fibres rompues au niveau de chaque point d'intégration (c'est une variable interne). Ce nombre était parfaitement connu avec les éléments c3d8 introduits par (Blassiau, 2005). Il suffit de déterminer le nombre de VER endommagés dans la structure à un instant donné et de le multiplier par le nombre de fibres rompues associées qui caractérisent leurs cellules d'endommagement. Cependant, la réduction ou le changement de la taille de ces éléments peut entraîner un chevauchement des fibres dans les éléments de la structure (Wu et al., 2018). Dans ce cas, le calcul du nombre de fibres rompues sera différent et nécessitera l'intervention d'une caractéristique du maillage défini par (Blassiau, 2005), comme expliqué dans la section IV.4.3. L'équation IV.8 permet de déterminer le nombre de fibres rompues (N_{fb}) à chaque pas de temps de la simulation au niveau de tous les points d'intégration.

$$(N_{fb})^{k} = \frac{\sum_{i=1}^{n_{GP}} V_{i} * (N_{fb})_{i}^{k}}{V_{GP}^{0}}$$
(IV.8)

Ici, $(N_{fb})^k$ représente le nombre de fibres rompues au pas de temps k, n_{GP} est le nombre total de points d'intégration, $(N_{fb})_i^k$ est le nombre de fibres rompues correspondant à chaque point quadratique i au pas de temps k, V_i est son volume associé, et V_{GP}^0 est le volume du point de Gauss défini par (Blassiau, 2005), qui est égal à 0,01 mm^3 .

Maintenant que nous sommes en mesure de calculer notre variable interne, nous pouvons effectuer des simulations numériques et exploiter leurs résultats. Nous commençons par échantillonner les 5 champs de déformation à la rupture selon la loi de Weibull sur le maillage introduit par (Blassiau, 2005), comme on peut le voir sur les Figures IV.21 et IV.22, où l'on représente l'un de ces champs. Ensuite, nous redistribuons ces champs sur les éléments des nouveaux maillages en utilisant l'un des deux modèles de discrétisation. Cela nous permettra, lors de l'essai de traction, de calculer les populations de fibres rompues dans la couche au milieu orientée à 0° en utilisant l'équation IV.8. Nous présentons alors les courbes globales de contrainte-déformation dans la direction longitudinale (celle des fibres à 0°) et étudions la sensibilité des résultats obtenus à la finesse du maillage.



FIGURE IV.21 – Maillage de l'éprouvette Dogbone du matériau composite T600S/époxy par la méthode prédéfinie par Blassiau (2005)



FIGURE IV.22 – Champ de déformation à rupture constant par VER projeté sur les points d'intégration du maillage de l'éprouvette Dogbone prédéfinie par (Blassiau, 2005)

IV.5.2 Cas où le maillage est structuré

L'éprouvette Dogbone, dont le maillage est illustré dans la Figure IV.21, est remaillée suivant la méthode de discrétisation définie dans la section IV.4.2. Par ailleurs, nous conservons le même ordre chronologique des opérations de cette solution qui se résument en trois phases successives :

- □ La discrétisation individuelle de chaque VER
- \Box La ré-attribution des valeurs de déformations (ou de contraintes) à rupture
- $\Box\,$ La simulation

Nous utilisons des éléments finis tétraédriques linéaires (nommés "c3d4" dans le logiciel Zset) comportant 4 points d'intégration pour mettre en oeuvre la discrétisation en maillage

structuré. Tout d'abord, nous spécifions les trois couches stratifiées de l'éprouvette ainsi que leurs épaisseurs. Ensuite, nous découpons l'éprouvette selon le boîtier des VERs pour obtenir une distribution spatiale adéquate (voir section IV.4.2). Enfin, les VERs sont discrétisés avec des éléments tétraédriques, qui sont distribués régulièrement par rapport à eux. La Figure IV.23 présente différentes vues de la géométrie de l'éprouvette et illustre la répartition régulière des éléments tétraédriques par rapport aux VERs dans la vue perspective.



FIGURE IV.23 – Discrétisation et positionnement des VERs dans une éprouvette Dogbone en maillage structuré

Nous procédons ensuite à l'interpolation des champs de déformations à rupture caractérisant l'endommagement des fibres de carbone T600S afin de garantir que la distribution spatiale des VERs est respectée dans notre structure. Pour ce faire, nous projetons ces champs à partir des points d'intégration du maillage du modèle de (Blassiau, 2005) à tous les points d'intégration du maillage de l'éprouvette discrétisée, comme décrit dans la section IV.4.1. La Figure IV.22 illustre l'interpolation du premier champ de déformation à rupture, déjà présenté sur la Figure IV.24. En examinant cette figure, nous pouvons constater que les longueurs de corrélation du champ de Weibull dans les trois directions correspondent aux dimensions des VERs qui se manifestent principalement dans la zone centrale de l'éprouvette.



FIGURE IV.24 – Champ de déformation à rupture tracé sur des éléments tétraédriques linéaires obtenus par discrétisation en maillage structuré

La capacité du modèle de discrétisation en maillage structuré SFBM à reproduire avec plus de précision les résultats obtenus avec le modèle de rupture de fibres FBM de (Blassiau, 2005) est essentielle pour garantir sa fiabilité.L'évolution des contraintes principales, appliquées sur l'éprouvette dans la direction des fibres de carbone, en fonction de la déformation subie dans la même direction, obtenue à partir des deux modèles, est mise en évidence dans la Figure IV.25. On constate une différence notable entre les deux quantités pour le même chargement appliqué, même avant la détection d'instabilité au pas de temps 7, qui est identifié comme le point de la fin de la tenue mécanique de l'éprouvette Dogbone (indiquée par "instability" dans la légende de la Figure). Sur le plan mécanique, il convient de noter que la contrainte à rupture dans la direction des fibres de l'éprouvette modélisée avec le modèle SFBM est considérablement inférieure à celle obtenue avec le modèle FBM, et que la structure discrétisée subit davantage d'endommagement, ce qui se traduit par une rigidité plus faible.



FIGURE IV.25 – Comparaison des courbes de contrainte-déformation obtenues avec les modèles FBM et SFBM

L'observation des champs de variables internes de déformation maximale (ε_{11}^*) tracés sur les maillages dans les deux cas, juste avant la rupture (voir Figure IV.26), révèle des disparités significatives. Nous notons une concentration très marquée des contraintes dans la zone utile lorsque le modèle SFBM est discrétisé, avec une valeur moyenne maximale de ε_{11}^* de 2.146 e⁻². En revanche, le modèle FBM affiche une valeur moyenne maximale de ε_{11}^* de 4.636 e⁻³. Ces observations indiquent une meilleure représentation des champs mécaniques grâce à la discrétisation des éléments, ce qui se traduit par une résistance à la rupture plus faible obtenue avec le modèle SFBM.



(b) Simulation avec le maillage discrétise

FIGURE IV.26 – Champs de déformations maximales longitudinales tracés respectivement sur (a) des éléments finis prédéfinis par (Blassiau, 2005) et (b) des éléments finis en tétraèdres réguliers déterminés par la méthode de discrétisation sur un maillage structuré

La nouvelle représentation des champs mécaniques, notamment dans la zone de section minimale $S = 1 \text{ mm}^2$, permet de quantifier l'endommagement local à l'aide des populations de fibres rompues N_{fb} (voir Figure IV.27). Une différence notable est observée entre les courbes des modèles FBM et SFBM, résultant de l'amélioration de la qualité du maillage, qui facilite leur identification selon les principes des éléments finis.



FIGURE IV.27 – Comparaison des courbes de variation du nombre de fibres rompues en fonction de la contrainte principale, obtenues à partir des modèles FBM et SFBM

De plus, l'observation de la Figure IV.27 révèle qu'après le pas de temps 7, marquant la fin de la tenue mécanique, deux fissures majeures se sont formées de part et d'autre de l'épaisseur de la zone utile. Par la suite, au pas de temps 13, la fissure se propage à travers toute l'éprouvette, provoquant sa fracturation complète en deux parties distinctes.

IV.5.3 Cas où le maillage est non-structuré

Cette deuxième étude de cas démontre qu'il est possible d'éviter l'étape de discrétisation de l'éprouvette en utilisant un maillage structuré contraint à la distribution spatiale des VERs (Blassiau, 2005). Une fois que le maillage de l'éprouvette est établi, il suffit de procéder à deux étapes :

- \Box La ré-attribution des valeurs de déformations (ou de contraintes) à rupture
- $\hfill\square$ La simulation

Nous avons une grande confiance dans la capacité du modèle NSFBM à résoudre les problèmes de coûts de calcul élevés associés au modèle SFBM, qui est à la fois multi-échelle et exige un maillage très fin. Cependant, après avoir examiné attentivement le modèle proposé par Blassiau et al. (2005), nous constatons que le VER, dont les dimensions sont de l'ordre de 4 mm × 0.05 mm × 0.05 mm, est déjà suffisamment raffiné, à l'exception éventuelle de la dimension de 4 mm. Ainsi, une discrétisation supplémentaire avec le modèle SFBM ne ferait qu'augmenter les coûts de calcul, en particulier dans les cas où un raffinement de maillage n'est pas nécessaire. Il est important de noter que le modèle NSFBM, bien qu'étant également basé sur la discrétisation, fait face aux mêmes défis que le modèle SFBM. Toutefois, comme nous le démontrons dans la section (V.7.1) du chapitre suivant, le modèle NSFBM présente d'excellentes performances même avec un maillage grossier. De plus, ce modèle adopte une approche mécanique pure pour optimiser le maillage, en concentrant le raffinement aux zones de concentration de contraintes, tout en utilisant un maillage moins fin dans les autres zones.

Dans cette section, l'idée sera de démontrer la fiabilité du modèle NSFBM pour représenter les distributions spatiales des déformations à rupture des VERs en effectuant des simulations sur trois maillages non structurés différents. Nous allons observer l'impact du raffinement du maillage sur ces distributions et sur les résultats obtenus.

La Figure IV.28 présente trois maillages différents (a), (b) et (c) de l'éprouvette Dogbone illustrée précédemment sur la Figure IV.20. Ces maillages vont d'un maillage peu raffiné à un maillage très fin, avec une longueur caractéristique de chaque tétraèdre régulier divisée par deux entre chaque maillage. Ainsi, le premier maillage (a) comporte 61223 éléments et 14094 nœuds, le deuxième (b) 419612 éléments et 83622 nœuds, et le dernier (c) 1235333 éléments et 222583 nœuds. Nous allons utiliser ces maillages pour comparer les résultats du modèle NSFBM à ceux obtenus avec le modèle FBM de (Blassiau, 2005).

Remarque

Remarque

Nous aurions pu identifier la zone importante et la raffiner autant que possible, mais ce n'est pas notre objectif ici. Nous cherchons simplement à déterminer si un raffinement du maillage permettrait de mieux visualiser les longueurs de corrélation des champs de déformations aléatoires.



FIGURE IV.28 – Étude de la discrétisation en maillages non structurés pour la modélisation d'une éprouvette Dogbone : comparaison de trois maillages en tétraèdres réguliers avec des longueurs caractéristiques différentes : (a) $L_c=0.2$ mm, (b) $L_c=0.1$ mm, (c) $L_c=0.05$ mm

Après la discrétisation, nous utilisons l'algorithme du plus proche voisin pour interpoler les déformations à rupture générées sur les VERs du modèle de (Blassiau, 2005) aux points d'intégration de trois maillages différents. La Figure IV.29 illustre cette interpolation pour le champ présenté par la Figure IV.22. Progressivement, les ombres des VERs deviennent de plus en plus visibles sur la troisième éprouvette, dont la longueur caractéristique des éléments est L_c =0.05, correspondant à la plus petite dimension du VER prédéfini. Cette observation confirme la capacité du modèle NSFBM à représenter précisément la distribution spatiale des déformations à rupture des VERs, de manière similaire au cas du maillage structuré.



FIGURE IV.29 – Champs de déformation à rupture tracés sur trois maillages non structurés avec des longueurs caractéristiques des éléments : (a) $L_c=0.2$ mm, (b) $L_c=0.1$ mm, (c) $L_c=0.05$ mm

Les cinq champs de déformation à rupture sont interpolés pour chaque maillage de l'éprouvette Dogbone. Par la suite, les simulations effectuées avec les modèles NSFBM et FBM sont comparées en termes d'évolution des contraintes principales dans la direction des fibres en fonction de la déformation subie par l'éprouvette dans cette même direction, ainsi que du nombre de fibres rompues.

On observe alors que le modèle est relativement insensible à la résolution du maillage dans cette plage de taille de maille, comme en témoignent les courbes $\sigma_{11}^* - \varepsilon_{11}^*$ dans les trois éprouvettes, illustrées dans la Figure IV.30. Les résistances à la rupture présentent des différences, mais celles-ci sont peu significatives et la rigidité de la structure ne varie pas de manière notable entre les trois maillages. Cela suggère que le maillage le plus grossier peut être suffisant pour représenter de manière adéquate le comportement du matériau dans les conditions considérées. En revanche, la moyenne des trois réponses diffère considérablement du modèle standard de (Blassiau, 2005), ce qui est similaire à ce que nous avons observé avec le maillage structuré (Figure IV.25). De plus, le point d'instabilité du matériau est déterminé au pas de temps 7, marquant ainsi la fin de la tenue mécanique de l'éprouvette. Immédiatement après ce seuil, on observe une localisation significative de l'endommagement dans les régions latérales opposées de la zone utile, qui se propage ensuite sur toute sa largeur.



FIGURE IV.30 – Comparaison des courbes de contrainte-déformation obtenues avec les modèles FBM et SFBM de trois maillages non structurés

La Figure IV.31 confirme la différence de rigidité entre les structures étudiées en montrant les populations de fibres rompues dans le pli à 0°. On remarque une divergence significative des populations de fibres rompues (N_{fb}) entre les trois maillages non structurés et le modèle FBM standard. Les maillages fins utilisés dans cette étude offrent une représentation plus précise du champ de la variable interne de déformation maximale (ε_{11}^*). Ils captent de manière précise les variations locales de ce champs, ce qui est démontré par la valeur de ε_{11}^* atteignant 2.114 e⁻², comparée à la valeur de 4.636 e⁻³ du modèle standard.



FIGURE IV.31 – Comparaison des courbes de variation du nombre de fibres rompues en fonction de la contrainte principale, obtenues à partir des modèles FBM et NSFBM

IV.5.4 Réservoir sous pression interne

Définition

Après avoir terminé l'étude de l'éprouvette en "os de chien" en utilisant les 3 modèles multi-échelle FBM, SFBM et NSFBM, nous nous intéressons maintenant à un exemple différent qui concerne l'étude des réservoirs sous pression (Composite Pressure Vessel ou CPV). Dans cette étude, nous avons considéré uniquement la partie cylindrique du CPV, sans tenir compte des parties en dôme étant donné que les effets de fonds sur l'épaisseur de cylindre générés par les dômes sphériques ne sont pas prépondérants (Chou et al., 2015; Rojek, 2020).

Le CPV (les effets de fonds non modélisés) est hétérogène hétérogène en matériau composite fibres de carbone T600S/matrice époxy est constitué de 4 plis orientés comme [liner/ $-70^{\circ}/70^{\circ}/90^{\circ}$], où seul le pli orienté à 90° est endommageable (hypothèse du travail). Ce CPV possède une longueur courante de l=4 mm, un rayon interne r_i=19.37 mm, un rayon externe r_e=20.37 mm, et une épaisseur e=1 mm. Il est soumis à une pression interne P_i croissante monotone et à une pression externe P_e nulle. De plus, il est soumis à une densité surfacique homogène d'effort $\Sigma = 0$ sur la surface z = L/2 et $-\Sigma = 0$ sur la surface z = -L/2.

Le liner est un matériau en polyéthylène présentant un comportement élastique linéaire isotrope, caractérisé par un module de rigidité E=300 MPa et un coefficient de Poisson ν =0.4.

Notre objectif est de comparer les niveaux de population de fibres rompues dans le réservoir, qui subit les conditions limites décrites ci-dessus, en utilisant les modèles FBM et NSFBM. La Figure IV.32 illustre le réservoir modélisé avec le modèle FBM proposé par (Blassiau, 2005). Cette modélisation présente des défauts dans la représentation de la courbure en raison des angles vifs qui apparaissent du fait de la forme et de la longueur des éléments finis utilisés. Une contrainte de modélisation supplémentaire est que le périmètre du cylindre du réservoir doit être un multiple de 8 mm, correspondant à la longueur fixe des éléments de maillage.



FIGURE IV.32 – Modélisation multi-échelle de la rupture des fibres pour le réservoir sous pression à 4 plis par le modèle FBM (Blassiau, 2005)

Lors de la discrétisation du maillage préétabli proposé par (Blassiau, 2005) à l'aide du modèle NSFBM, de nouveaux volumes émergent, absents initialement de la représentation du réservoir. Ces volumes sont ensuite discrétisés avec des mailles tétraédriques, améliorant

ainsi la représentation de la courbure de notre structure comme illustré dans la Figure IV.33.



FIGURE IV.33 – Modélisation multi-échelle de la rupture des fibres pour le réservoir à 4 plis par le modèle NSFBM

Afin d'assurer la cohérence des résultats, il est nécessaire d'effectuer l'interpolation des 5 champs de déformation à rupture associées aux points d'intégration du maillage du modèle FBM vers tous les points d'intégration du nouveau maillage, en utilisant l'algorithme du voisin le plus proche. Sur la Figure IV.34, l'un de ces champs requis est présenté, interpolé aux nœuds des deux maillages, sur un quart du réservoir. L'interpolation permet de représenter de manière continue le champ de déformation, avec une variation progressive entre les nœuds adjacents, au lieu d'une variation par morceaux (où un morceau correspond à un élément hexaédrique linéaire de taille $8 \text{ mm} \times 0.1 \text{ mm} \times 0.1 \text{ mm}$).



FIGURE IV.34 – Interpolation des champs de déformation aléatoire sur les nœuds du nouveau maillage

Les simulations du réservoir sous pression avec les modèles multi-échelle FBM de (Blassiau, 2005) et NSFBM sont maintenant possibles, et les populations de fibres rompues peuvent être comparées, comme le montre la Figure IV.35. Ainsi, on observe une légère différence dans les résultats avant la rupture détectée par le modèle NSFBM (instability NSFBM), qui peut être attribuée à l'amélioration de la qualité du maillage et à son raffinement, permettant une meilleure détection des variations des champs mécaniques. Cette différence

entre les deux modèles devient significative après ce point. Il est à noter que le réservoir sous pression modélisé avec le modèle FBM s'est avéré plus rigide que le réservoir discrétisé car il se rompt à une pression supérieure. De plus, à partir du point de rupture détecté par le modèle NSFBM, de nombreux VERs présentent un certain nombre de fibres rompues, et des bandes de localisation ont commencé à se former sur le réservoir discrétisé, indiquant sa dégradation progressive due à la rupture des fibres.



FIGURE IV.35 – Nombres de fibres rompues résultants des simulations du réservoir sous pression interne P_i en utilisant les deux modèles FBM et NSFBM

IV.6 Synthèse des résultats

Le modèle numérique décrit dans Blassiau (2005) est couramment utilisé pour évaluer l'endommagement de structures composites, y compris les réservoirs sous pression (Chou, 2011; Rojek, 2020; Thionnet et al., 2014; Widjaja, 2020). Toutefois, ce modèle pose des défis de modélisation en raison de son aspect multi-échelle et des coûts de calcul élevés associés à l'utilisation d'éléments finis hexaédriques constants par VER. Le travail élaboré dans ce chapitre a comme contributions :

- □ Une technique de discrétisation structurée qui maintient la distribution spatiale des VERs et garantit des conditions de simulation initiales identiques à celles du modèle FBM constant par VER, créant ainsi le modèle SFBM
- □ Une technique de discrétisation non structurée, démontrant sa capacité à préserver la distribution spatiale des VER avec l'utilisation d'éléments de maillage très petits. Elle a également démontré son efficacité sur des éléments de maillage plus grossiers que les VERs, donnant ainsi naissance au modèle NSFBM.

En revanche, les limitations qui restent :

- □ La méthode de discrétisation structurée pourrait nécessiter des adaptations pour les géométries complexes telles que les réservoirs sous-pression
- □ Étant donné que le modèle FBM est aléatoire, plusieurs simulations sont nécessaires pour obtenir une réponse proche de la réalité, ce qui demeure coûteux en termes de temps de calcul
- □ Les deux méthodes de discrétisation dépendent toujours du modèle constant par VER

Une solution envisageable serait l'homogénéisation du modèle multi-échelle pour se libérer des contraintes de modélisation associées aux deux approches développées, en particulier leur dépendance à l'aspect aléatoire des éléments finis de (Blassiau, 2005).

Chapitre V

Homogénéisation du modèle multi-échelle de rupture des fibres

Resumé

Dans le cadre de cette thèse, l'objectif est de développer un jumeau numérique pour le réservoir sous pression en composite (CPV) en situation de service. Le défi réside dans la conciliation de la micro-mécanique du stratifié de CPV avec un modèle d'émission acoustique, tout en assurant un coût de calcul acceptable. Une méthode pour accélérer les calculs consiste à recourir au concept d'homogénéisation.

L'homogénéisation des matériaux composites est une théorie visant à simplifier la simulation physique complexe de ces matériaux impliquant plusieurs échelles. Elle consiste à décrire un comportement global et homogène en se basant sur la connaissance des propriétés de la microstructure, tout en garantissant la précision et en réduisant les coûts de calcul. Cette théorie est bien établie dans la littérature scientifique, avec des travaux fondateurs comme ceux de (Feyel and Chaboche, 2000; Smit et al., 1998; Suquet, 1982, 1987).

Dans ce chapitre, nous utilisons la méthode d'homogénéisation numérique pour modéliser le comportement mésoscopique d'un réservoir sous pression en composite UD. Nous nous basons sur le modèle micro-méso de Blassiau, Bunsell et Thionnet (Blassiau, 2005) et définissons un VER à l'échelle mésoscopique permettant de prendre en compte les propriétés effectives du matériau hétérogène en moyennant les évolutions des contraintes et des déformations. Nous adoptons une approche similaire à celle présentée dans (Wu et al., 2018) en cherchant à obtenir un VER plus grand que celui obtenu à partir de la microstructure (Blassiau et al., 2008), afin d'assurer une meilleure séparation des échelles et d'éviter ainsi les fluctuations des propriétés du matériau (Ameen et al., 2018).

Notre processus d'homogénéisation débute par la sélection de plusieurs échantillons parallélépipédiques conçus pour représenter le réservoir sous pression en composite (CPV). Dans cette approche, nous choisissons de modéliser le CPV avec un stratifié où seul le pli supérieur orienté à 90° est considéré comme endommageable. Cette hypothèse découle d'une décision délibérée que nous avons prise suite aux travaux de (Chou et al., 2015; Widjaja, 2020), qui ont démontré via des analyses par EA que lorsque le pli supérieur du réservoir est orienté à 90°, il présente le taux de rupture de fibres le plus élevé. Nous avons ensuite réalisé dix simulations de traction uniaxiale sur cinq volumes différents des échantillons parallélépipédiques utilisant le modèle stochastique de (Blassiau, 2005). Les résultats nous ont permis de déterminer la taille du grand VER, la variation de sa rigidité longitudinale globale dans la direction des fibres, ainsi qu'un critère de rupture basé sur l'analyse de rupture de (Thionnet et al., 2014). Nous avons ensuite homogénéisé le comportement du pli supérieur de ce grand VER (qui représente le comportement du pli supérieur du réservoir) en calculant sa rigidité longitudinale effective, tout en prenant en compte les autres couches de composites rigides et non endommageables. Cette homogénéisation nous a permis d'exprimer la loi d'endommagement du pli supérieur du réservoir en fonction de la déformation maximale dans la direction des fibres, en utilisant la variation de la rigidité longitudinale effective et du nombre de fibres rompues par unité de volume, sans avoir recours à un développement asymptotique des variables d'endommagement (Feyel, 2003). Enfin, ce modèle a été intégré dans la suite logicielle de simulation Z-set (Garaud et al., 2019) en utilisant la déformation longitudinale maximale comme variable interne.

En resumé, notre approche d'homogénéisation numérique permet de garantir une représentation fiable du comportement macroscopique du réservoir, tout en réduisant les coûts de calcul. Pour renforcer la validité de notre modèle homogénéisé et éviter toute dépendance à l'effet structural, nous allons le valider sur un autre type d'empilement. De plus, nous envisageons des tests de performance sur des éprouvettes Dogbone, conformément à la méthode décrite dans (Scott et al., 2012), ainsi que sur le réservoir sous pression interne en composite. Enfin, l'efficacité de notre modèle sera illustrée par une démonstration de la réduction significative des coûts de calcul sur l'exemple du réservoir sous pression.
V.1 Volume élémentaire représentatif plus grand et homogénéisation : Clés de la réduction des coûts de calcul

Il existe des difficultés numériques lors de l'utilisation du modèle introduit par Blassiau et collègues (Blassiau, 2005; Blassiau et al., 2006b,b, 2008) pour des simulations de structures. Un calcul réalisé sur un réservoir, dont l'empilement est [liner/ $-70^{\circ}/70^{\circ}/90^{\circ}$], de rayon externe $r_e=20.37$ mm et de longueur l=4 mm est d'une part si petit qu'il ne peut être considéré comme un véritable calcul structurel et d'autre part moyennement grand pour qu'il soit traité à l'échelle de fibre (voir section IV.5.4 du chapitre IV). Ce modèle de rupture constant par VER a toujours été introduit comme un modèle micro. Cependant, comme les fibres et la matrice de chaque VER ne sont pas discrétisées par des éléments finis et que leur comportement a été homogénéisé, on pourra alors le qualifier de micro-méso modèle. Par ailleurs, l'utilisation de méso-VERs du modèle dans une simulation réalisée sur un réservoir réel (par exemple ayant le même empilement que le calcul précédent, de rayon externe $r_e=260$ mm et de longueur l=1 m), est tout à fait envisageable mais engendre tout de même des calculs très onéreux.

Hormis cette première analyse en faveur de la nécessité de réduire les temps de calcul, nous estimons que le caractère aléatoire du modèle représente également un élément à améliorer. En effet, le comportement d'un grand réservoir soumis à une pression interne est stable et sa réponse mécanique est déterministe. Ainsi, en plus de la première étape d'homogénéisation réalisée par (Blassiau, 2005), une deuxième étape est entreprise pour éliminer l'aspect stochastique du modèle et le ramener à une échelle mésoscopique supérieure. Cette méthode consiste, comme traité dans (Wu et al., 2018), à déterminer un nouveau volume élémentaire représentatif (RVE2) plus grand, qui ne prend plus en compte les fluctuations du premier VER (RVE1) prédéfini et dont la réponse mécanique moyenne est déterministe, comme illustré dans la Figure IV.12 du chapitre IV.



 $\mbox{Figure V.1}-\mbox{Illustration}$ du nouveau volume élémentaire représentatif pour l'homogénéisation

En atteignant la limite de séparation des échelles au sein du milieu homogène du RVE2, les quantités mécaniques à cette échelle seront définies par l'équation V.1 :

$$\bullet_{\text{meso}} = \langle \bullet_{\text{micro}} \rangle = \frac{1}{V_2} \int_{\text{RVE2}} \bullet_{\text{micro}} dv \tag{V.1}$$

où l'indice 'meso' désigne la valeur homogénéisée, 'micro' est la valeur locale à l'échelle microcopique, $\langle \bullet \rangle$ est la moyenne volumique, et V₂ est le volume du RVE2. Ainsi, les

tenseurs de contraintes et déformations se calculent normalement par la formule précédente (équation V.2) :

$$\begin{cases} \boldsymbol{\sigma}_{\text{meso}} = \langle \boldsymbol{\sigma}_{\text{micro}} \rangle = \langle \mathbf{C}_{\text{micro}} : \boldsymbol{\varepsilon}_{\text{micro}} \rangle = \mathbf{C}_{\text{meso}} : \boldsymbol{\varepsilon}_{\text{meso}} \\ \boldsymbol{\varepsilon}_{\text{meso}} = \langle \boldsymbol{\varepsilon}_{\text{micro}} \rangle \end{cases}$$
(V.2)

Par contre, le tenseur de rigidité effective \mathbf{C}_{meso} ne présente pas la moyenne volumique du tenseur de rigidité $\mathbf{C}_{\text{micro}}$ des VERs prédéfinis et doit être mis à jour en chaque pas de temps du calcul selon l'endommagement survenu. Une précision de cette étape sera réalisée dans la section V.4.

V.2 Processus d'homogénéisation numérique pour l'analyse du comportement mécanique du réservoir sous pression

Les étapes de la méthode d'homogénéisation numérique sont résumées dans l'organigramme présenté sur la Figure V.2 ci-dessous.



FIGURE V.2 – Organigramme des étapes d'homogénéisation numérique

Comme décrit dans (Feyel, 2003), notre processus pour l'homogénéisation du comportement du réservoir sous pression ne nécessite pas la construction de systèmes différentiels. Au lieu de cela, nous effectuons en étape I des calculs éléments finis sur les VERs de la microstructure afin de définir le grand VER et établir une relation contrainte-déformation moyennée à l'échelle souhaitée. Ainsi, avant de procéder aux calculs éléments finis, nous sélectionnons l'empilement de stratifié de notre réservoir à fibres de carbone T600S/matrice époxy en fonction de l'application visée, car il n'y a pas de règle générale à suivre (Figure V.2). Pour notre étude, nous nous concentrons sur l'homogénéisation d'un réservoir ayant :

- □ l'empilement de 4 plis orientés comme $[liner/-70^{\circ}/70^{\circ}/90^{\circ}]$ dont les épaisseurs sont respectivement [0.2 mm/0.2 mm/0.4 mm]
- $\Box\,$ Seulement le pli orienté à 90° sera endommageable

Nous avons pris en compte le comportement unidirectionnel sous tension de la couche supérieure du réservoir sous pression interne, tel que décrit dans (Chou et al., 2015; Widjaja, 2020). Le réservoir a donc été modélisé à l'aide d'éprouvettes parallélépipédiques soumises à des tractions uniaxiales avec un empilement différent, comme illustré dans la Figure V.3.



FIGURE V.3 – Vue 3D d'un bout de réservoir et de l'éprouvette parallélépipé dique équivalente

Travailler sur des éprouvettes entièrement endommageables aurait été préférable, mais nous avons ajouté des couches de composite pour stabiliser le matériau et maintenir la rigidité structurelle.

Dans l'étape II, nous calculons la rigidité effective du pli supérieur endommageable du réservoir dans la direction des fibres, ainsi que son évolution en fonction de la déformation maximale dans la même direction. Nous considérons que la rupture des fibres, qui est le phénomène prédominant de l'endommagement, affecte uniquement la rigidité longitudinale du matériau (hypothèse de travail, voir l'équation IV.7).

L'étape III consiste à décrire la loi de comportement homogénéisé du pli supérieur du réservoir, qui correspond à l'évolution de la rigidité longitudinale effective en fonction de la déformation maximale dans la même direction, en introduisant une variable d'endommagement qui représente le nombre de fibres rompues par unité de volume.

V.3 Étape I : Détermination du grand volume représentatif (VER) et caractérisation de la rupture

Simulations numériques

Des échantillons parallélépipédiques ont été utilisés pour les essais numériques visant à déterminer le comportement homogénéisé. Toutefois, pour changer la forme des échantillons, une modification de la séquence d'empilement a été nécessaire, comme illustré dans la Figure V.4. Il convient de noter que lorsque des plis cylindriques dont les fibres sont orientées à 90° sont aplatis, l'orientation des fibres est modifiée de la direction circonférentielle à la direction axiale à 0°. Cette modification de l'orientation des fibres entraîne également une modification de la sollicitation du matériau, passant d'une tension circonférentielle à une tension axiale. Il en va de même pour les couches à 70° et -70°, où la projection de la fibre sur la couche plate forme respectivement des angles de 20° et -20°.

Remarque



FIGURE V.4 – Transformation de l'empilement du réservoir sous pression interne en éprouvette parallélépipédique

Cinq séries de dix simulations de traction uniaxiale ont été effectuées sur des éprouvettes parallélépipédiques de différentes tailles, ayant toutes une épaisseur de 1 mm et modélisées par le modèle de (Blassiau, 2005). Le tableau V.1 présente les dimensions de ces éprouvettes. Les simulations de ces différentes tailles ont permis d'obtenir les courbes contrainte-déformation et le nombre de ruptures de fibres par unité de volume (NFBPUV) en fonction des déformations longitudinales maximales.

Éprouvette	L1 (mm)	L2 (mm)	L3 (mm)
1	32	4	1
2	64	8	1
3	128	16	1
4	256	32	1
5	512	64	1

TABLE V.1 – Exemples des dimensions des volumes élémentaires représentatifs à l'échelle mésoscopique

Le nombre d'éprouvettes nécessaires pour une représentation statistique dépend de plusieurs facteurs tels que la variabilité du matériau et la précision souhaitée. Dans notre cas, 50 est un nombre suffisant pour avoir des résultats représentatifs.

Caractérisation de la rupture

Remarque

La Figure V.5 présente les résultats des essais de traction en contrainte-déformation $(\sigma_{11}^* - \varepsilon_{11}^*)$ dans la direction longitudinale des fibres, des cinq éprouvettes testées (Specimen 1 est le volume le plus petit et Specimen 5 est le volume le plus grand). Pour définir le point de rupture, comme cela est fait dans (Thionnet et al., 2014), trois étapes importantes peuvent être identifiées sur les courbes. La première étape décrit le comportement de la structure depuis le début de la mise en charge jusqu'au point de charge maximale. Ensuite, dans la deuxième étape, étant donné que la contrainte maximale a été atteinte, on observe une diminution de charge. Toutefois, pour les grandes éprouvettes (notamment Specimen 4 et 5), il est difficile de quantifier ce point de descente de charge en raison de la rupture rapide et de la présence persistante de couches rigides. On peut plutôt observer un plateau dans la courbe, indiquant une augmentation de la déformation. Cette diminution de charge ou ce plateau est ensuite dévié à cause de l'effet des propriétés de la matrice

et des couches rigides qui peuvent encore supporter la charge même si les fibres des plis endommagés sont complètement rompues. Ainsi, le point de rupture est considéré comme déterministe et sera défini comme celui correspondant à 95% de la charge maximale.



FIGURE V.5 – Courbes contrainte-déformation issues de simulations d'essais de traction sur les éprouvettes parallélépipédiques de différents volumes

Détermination du grand VER

Les expériences numériques ont mis en évidence l'impact de la taille des éprouvettes sur les comportements mécaniques. En effet, la plus grande éprouvette testée "Specimen 5" a présenté un comportement homogène après dix simulations stochastiques, atteignant ainsi la limite d'échelle où les hétérogénéités microscopiques sont nettement plus petites que cette taille, comme expliqué dans l'étude menée par (Ameen et al., 2018). L'éprouvette "Specimen 5" a alors été retenues pour créer le grand VER d'une épaisseur de 1 mm et de dimensions $512 \text{ mm} \times 64 \text{ mm}$. Ce VER est utilisé pour le processus d'homogénéisation. Il est maintenant possible de déterminer la variation du module de rigidité $E_1^{laminate,*}$ des 4 plis, en fonction de la déformation longitudinale maximale ε_{11}^* dans l'éprouvette. Cette courbe représente le comportement global du stratifié du "grand VER" en réponse à une charge mécanique appliquée dans la direction 0°, comme le montre la Figure V.6.



FIGURE V.6 – Variation du module d'élasticité longitudinale du stratifié en fonction de la déformation longitudinale maximale pour le grand VER

V.4 Étape II : Homogénéisation de la rigidité mésoscopique du pli endommageable et variation en fonction de la déformation maximale dans la direction des fibres

Le comportement homogénéisé du pli supérieur du réservoir consiste à mettre à jour son tenseur de rigidité mésoscopique C_{meso} en fonction des informations d'endommagement survenues à l'échelle microscopique (l'échelle de VER). D'après les informations fournies précédemment, seule la composante longitudinale du tenseur C_{micro} est endommageable par rupture de fibre (Blassiau, 2005; Blassiau et al., 2006b). Ainsi, le comportement mésoscopique homogénéisé est également considéré comme élastique linéaire, isotrope transverse d'axe longitudinal endommageable par rupture de fibres, avec une loi constitutive illustrée par l'équation V.3.

$$\begin{pmatrix} \sigma_1 \\ \sigma_2 \\ \sigma_3 \\ \sigma_4 \\ \sigma_5 \\ \sigma_6 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} & 0 & 0 & 0 \\ C_{12} & C_{22} & C_{23} & 0 & 0 & 0 \\ C_{13} & C_{23} & C_{33} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & C_{44} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & C_{55} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & C_{66} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \epsilon_3 \\ \epsilon_4 \\ \epsilon_5 \\ \epsilon_6 \end{pmatrix}$$
(V.3)

Les équations V.4 et V.5 expriment la corrélation mathématique entre la composante tensorielle C_{11} et le module de rigidité longitudinale E_1 .

$$C_{11} = \frac{(1 - \mu_{23} \,\mu_{32}) \,E_1}{\delta} \tag{V.4}$$

$$\delta = 1 - \nu_{12}\nu_{23}\nu_{31} - \nu_{13}\nu_{21}\nu_{32} - \nu_{12}\nu_{21} - \nu_{13}\nu_{31} - \nu_{23}\nu_{32}. \tag{V.5}$$

Pour déterminer la loi de comportement homogénéisé à l'échelle mésoscopique, nous cherchons tout d'abord à obtenir l'évolution de la rigidité effective C_{11} du pli supérieur endommageable du grand VER en fonction de celle de tout le stratifié (calculée en Figure V.6). Pour cela, une simulation élastique est réalisée sur une éprouvette ayant les mêmes caractéristiques (dimensions et empilements et conditions aux limites) que le grand VER, maillée avec des éléments tétraédriques fins. Le liner avec son comportement élastique linéaire, les deux plis rigides avec un comportement élastique linéaire isotrope transverse et le pli supérieur avec un module de rigidité E_1 variable pour chaque point d'intégration, allant de sa valeur à l'état sain à une valeur à l'état rompu.

La valeur initiale du module de rigidité, notée E_1^i , représente la valeur macroscopique de la rigidité du pli de comportement élastique linéaire isotrope transverse à son état sain. Elle peut être obtenue à partir du tenseur de souplesse, comme indiqué par l'équation V.6.

$$E_1^i = \frac{1}{S_{11}} \tag{V.6}$$

avec S_{11} correspond à la souplesse du matériau dans la direction des fibres à 0°.

La substitution de l'équation V.6 dans l'équation V.4 permet d'exprimer la composante tensorielle C_{11} en fonction du module E_1^i avec l'équation V.7 :

$$C_{11}^{i} = \alpha \times E_{1}^{i}$$
(V.7)
où α est une constante connue et a pour expression $\alpha = \frac{(1 - \mu_{23} \,\mu_{32})}{\delta}$.

Si l'on considère que le grand VER a atteint sa limite de rupture, ce qui signifie également que le pli supérieur est rompu, on peut calculer la valeur finale du module de rigidité E_1^f , ce qui permet d'obtenir l'expression finale de la composante tensorielle C_{11} , comme illustré dans l'équation V.8.

$$C_{11}^f = \alpha \times E_1^f \tag{V.8}$$

La simulation élastique permet de déterminer la courbe de variation du module d'élasticité longitudinal du pli en fonction de celui du stratifié, comme illustré sur la Figure V.7.



FIGURE V.7 – Courbe de la rigidité longitudinale effective du pli supérieur en fonction de celle du stratifié

V.5 Modèle homogénéisé du comportement mécanique du pli supérieur du réservoir, prenant en compte l'endommagement et la déformation longitudinale des fibres

La recherche de modèle du pli se conclut par la détermination de la variation de son élasticité longitudinale $E_1^{ply,*}$ en fonction de la déformation longitudinale maximale et du nombre de fibres rompues par unité de volume τ_f . La composition de deux fonctions $E_1^{laminate,*} = g(\varepsilon_{11}^*)$ et $E_1^{ply,*} = f(E_1^{laminate,*})$ (Figures V.7 et V.6), nous permet d'obtenir la fonction $E_1^{ply,*} - \varepsilon_{11}^*$ du pli, telle qu'illustrée sur la Figure V.8a. La mesure du nombre de fibres rompues par unité de volume τ_f associée à chaque déformation complète notre loi constitutive d'endommagement, comme indiqué dans la Figure V.8b.



FIGURE V.8 – Le modèle homogénéisé résumé en deux courbes complémentaires : (a) décrit l'évolution de la rigidité du pli en fonction de la déformation imposée, (b) décrit le NFBPUV qui lui est associé.

Le modèle homogénéisé, dont l'acronyme sera HFBM est qualifié "Haute Fidélité" ou "HF" puisqu'il dérive d'un modèle micro-mécanique qui est celui de (Blassiau, 2005) et ses collègues. Il est implémenté dans la suite de logiciels éléments finis Zset et sera validé sur plusieurs cas d'études. Pour intégrer ce modèle, nous avons choisi la déformation longitudinale maximale dans la direction des fibres comme variable interne, à laquelle nous associons un taux volumique des fibres cassées τ_f et le module de rigidité longitudinale résultant suite à l'endommagement requis.

V.6 Modèle homogénéisé : indépendance vis-à-vis de l'effet structure prouvée

Le but de ce paragraphe est de montrer que le modèle homogénéisé du pli est général et peut être appliqué à n'importe quel stratifié, quelle que soit son épaisseur pour la couche supérieure endommageable. Pour ce faire, nous ajoutons à l'empilement testé deux couches rigides présentant un comportement élastique linéaire isotrope transverse, orientées respectivement à -70° et $+70^{\circ}$. De plus, nous proposons de doubler l'épaisseur du pli supérieur pour atteindre une épaisseur de 0.8 mm, comme illustré dans la Figure V.9. Les dimensions de l'éprouvette testée sont passées de $120 \text{ mm} \times 2 \text{ mm} \times 1 \text{ mm}$ à $120 \text{ mm} \times 2 \text{ mm} \times 1.8 \text{ mm}$ dans les directions (x, y, z) (x étant la direction des fibres).



FIGURE V.9 – Changement du stratifié composite avec doublement de l'épaisseur du pli

Les courbes de contrainte σ_{11}^* et de nombre de fibres rompues par unité de volume τ_f en fonction de la déformation maximale ε_{11}^* , dans la direction des fibres pour le pli endommageable de l'éprouvette avec l'empilement modifié, ont été post-traitées à partir de deux simulations. La première a été réalisée avec le modèle FBM standard introduit dans (Blassiau, 2005), tandis que la seconde a utilisé le modèle HFBM homogénéisé. Ces résultats sont illustrés sur la Figure V.10. Il est remarquable que les deux plis endomma-geables, selon les deux modèles FBM et HFBM, présentent un comportement identique. Cela confirme que le modèle homogénéisé est indépendant de l'effet de la structure et applicable à n'importe quel stratifié du même composite.



FIGURE V.10 – Comparaison des résultats de deux modèles pour le pli supérieur : (a) contrainte-déformation et (b) nombre de fibres rompues par unité de volume

V.7 Résultats numériques

L'objectif de cette partie est de comparer les performances du modèle mésoscopique homogénéisé avec celles du modèle micro-méso introduit dans (Blassiau, 2005; Blassiau et al., 2006a,b), discrétisé ou non selon le cas étudié. Pour cela, des simulations numériques de traction uniaxiale sur l'éprouvette Dogbone et sur le réservoir sous pression interne seront examinés.

V.7.1 Modèle micro-méso vs modèle homogénéisé pour la traction uniaxiale sur éprouvette Dogbone : comparaison en maillage grossier

Cette section vise à vérifier si le modèle micro-méso discrétisé en maillage non structuré NSFBM est capable de décrire les champs mécaniques locaux sur des maillages grossiers. Pour ce faire, nous avons effectué 10 simulations avec ce modèle et les avons comparées aux résultats du modèle homogénéisé mésoscopique HFBM. La Figure V.11 présente le maillage de l'éprouvette Dogbone composé d'éléments tétraédriques linéaires de longueur caractéristique $L_c = 0.7 \,\mathrm{mm}$ à 4 points d'intégration, représentant ainsi la plus petite section de l'éprouvette avec environ 10 VERs de la microstructure par élément.



FIGURE V.11 – Maillage en tétraèdres réguliers de l'éprouvette Dogbone avec une longueur caractéristique des éléments $L_c=0.7 \text{ mm}$

Notre objectif est de comparer la précision des modèles NSFBM et HFBM dans la description du comportement du matériau, malgré l'utilisation d'un maillage grossier. Nous examinons la relation entre le nombre de fibres rompues N_{fb} et la contrainte longitudinale σ_{11}^* dans la section principale, en les comparant aux résultats obtenus avec des maillages fins (section IV.5.3 du chapitre). La Figure V.12 illustre cette comparaison. Jusqu'à l'instabilité détectée au pas de temps 7, la majorité des éprouvettes avec un maillage grossier sont généralement plus rigides que celles avec un maillage fin. De plus, le modèle NSFBM : coarse (sur le maillage grossier) montre une amorce de rupture des fibres plus précoce que le modèle HFBM, mais les moyennes des 10 simulations restent proches de celles du modèle HFBM, en particulier avant l'instabilité. En comparant aux résultats NSFBM fins, le modèle HFBM avec un maillage grossier se révèle plus précis pour décrire le comportement du matériau, avec des nombres de fibres rompues N_{fb} plus proches de la moyenne en rouge avant le pas de temps 7.



FIGURE V.12 – Résultats de traction uniaxiale pour les modèles NSFBM et HFBM sur un maillage grossier, comparés aux résultats du modèle NSFBM sur un maillage fin

V.7.2 Modèle micro-méso vs modèle homogénéisé pour la traction uniaxiale sur éprouvette Dogbone : comparaison en maillage fin

Ce deuxième exemple compare le modèle homogénéisé HFBM au modèle discrétisé NSFBM sur la même éprouvette Dogbone précédente, mais avec un maillage tétraédrique plus fin (Figure IV.28 du chapitre IV) ayant une longueur caractéristique des éléments de $L_c = 0.2$ mm. La Figure V.13 représente le nombre de fibres rompues N_{fb} dans l'éprouvette Dogbone en fonction de la contrainte principale σ_{11}^* , appliquée sur l'empilement dans la direction longitudinale. On remarque que le modèle NSFBM est légèrement plus rigide, ce qui se traduit par une tenue mécanique de l'éprouvette plus longue (jusqu'au pas de temps 7). De plus, les comportements avant la détection des deux instabilités sont très similaires.



FIGURE V.13 – Comparaison des courbes de variation du nombre de fibres rompues en fonction de la contrainte principale, obtenues à partir des modèles HFBM et NSFBM

Les quantités de fibres rompues dans les deux éprouvettes engendrent nécessairement la diminution du module de rigidité dans la direction des fibres. On peut voir cet effet sur la courbe σ_{11}^* dans la section principale en fonction des déformations ε_{11}^* comme représenté sur la Figure V.14.



FIGURE V.14 – Comparaison des courbes contrainte-déformation obtenues avec les modèles FBM et HFBM pour un maillage tétraédrique

De plus, on observe que l'impact des N_{fb} sur la diminution de la rigidité est minime,

Remarque

en raison des faibles valeurs avant la détection d'instabilité. Cela suggère que l'éprouvette Dogbone présente une fragilité marquée, se fracturant brusquement. La différence entre les deux comportements devient clairement apparente après la détection de la deuxième instabilité.

V.7.3 Réservoir sous pression interne

Dans cette section, nous nous penchons sur l'exemple crucial du réservoir sous pression interne, qui joue un rôle essentiel dans l'accomplissement de l'objectif de cette thèse. Pour cela, nous proposons de réaliser deux types de simulations. D'une part, nous effectuons une simulation en utilisant le modèle homogénéisé HFBM sur un réservoir à 4 plis, où seul le pli supérieur orienté à 90° est endommageable (Figure IV.33 du chapitre IV). D'autre part, nous effectuons 10 calculs sur un autre réservoir (Figure IV.32) en utilisant le modèle multi-échelle FBM introduit par (Blassiau, 2005) et ses collègues. Nous comparons ensuite le nombre de fibres rompues par unité de volume τ_f en fonction de la pression interne appliquée P_i.

La courbe résultante τ_f — P_i pour le réservoir sous pression est affichée sur les Figures V.15, V.16, V.17 avec 3 grands plans sur 3 intervalles de pression. Cette séparation est effectuée pour pouvoir analyser très en détails et comparer les réponses (avant et après la détection de l'instabilité numérique).

La Figure V.15 montre le premier grand plan sur un intervalle de pression croissante [0 MPa, 53 MPa]. Par ailleurs, on observe que l'initiation d'endommagement par le modèle HFBM homogénéisé est détectée après celles des 10 simulations de modèle multi-échelle FBM. Tout de même, on observe que dans cette partie de la courbe, le nombre de fibres rompues par unité de volume τ_f prend des valeurs relativement faible (par rapport à la suite des valeurs dans la courbe).



FIGURE V.15 – Partie 1 de la réponse mécanique — Nombres de fibres rompues par unité de volume τ_f résultants des simulations du réservoir sous-pression en fonction de la pression interne P_i en utilisant le modèle HFBM et le modèle FBM introduit par (Blassiau, 2005)

Le deuxième grand plan de la courbe V.16 est associé à des pressions dans l'intervalle [54 MPa, 95 MPa]. On constate alors que les nombres de fibres rompues par unité de volume engendrés par les deux modèles HFBM et FBM sont très proches. La majorité des τ_f détectés par le modèle HFBM se trouvent dans l'intervalle [min FBM, max FBM]. Ceci s'explique par le fait que le modèle homogénéisé reste une réponse moyenne de 10 simulations du modèle constant par VER. La différence observée, où le modèle HFBM n'est plus entre la borne max et la borne min de FBM, s'explique par la contribution des éléments finis ajoutés pour mieux représenter la courbure dans cette quantité. On observe également que le champ de déformation maximale sur le pli endommagé est homogène et déterministe, comme représenté par la sous-figure du réservoir.



FIGURE V.16 – Partie 2 de la réponse mécanique

Pour des pressions plus élevées, tel que cela est illustré par la Figure V.17, les résultats des deux modèles restent très similaires jusqu'à ce que la rupture précoce du modèle HFBM se produise (instability HFBM). Les différences entre les courbes des deux modèles demeurent faibles, et cela peut s'expliquer par les mêmes raisons que pour le deuxième grand plan. En outre, la sous-figure du réservoir montre que suite à la détection de l'instabilité, une bande de localisation se forme. Cette bande correspond à une zone où la déformation est concentrée, conduisant finalement à la rupture totale du réservoir.



FIGURE V.17 – Partie 3 de la réponse mécanique

V.7.4 Investigation des coûts de calcul

Dans notre introduction, nous avons identifié l'homogénéisation comme le premier ingrédient essentiel pour réduire les coûts de calcul et ainsi permettre la faisabilité de la création d'un jumeau numérique pour le réservoir sous pression. Afin de valider cette hypothèse, nous avons mené une étude de cas sur un réservoir à 4 plis représenté sur la Figure IV.33 du chapitre IV. Ce réservoir a une longueur courante l=1 mm. Nous avons simulé le maillage tétraédrique de ce réservoir, composé de 52404 éléments et 39666 degrés de liberté, avec le modèle de (Blassiau, 2005) discrétisé en maillage non-structuré (NSFBM), ainsi qu'avec le modèle homogénéisé, avec et sans le calcul de l'opérateur tangent (respectivement HFBM : tan op et HFBM : no tan op). Pour résoudre le problème, nous avons utilisé l'algorithme de Newton avec un ratio absolu de $1e^{-06}$.

Les Figures V.18a et V.18b montrent les résidus et le nombre d'itérations pour la convergence de deux incréments de calculs. Il est important de noter que pour le modèle de discrétisation NSFBM, l'opérateur tangent affecté est le tenseur d'élasticité **C**. En analysant les résultats de convergence pour l'incrément 75 de la première figure, on remarque que le modèle HFBM : tan op est celui qui converge le mieux avec seulement 3 itérations pour atteindre le ratio absolu. On note également une bonne convergence du modèle NSFBM par rapport au modèle HFBM : no tan op. En ce qui concerne la convergence de l'incrément 85, on observe que les modèles HFBM : tan op et HFBM : no tan op nécessitent beaucoup plus d'itérations que le modèle NSFBM pour converger. Néanmoins, le calcul de l'opérateur tangent accélère la convergence du modèle homogénéisé avec moins d'itérations.



FIGURE V.18 – Les résidus |R| des itérations de Newton pour deux incréments du calcul (a) incrément du temps 75, (b) incrément du temps 83

La conclusion que l'on tire des analyses des figures précédentes est que le modèle NSFBM nécessite beaucoup moins d'itérations pour converger les incréments du calcul. Cependant, il est important de comprendre si le temps de calcul de ces itérations est plus court que celui des modèles HFBM. Pour répondre à cette question, nous avons tracé sur la Figure V.19 les temps de calcul nécessaires pour notre étude. Ainsi, nous constatons que le nombre total d'itérations le plus faible est enregistré par le modèle NSFBM. En revanche, ce modèle présente le temps d'exécution du calcul "Time Execution" le plus élevé. Cela peut s'expliquer par le temps que prend le modèle micro-méso pour le calcul du vecteur des efforts intérieurs et de la matrice de rigidité de l'élément fini, "Time Compute internal reac".

Le modèle HFBM : tan op est le plus performant. Bien qu'il réalise plus d'itérations que le modèle NSFBM, ses temps d'exécution et de calcul des efforts intérieurs sont les plus petits. De plus, le modèle HFBM : tan op est également plus performant que le modèle HFBM : no tan op. En ce qui concerne le temps de résolution du problème par le solveur direct "Time solver", on constate que le modèle NSFBM est celui qui enregistre le temps le plus court.



FIGURE V.19 – Temps de calcul investigués par les modèles NSFBM, HFBM : no tan op et HFBM : tan op

V.8 Synthèse des résultats

Ce chapitre présente l'utilisation de la méthode d'homogénéisation numérique pour modéliser le comportement mésoscopique d'un réservoir sous pression en composite UD. En se basant sur le modèle micro-méso de (Blassiau, 2005) et ses collègues, nous avons développé un modèle homogénéisé qui permet de prendre en compte les propriétés effectives du matériau composite à cette échelle.

Notre modèle homogénéisé a été validé, en premier lieu, démontrant son indépendance vis-à-vis de l'effet structurel, ce qui garantit sa fiabilité et sa simplicité. Ainsi, les résultats obtenus ont confirmé la cohérence et la faible sensibilité du modèle aux variations de la configuration de l'empilement. En second lieu, le calcul du réservoir en utilisant le modèle homogénéisé a révélé une rupture plus précoce par rapport au modèle FBM micro-méso de (Blassiau, 2005), soulignant ainsi l'efficacité de ce dernier dans la représentation des champs mécaniques de la structure. Cette constatation a précédemment été confirmée par le modèle NSFBM, comme illustré dans la Figure IV.35, où les deux approches ont montré une rupture prématurée par rapport au modèle FBM, avec des pressions à la rupture se situant entre 100 MPa et 120 MPa. En troisième lieu, nous avons évalué l'efficacité de notre modèle homogénéisé en réduisant les coûts de calcul pour la modélisation du comportement du réservoir sous pression grâce à l'introduction du calcul de l'opérateur tangent.

Les caractéristiques essentielles du modèle homogénéisé vont donc permettre de décrire la partie mécanique de notre approche de pronostic d'endommagement par jumelage numérique. Dans cette approche, les prédictions du modèle haute fidélité seront continuellement ajustées en fonction des données acoustiques acquises suite aux déformations subies par le réservoir sous pression. La description réduite et moins coûteuse de la physique du matériau permet l'évaluation de la vraisemblance marginale pour l'optimisation des paramètres introduits, même en cas de prédictions en temps réel (Pereira Álvarez et al., 2021). De plus, bien que des erreurs puissent provenir de la dépendance des éléments de maillage de (Blassiau, 2005), elles seront compensées lors de l'assimilation de données acoustiques par un paramètre d'erreur de modélisation, explicité dans le chapitre suivant.

Chapitre VI

Assimilation de données pour un réservoir sous pression

Resumé

Les réservoirs composites sont couramment utilisés dans l'industrie pour leur résistance à la corrosion, à la chaleur, à la fatigue et leur capacité de stockage importante (Chou, 2011; Zhou et al., 2022). Cependant, lors de leur service, ces réservoirs peuvent subir des endommagements à différentes échelles, ce qui peut menacer leur durée de vie ainsi que la sécurité des systèmes dans lesquels ils sont intégrés. Afin de prédire ces endommagements et de surveiller l'état de santé structurelle, il est recommandé d'installer un système de *SHM*. Ce système peut inclure plusieurs techniques de *CND*, telles que l'émission acoustique (EA), qui permet de fournir des évaluations continues et des mesures directes de l'activité acoustique émis par la structure lorsqu'elle subit des déformations (Chou et al., 2015; Godin et al., 2018; Sause et al., 2019). Ces mesures peuvent ensuite être utilisées dans des calculs intelligents pour établir un pronostic de l'état de santé actuel et futur du réservoir, que ce soit de manière purement empirique ou en se basant sur des modèles physiques.

La revue de littérature met en évidence un nombre limité de publications abordant le sujet de la prédiction de l'endommagement par EA par rapport au sujet du diagnostic par EA. De plus, la majorité des recherches sur les matériaux composites se concentrent sur l'étude de différents types d'éprouvettes, bien que certaines se soient intéressées à la géométrie des réservoirs sous pression et à la prédiction de leur résistance à la rupture ou de leur durée de vie résiduelle (RUL). Les modèles de prédiction par EA utilisent principalement des approches empiriques (Eleftheroglou et al., 2020; Loutas et al., 2017; Philippidis and Assimakopoulou, 2008; Rajendraboopathy et al., 2009; Sause et al., 2019). Néanmoins, certaines études de diagnostic ont exploré l'utilisation de modèles physiques. Par exemple, les recherches menées par (Chou et al., 2015; Ramirez et al., 2019) ont cherché à associer les signaux acoustiques expérimentaux à des modèles d'endommagement fiables pour comprendre le scénario de dégradation des structures composites et la signification des événements acoustiques enregistrés. Cette approche novatrice d'associer un modèle physique aux émissions acoustiques a déjà été appliquée dans d'autres techniques de CND, telles que la radiographie comme décrit dans (Chiachío et al., 2015a; Corbetta et al., 2018). Ces études ont utilisé la loi de Paris et ses extensions pour établir un lien entre l'état d'endommagement et les cycles de charge, notamment sur des matériaux composites. De même, dans (Li et al., 2022), un nouveau cadre de pronostic d'endommagement basé sur un filtre particulaire assisté par simulation numérique des ondes de Lamb a été proposé pour d'autres matériaux.

Dans ce chapitre, nous utilisons un jumeau numérique (DT) basé sur la micro-mécanique pour prédire l'état d'endommagement d'un réservoir sous pression en service, composé de stratifiés de fibres de carbone T600S et d'une matrice époxy. Le DT repose sur l'interaction de deux composants technologiques fondamentaux qui aboutissent à la prédiction : la modélisation haute-fidélité et l'assimilation de données. Pour la modélisation du réservoir, nous avons retenu le modèle de rupture de fibre stochastique micro-meso développé dans les références (Blassiau, 2005; Blassiau et al., 2006a,b, 2008), afin de décrire en détail les statistiques et la mécanique de la rupture de fibre, considérée comme le phénomène prédominant générant les émissions acoustiques (Chou, 2011). Afin de réduire sa dimensionnalité et son coût de calcul, nous avons appliqué le processus d'homogénéisation numérique (chapitre précédent) pour rendre ce modèle mésoscopique et déterministe. Ensuite, en raison des symétries géométriques du réservoir, nous allons simplifier le modèle homogénéisé 3D en un modèle 0D, représentant un point du pli endommagé avec une déformation imposée. La relation entre la mécanique et les données d'EA est établie à l'aide d'un modèle acoustique semi-empirique, qui associe l'évolution de l'endommagement à un certain nombre d'événements acoustiques détectables par les capteurs sans prise en compte de l'atténuation, en considérant une propagation isotrope avec une vitesse infinie. Le modèle acoustique est un processus de Poisson doté d'un minimum de physique, où la probabilité d'observation des événements acoustiques augmente avec le taux d'endommagement. Nous paramétrons la forme fonctionnelle de son intensité (Doudard et al., 2004; Philippidis and Assimakopoulou, 2008) et nous trouverons les paramètres inconnus par une approche inverse, sans chercher à les rendre interprétables.

En plus de calibrer les paramètres acoustiques, nous introduisons une erreur dans la modélisation physique du comportement du réservoir en service. Cette erreur est liée aux simplifications telles que l'homogénéisation et la réduction de la dimensionnalité du modèle à 0D, ainsi qu'aux incertitudes résultant des dégradations structurelles complexes. Ceci permet donc de tenir compte des limitations et des approximations inhérentes à notre modèle, pour mieux refléter le comportement réel du réservoir. Pour prendre en compte cette erreur, nous établissons une relation probabiliste entre le chargement subi par le point matériel dans le modèle 0D et le chargement nominal de calcul de la structure avec un paramètre d'erreur de modélisation β . Nous proposons un filtrage bayésien basé sur le filtre particulaire (Gordon et al., 1993), reconnu pour sa capacité à traiter les problèmes non linéaires et les variables non gaussiennes, afin de prendre en compte le biais de mesure de façon dynamique. Cette approche nous permet d'évaluer l'efficacité de notre modèle de pronostic physique de réservoir en service en recalibrant les paramètres acoustiques et en corrigeant les prédictions de l'état mécanique dans différentes conditions. Nous détaillons également l'opérateur de propagation et d'observation, ainsi que le calcul de vraisemblance marginale, qui nous permettent d'ajuster les différents paramètres du modèle. Les données acoustiques assimilées seront des données synthétiques générées à partir du modèle 0D d'assimilation ainsi que d'autres modèles numériques, tels que le modèle 3D stochastique de (Blassiau, 2005) et des modèles 3D non axisymétriques du réservoir, où des défauts de fabrication sont introduits en utilisant des champs d'erreurs log-normaux (Rouse et al., 2021).

Notre principale contribution réside dans la capacité à déterminer l'état mécanique en service du CPV au moment de l'investigation ainsi que dans le futur, en utilisant l'ap-

proche de pronostic d'endommagement que nous avons mise en place. Nous démontrons en première partie, que des résultats d'assimilation des données synthétiques générées à partir du modèle d'assimilation 0D, combinée à une perturbation de 30% du chargement nominal, se sont révélés prometteurs. En effet, nous avons été en mesure d'ajuster le paramètre de l'équation de mesure acoustique et de compenser la perturbation du chargement grâce au paramètre d'erreur de modélisation β que nous avons introduit. Cette validation est également confirmée par des prédictions futures, où les densités a posteriori des états d'endommagement prédits concordent avec les valeurs exactes (Li et al., 2022). En deuxième partie, nous avons intensifié le niveau de rigueur du défi en tentant de calibrer une erreur de modélisation variable dans le temps. Cette démarche a été entreprise en générant des données synthétiques à partir d'un calcul élément fini en 3D du réservoir sous pression, en utilisant le modèle micro-méso de (Blassiau, 2005). Un seuil de fin de la tenue mécanique a été déterminé à 95% de la valeur de la déformation maximale, tel que décrit dans le chapitre d'homogénéisation. Les données ont ensuite été assimilées jusqu'à atteindre ce seuil, et les résultats de la prédiction de l'état d'endommagement ont été très satisfaisants. Les densités de probabilité a posteriori se sont avérées très resserrées autour de l'état exact, avec une déviation minimale du modèle physique par rapport au modèle d'assimilation. Ceci s'explique par le fait que ce dernier constitue une réduction de la dimensionnalité à deux étapes du modèle standard de (Blassiau, 2005). La prédiction de l'autre côté a réussi avec une assimilation partielle de 62 % des données, associée à une probabilité de rupture de 36 %. Cette probabilité de rupture a été calculée en évaluant le pourcentage de particules rompues au seuil de la rupture finale. Enfin, la pertinence du choix des paramètres de quantification des incertitudes et de l'approche de pronostic d'endommagement se confirme une troisième fois par l'augmentation de la déviation du modèle d'assimilation par rapport au modèle physique, de manière proportionnelle à la quantité de défauts de fabrication introduite numériquement avec des champs d'erreurs log-normaux (Rouse et al., 2021). D'une part, nous démontrons que le lien entre les données acoustiques générées par les champs d'erreurs et le modèle physique a été établi, permettant l'identification de l'état d'endommagement du CPV. De plus, les prédictions futures se sont concrétisées avec une probabilité de rupture de 42%. D'autre part, grâce à l'adaptabilité de notre approche prédictive, les données générées ont pu être interprétées comme provenant de modèles 0D distincts de celui initialement introduit, et capables de générer davantage de données.

VI.1 Réduction de dimensionnalité, propagation d'onde, stratégie de validation

Cette section présente des étapes clés de notre méthode de pronostic d'endommagement pour le CPV, notamment la réduction de la dimensionnalité du modèle homogénéisé HF, l'étude de la propagation des ondes acoustiques et la stratégie de validation de ce modèle.

Il est important de souligner que, comme décrit dans (Chou et al., 2015; Rojek, 2020), nous n'avons modélisé que la partie cylindrique du réservoir sous pression pour l'éclatement. Cette simplification, bien qu'elle ne reproduise pas fidèlement la géométrie réelle des CPVs, est considérée comme acceptable. Les contraintes dans les dômes sont connues pour être nettement inférieures à celles de la section cylindrique, ce qui rend la représentation précise de leur géométrie moins importante.

VI.1.1 Transformation d'une simulation 3D à une simulation 0D

Remarque

Nous avons simulé numériquement un réservoir 3D soumis à une pression interne en utilisant le modèle homogénèisé HF développé dans le chapitre précédent. Toutes les conditions aux limites sont décrites dans la Figure IV.33 du chapitre IV. Le réservoir est composé d'un empilement de 4 couches avec la couche supérieure endommageable orientée à 90°.

La Figure VI.1 illustre la déformation maximale ε_{θ} dans la direction des fibres, à un instant précis, sur l'ensemble de la zone endommagée. Cette déformation est uniforme en raison du caractère déterministe du modèle homogénéisé, contrairement au modèle stochastique de (Blassiau, 2005), où deux points d'intégration peuvent se comporter différemment. De plus, la géométrie structurelle du réservoir présente une régularité sans formes complexes, ce qui engendre une invariance par rotation des champs mécaniques. Cette invariance permet d'adopter une modélisation du réservoir avec une symétrie axiale, facilitant ainsi considérablement l'analyse des contraintes et des déformations.



 $\label{eq:FIGURE-VI.1-Déformation} FIGURE \ VI.1-Déformation maximale extrapolée aux nœuds du pli endommageable dans la direction des fibres à un instant donné de la simulation$

La Figure VI.2 montre la correspondance entre la pression intérieure appliquée P_i et la moyenne de déformations maximales $\langle \varepsilon_{\theta} \rangle$ subies par les fibres de la couche supérieure à 90°. On observe une relation linéaire entre ces deux quantités avant la rupture complète

du réservoir, avec une légère baisse de la rigidité structurelle lors de l'initiation de la dégradation du pli. Cette relation linéaire suggère l'élasticité du réservoir sous ces conditions aux limites.



FIGURE VI.2 – Moyennes des déformations longitudinales subi par le pli supérieur d'un réservoir en fonction de la pression interne exercée

Avant l'apparition de l'instabilité numérique conduisant à la destruction complète de la structure, la relation entre la pression interne et la déformation maximale dans la direction des fibres peut être décrite par l'équation VI.1 :

$$\langle \varepsilon_{\theta} \rangle = \gamma P_i$$
 (VI.1)

où γ est le coefficient de proportionnalité à calculer.

Pour déterminer la valeur du coefficient γ , nous effectuons une simulation numérique (élastique) sur un cylindre empilé avec 4 couches orientées comme indiqué dans la Figure IV.33. La première couche aura un comportement élastique linéaire (celui du liner), tandis que les 3 autres couches auront un comportement élastique linéaire isotrope transverse non endommageable. Nous appliquerons une pression unitaire constante à l'intérieur du réservoir pendant toute la simulation. La résolution de ce problème permettra de déterminer la moyenne des déformations maximales $\langle \varepsilon_{\theta} \rangle$ de tous les points d'intégration, qui représente finalement la valeur du coefficient de proportionnalité γ .

La symétrie axiale de l'état mécanique et le calcul de la relation du linéarité entre la pression imposée et la moyenne de déformations sur les points d'intégration du pli endommageable permet de simplifier la simulation 3D du cylindre à un modèle 0D à déformation imposée pour un point matériel arbitraire du pli supérieur. Ce modèle 0D caractérise donc une réponse moyenne du cylindre soumis à une pression interne uniforme.

VI.1.2 Propagation d'onde acoustique

La Figure VI.3 présente la technique de *CND* passive par EA que nous comptons adapter et appliquer au CPV. Des capteurs seront positionnés à la surface de la structure pour détecter les bruits générés par les éventuels endommagements, qu'ils soient en surface ou dans le matériau (Sause et al., 2019). Lorsqu'un tel endommagement survient, de l'énergie est libérée et se propage sous forme d'onde élastique dans la structure. Les détecteurs installés sur le réservoir détectent ces ondes, en percevant les vibrations à la surface (voir section II.6.1 du chapitre II).



FIGURE VI.3 – Schéma montrant un exemple d'instrumentation par EA sur un réservoir : géométrie, endommagements et emplacements des capteurs sur la structure concernée

Plusieurs facteurs, tels que les positions des capteurs, la géométrie, l'atténuation dans le matériau, et d'autres, peuvent influencer l'onde récupérée, comme décrit dans (Le Gall et al., 2018; Niri et al., 2014). Cependant, dans cette thèse, nous adoptons l'hypothèse d'une propagation idéale et sans perte d'énergie des ondes acoustiques dans le matériau, ainsi que leur détection instantanée par le capteur, indépendamment de sa position. Cette hypothèse nous permet de réduire le nombre de capteurs requis à un seul, tout en éliminant la nécessité de prendre en compte les temps d'arrivée des ondes acoustiques.

Le schéma représenté sur la Figure VI.3 sera adapté au modèle 0D, qui est construit en simplifiant la modélisation 3D du réservoir avec une propagation isotrope et instantanée des signaux acoustiques.

Remarque

La Figure VI.4 présente le modèle 0D qui, du point de vue quantitatif, est comparable en moyenne au modèle 3D. Ce modèle permet de reproduire les propriétés moyennes des différents points d'intégration dans la structure cylindrique lorsqu'un endommagement mesurable est causé par une quantité de charge. Lorsque la structure se dégrade, une onde acoustique suffisamment forte se propage instantanément dans la structure et est détectée par le capteur.



FIGURE VI.4 – Dispositif pour récupération d'une activité acoustique : Modèle 3D et Modèle 0D équivalent avec capteur d'émission acoustique

VI.1.3 Stratégie de validation de la méthode du pronostic d'endommagement

Après avoir identifié les hypothèses fondamentales du modèle de pronostic d'endommagement, une stratégie de validation de ce modèle est mise en place. Elle repose sur la résolution inverse d'un problème du réservoir sous pression à l'aide de données acoustiques. L'objectif est de déterminer l'état mécanique de la structure en service et de recaler son modèle acoustique. Les données utilisées pour l'assimilation sont générées par (i) le modèle 0D d'assimilation et (ii) des modèles 3D non-axisymétriques de la partie cylindrique du réservoir sous pression, y compris le modèle multi-échelle standard de (Blassiau, 2005).

Ces données acoustiques seront assimilées par filtrage bayésien avec le filtre particulaire en utilisant le modèle 0D, qui repose sur une déformation imposée linéaire au chargement nominal sur la structure (section VI.1.1), comme opérateur de propagation, tandis qu'un modèle de Poisson sera utilisé comme opérateur d'observation. Cependant, il est important de noter que le modèle 0D est une simplification du modèle 3D réel de la structure et ne prend pas en compte tous les aspects du comportement mécanique de manière exhaustive. Par conséquent, il est possible que ce modèle ne reflète pas pleinement le comportement réel de la structure en service, notamment en cas de non-linéarité ou d'effets locaux qui ne peuvent pas être capturés dans cette approche simplifiée. Ainsi, nous faisons l'hypothèse qu'il existe une certaine erreur dans la modélisation physique du comportement, qui peut provenir de diverses sources, comme cela a été déjà décrit. Pour tenir compte de cette erreur, nous établissons une relation probabiliste entre le chargement subi par le point matériel et le chargement nominal donné par le calcul de structure. Cette relation est modélisée à l'aide d'un coefficient β qui représente cette erreur de modèle.

VI.2 Méthodologie numérique pour l'assimilation de données acoustiques avec le filtre particulaire

Les paragraphes suivants détaillent la stratégie d'assimilation de données d'évènement acoustique, incluant le filtre particulaire (PF), le modèle de propagation et le modèle d'émission acoustique.

VI.2.1 Notions de base sur le filtre particulaire

Le filtre particulaire ou le PF, inventé par (Gordon et al., 1993) et décrit brièvement dans la section III.5.4 du chapitre III, est la méthode d'assimilation de données la plus courante pour les systèmes non linéaires. Également connue sous le nom de méthode de Monte Carlo séquentielle, elle permet d'estimer des états précis de système et de déterminer leurs paramètres dans le cadre de résolution de problèmes inverses. La méthode fait appel à l'inférence bayésienne pour déterminer et/ou s'approcher des densités de probabilités véritables (les densités a posteriori de l'état et des paramètres), pour un nombre de particules suffisant. Si cette propriété rend les algorithmes de filtre particulaire très utiles pour de nombreux domaines d'étude, ils comportent néanmoins des inconvénients. Le principal défaut est celui de la dégénérescence des particules, i.e. la variance des poids de pondération augmente avec la progression des incréments de calcul. Par conséquent, une seule particule entre toutes les autres prend la totalité du poids $w_t^i = 1$ (t: pas de temps , i: identifiant de la particule) et toutes les autres particules auront alors des poids nuls. En contrepartie, le filtre particulaire ne peut être utilisé dans un cas de grande dimension, à savoir dans le cas où nous essayons d'estimer plusieurs états et paramètres, c'est ce qu'on appelle la malédiction de la dimensionnalité où l'algorithme a du mal à converger (Särkkä, 2016b).

La forme la plus simple du filtre particulaire est celle du filtre Bootstrap (qu'on l'utilise dans la thèse). Son principe consiste à approximer la densité de probabilité a posteriori des états par une suite de N échantillons pondérés par les poids normalisés w_t^i . La philosophie de ce filtre est inspiré du théorème de Bayes et des propriétés de Markov, où pour assimiler l'état d'une structure x_t à partir des observations jusqu'au pas de temps t, il est nécessaire de calculer la vraisemblance $p(y_t|x_t)$ des observations compte tenu de l'état courant et de propager l'état du pas de temps précédent x_{t-1} vers le pas de temps courant x_t à l'aide d'un opérateur de propagation qui est un modèle d'approximation de l'état dynamique du système $p(x_t|y_{1:t-1})$ (section VI.2.2), comme l'illustre l'équation VI.2.

$$p(x_t|y_{1:t}) = \frac{p(y_t|x_t)p(x_t|y_{1:t-1})}{p(y_t|y_{1:t-1})} = \frac{p(y_t|x_t)p(x_t|x_{t-1}, y_{1:t-1})p(x_{t-1}|y_{1:t-1})}{p(y_t|y_{1:t-1})}$$
(VI.2)

Ici y_t est l'observation au pas de temps courant de l'assimilation, $y_{1:t}$ représente les données jusqu'au temps t, $p(x_t|y_{1:t})$ est la probabilité conditionnelle de la variable d'état connaissant l'historique de toutes les données. $p(y_t|x_t)$ est la probabilité d'observer y_t connaissant l'état x_t (typiquement la valeur de la variasemblance : ou le likelihood). $p(x_t|y_{1:t-1})$ est la probabilité conditionnelle de l'état connaissant toutes les observations jusqu'au pas de temps t-1 (la distribution antérieure ou a priori). Cependant $p(y_t|y_{1:t-1})$ est une constante de normalisation qui ne dépend pas de l'état x_t .

En théorie du filtre particulaire, les densités des probabilités des états ne sont pas disponibles sous forme analytique pour la détermination de $p(x_t|y_{1:t})$ (Särkkä, 2016b). Pour y remédier, une approximation est effectuée avec N échantillons pondérés par les poids w_t^i à chaque pas de temps, en utilisant une distribution d'importance $\pi(x_t|y_{1:t})$. Dans notre étude avec le filtre Bootstrap, le modèle de propagation est choisi comme distribution d'importance (équation VI.3).

$$p(x_t^i | x_{t-1}^i) = \pi(x_t^i | x_{1:t-1}^i, y_{1:t})$$
(VI.3)

Les poids des particules, qui reflètent la probabilité de l'état de la particule correspondant aux données observées, sont calculés selon l'équation VI.4 à chaque pas de temps t, où iest l'indice de la particule.

$$w_t^i = \frac{p(x_t^i|y_{1:t})}{\pi(x_t^i|y_{1:t})} \propto \frac{p(y_t|x_t^i)p(x_t^i|x_{t-1}^i, y_{1:t-1})p(x_{t-1}^i|y_{1:t-1})}{\pi(x_t^i|x_{t-1}^i, y_t)\pi(x_{t-1}^i|y_{1:t-1})}$$
(VI.4)

En utilisant une approximation de la distribution d'importance équivalente au modèle de propagation de l'équation VI.3, la formulation des poids est simplifiée en :

$$w_t^i \propto \frac{p(y_t|x_t^i)p(x_{t-1}^i|y_{1:t-1})}{\pi(x_{t-1}^i|y_{1:t-1})} \propto p(y_t|x_t^i)w_{t-1}^i$$
(VI.5)

La relation VI.5 montre que le poids au pas de temps courant est proportionnel à celui du pas de temps précédent via la valeur du maximum de vraisemblance. Enfin, les poids de toutes les particules sont normalisés en utilisant l'équation VI.6 pour obtenir la somme totale des pondérations.

$$\hat{w_t^i} = \frac{w_t^i}{\sum w_t^i} \tag{VI.6}$$

Tout compte fait, la densité de la probabilité postérieure est évaluée à chaque pas de temps, au moyen de la méthode suivante qui utilisent les N échantillons :

$$p(x_t|y_{1:t}) \approx \sum_{i=1}^{N} \hat{w_t^i} \delta(x_t^i)$$
(VI.7)

avec $\delta(.)$ est la fonction de dirac et N est le nombre des particules.

L'Algorithme 4 résume les différentes étapes du filtre particulaire, incluant l'opération de resampling (rééchantillonnage) qui est crucial pour éviter la divergence due à la dégénérescence du filtre (Särkkä, 2016b).

Algorithm 4: Bootstrap filter

VI.2.2 Opérateur de propagation

L'opérateur de propagation (équation VI.8), $p(x_t^i|x_{t-1}^i)$ en notation probabiliste (Särkkä, 2016b), qui est utilisé comme distribution d'importance dans le filtre Bootstrap, évalue l'état mécanique du réservoir au pas de temps t + 1 en fonction de son état mécanique au pas de temps précédent.

$$x_{t+1} = \mathcal{M}(x_t) + q_t \tag{VI.8}$$

Avec q_t un bruit gaussien ajouté à l'état de chaque particule à chaque pas de temps t.

Pour notre modèle d'endommagement complexe, la fonction \mathcal{M} n'est pas disponible sous forme analytique, mais peut être évaluée à chaque pas de temps de la simulation à l'aide de modèle physique 0D à déformation imposée, obtenu en réduisant le modèle multi-échelle proposé par Blassiau (2005) et ses collègues. Nous tenons compte de l'incertitude associée à la modélisation du comportement du réservoir en probabilisant la relation entre le chargement subi par le point matériel et le chargement nominal appliqué sur la structure (voir section VI.1.3). L'état à propager est défini par le nombre de fibres rompues par unité de volume τ_f , exprimé en (mm⁻³), ainsi que le paramètre β , qui quantifie l'erreur sur le chargement.

La propagation de l'état du filtre particulaire suit l'équation VI.9, avec l'ajout d'un bruit gaussien $(q_{\beta})_t$ au paramètre d'erreur de modélisation β de chaque particule à chaque pas de temps t. La densité de probabilité gaussienne générant ce bruit sera optimisée par maximisation de vraisemblance marginale (section VI.3). De même, un bruit gaussien infiniment petit $(q_{\tau_f})_t$ est ajouté à l'état des fibres rompues.

$$\begin{bmatrix} (\tau_f)_{t+1} \\ \beta_{t+1} \end{bmatrix} = \mathcal{M}(\begin{bmatrix} (\tau_f)_t \\ \beta_t \end{bmatrix}) + \begin{bmatrix} (q_{\tau_f})_t \\ (q_{\beta})_t \end{bmatrix}$$
(VI.9)

VI.2.3 Opérateur d'observation

L'opérateur d'observation \mathcal{H} génère instantanément les observations y_t pour chaque particule du filtre particulaire (voir section VI.1.2). Dans notre étude, ces observations correspondent au nombre d'événements acoustiques notés N_{hits} et résulte de la propagation de la rupture des fibres (Blassiau, 2005; Chou et al., 2015) au sein du réservoir. La sévérité de ce phénomène aléatoire et discret est caractérisée par une intensité fonctionnelle, qui est utilisée dans un processus de Poisson pour modéliser les événements acoustiques. Ainsi, le modèle de Poisson joue le rôle de notre opérateur d'observation \mathcal{H} , qui est semi-empirique car il incorpore une certaine compréhension physique : la probabilité d'observer des événements acoustiques augmente avec le taux d'accroissement d'endommagement.

Nous qualifions l'intensité de chaque endommagement par une fonction λ qui est une loi puissance du taux d'endommagement $\dot{\tau}_f$, comme représenté par l'équation VI.10. Cette approche est largement utilisé en micro-mécanique (Beremin et al., 1983; Doudard et al., 2004) ou même en investigation acoustique (Philippidis and Assimakopoulou, 2008).

$$\lambda(\dot{\tau}_f; \tau_f) = \left(\frac{\dot{\tau}_f}{b(\tau_f)}\right)^{m(\tau_f)}$$
(VI.10)

Ici b, m sont respectivement les paramètres d'échelle et de forme dépendants de l'endommagement τ_f qui seront appris par assimilation de données.

l'intensité λ est mis à l'échelle en fonction du pas de temps Δt et du volume V et est utilisée par le processus de Poisson comme indiqué dans l'équation VI.11 :

$$p(y_t|x_t) = \mathcal{H}(x_t, \Delta t, V) = \frac{(\lambda_t \,\Delta t \,V)^k}{k!} \exp\left(-\lambda_t \,\Delta t \,V\right) \tag{VI.11}$$

Ici, si k=1, on évalue la probabilité d'observer un seul événement. x_t représente un état donné au pas de temps t et $p(y_t|x_t)$ représente la probabilité d'occurrence de y_t . Le bruit de mesure r_t , n'étant pas gaussien, n'est pas introduit comme avec une erreur additionnelle en revanche il peut être introduit comme $p(r_t) = p(y_t^{obs} - y_t^{sim})$.

VI.2.4 Calcul de la vraisemblance

Le calcul de la vraisemblance $p(y_t|x_t^i, x_{t-1}^i)$ est un élément crucial pour déterminer la densité a posteriori $p(x_t|y_{1:t})$. La Figure VI.5 illustre la densité de probabilité de Poisson pour une intensité donnée. Les échantillons tirés à partir de cette densité constituent alors les données simulées.



FIGURE VI.5 – Exemple d'une densité de probabilité de la loi de poisson pour une intensité donnée

La vraisemblance est calculée en utilisant l'équation VI.12, qui représente la probabilité d'observer la donnée y_t pour l'état de la particule x_t^i au temps t.

$$p(y_t|x_t^i, x_{t-1}^i) = \frac{(\lambda_t \,\Delta t \,V)^{y_t}}{y_t \,!} \exp\left(-\lambda_t \,\Delta t \,V\right) \tag{VI.12}$$

Ainsi, pour chaque particule le poids est calculée selon l'équation VI.13 :

$$\hat{w_t^i} = \frac{p(y_t | x_t^i, x_{t-1}^i) \, \hat{w}_{t-1}^i}{\sum\limits_{i=1}^N p(y_t | x_t^i, x_{t-1}^i)} \tag{VI.13}$$

VI.3 Optimisation de la variance de l'erreur de modèle et des paramètres acoustiques induits par maximisation de vraisemblance marginale

La méthode du pronostic d'endommagement nécessite des paramètres optimaux en terme de la variance d'erreur ajoutée au paramètre d'erreur de la modélisation β et le paramètre acoustique b. L'optimisation peut être réalisée par la méthode d'augmentation d'état ou la méthode de maximisation de vraisemblance marginale (Blanchet et al., 1997; Dee, 1995; Mitchell and Houtekamer, 2000). Dans cette dernière méthode, l'innovation de la vraisemblance est définie par $p(y_t|y_{1:t-1}, \xi_t)$, et consiste à utiliser un lot d'observations réparties en temps en supposant que les paramètres ξ sont stationnaires.

Dans le cadre de filtre particulaire, la vraisemblance marginale est exprimée de manière séquentielle (Särkkä, 2016a) par l'équation VI.14, qui est calculée à l'aide de l'algorithme itératif 5.

$$p(y_{1:t}|\xi) \approx \prod_{t_i}^{t_f} \hat{p}(y_t|y_{1:t-1},\xi)$$
 (VI.14)

Algorithm 5: Marginal likelihoods algorithm

- \triangleright Draw samples \mathbf{x}_t^i from the importance distribution
- $x_t^i \sim \pi(x_t^i | x_{t-1}^i, y_{1:t}) \ i = 1, ..., N$

 \triangleright Compute the following weights

$$v_t^i = \frac{p(y_t | x_t^i, \xi) p(x_t^i | x_t^i, \xi)}{\pi(x_t^i | x_{t-1}^i, y_{1:t})}$$

and

 \triangleright Compute the estimate of $p(y_t|y_{1:t-1},\xi)$

$$p(y_t|y_{1:t-1},\xi) = \sum_{i=1}^N w_{t-1}^i v_t^i$$

 \triangleright Compute the normalized weights as

$$w_t^i \propto w_{t-1}^i v_t^i$$

- \triangleright If the effective number of particles is too low, perform resamplig
- \triangleright The approximation of the marginal likelihood of the parameters is :

$$p(y_{1:t}|\xi) \approx \prod_{t_i}^{t_f} \hat{p}(y_t|y_{1:t-1},\xi)$$

Il est connu que la fonction de vraisemblance marginale n'est pas lisse pour le filtre particulaire, comme indiqué dans III.7 du chapitre III. En raison des opérations de rééchantillonnage, même avec la fixation de la graine de tirage, cette fonction peut présenter des discontinuités (Särkkä, 2016a). Afin de maximiser cette fonction, nous adoptons une méthode d'optimisation directe par recherche par grille pour déterminer la variance de l'erreur de modèle \mathbf{Q} et/ou le paramètre acoustique *b* dans la suite de cette thèse.

VI.4 Assimilation de données générées par le modèle 0D d'assimilation

Nous allons entamer la première phase de validation du modèle de prédiction d'endommagement en assimilant les événements acoustiques générés par le modèle 0D d'assimilation.

VI.4.1 Génération de données synthétiques par le modèle 0D

Le modèle 0D simule un CPV de volume $V = 202,68 \text{ mm}^3$ soumis à une pression interne croissante monotone, avec les conditions aux limites décrites sur la Figure IV.33. Le chargement nominal en pression est perturbé par un coefficient de perturbation égal à 0.7. La Figure VI.6a montre la moyenne de la déformation longitudinale imposée, qui est linéaire avec cette pression (coefficient γ). De plus, la Figure VI.6b illustre la déformation maximale subie par le point matériel.



FIGURE VI.6 – Modèle 0D — (a) Chargement — (b) Déformation maximale d'un point du pli endommageable du réservoir

L'état mécanique du CPV en terme du nombre de fibres rompues par unité de volume τ_f peut être calculé en intégrant la déformation maximale subie par le point matériel, comme le montre la Figure VI.7.



FIGURE VI.7 – Modèle 0D — Nombre de fibres rompues par unité de volume

Les événements acoustiques N_{hits} sont générés selon un processus de Poisson avec une intensité (équation VI.10) calculée à partir des paramètres acoustiques b = 1.2 et m = 1, illustrés sur la Figure VI.8. L'intensité λ , qui détermine la fréquence des événements acoustiques, est proportionnelle au taux d'endommagement des fibres dans la structure. Ce phénomène est considéré comme étant prédominant dans la génération des signaux acoustiques, comme décrit par (Chou et al., 2015).



FIGURE VI.8 – Modèle 0D — Évènements acoustiques générés

VI.4.2 Assimilation de données et réglage du filtre par maximisation de vraisemblance marginale

Réglage du filtrage bayésien

Nous proposons d'abord le réglage du filtre en maximisant la vraisemblance marginale pour optimiser à la fois la variance de l'erreur du modèle \mathbf{Q} ajouté sur le paramètre d'erreur de la modélisation β et le paramètre acoustique *b* (Särkkä, 2016a; Tandeo et al., 2018). Pour ce faire, nous utiliserons le chargement présenté dans la Figure VI.6a, sans aucune perturbation, afin de déterminer si le paramètre d'erreur sur le chargement β peut être ajusté à la valeur du coefficient de perturbation qui est égal à 0.7. La Figure VI.9a illustre la fonction 3D de la vraisemblance marginale.



FIGURE VI.9 – Modèle 0D — (a) Fonction 3D de vraisemblance marginale — (b) Projection de la fonction 3D dans l'espace paramétrique

Nous avons effectué une recherche par grille approfondie en explorant un large éventail

de combinaisons de paramètres (\mathbf{Q} , b). Les résultats présentés sur la Figure VI.9b montrent une convergence remarquable du paramètre acoustique b vers sa valeur exacte de 1.2 pour une variance de modèle \mathbf{Q} de 0.012. Cette observation renforce la fiabilité de notre approche et notre confiance dans les estimations obtenues par maximisation de la vraisemblance.

Assimilation de données en utilisant les paramètres optimisés

L'assimilation de données synthétiques est présentée dans ce paragraphe en utilisant le couple optimal (\mathbf{Q}, b) = (0.012, 1.2), obtenu par recherche par grille, avec la propagation de 50 particules à travers le modèle 0D. La Figure VI.10 illustre la stationnarité du paramètre acoustique b pendant le processus d'assimilation.



FIGURE VI.10 – Assimilation 0D — Paramètre acoustique b stationnaire

Les densités a priori de l'endommagement, représenté par le nombre de fibres rompues par unité de volume τ_f et du paramètre d'erreur de la modélisation β , sont affichées sur la Figure VI.11 avec une variance de l'erreur de modèle **Q** de 0.012. Il est important de souligner que les conditions initiales de l'état mécanique sont considérablement éloignées des valeurs exactes, ce qui signifie que le modèle de départ ne correspond pas parfaitement à la réalité observée. De plus, la valeur initiale du paramètre β est fixée à 1, représentant une première approximation qui peut être ajustée au fur et à mesure de l'analyse.



FIGURE VI.11 – Assimilation 0D — (a) paramètre d'erreur de la modélisation a priori — (a) Endommagement mécanique a priori

Pour corriger ces densités a priori, nous assimilons les données synthétiques illustrées sur la Figure VI.8. Notre modèle de pronostic d'endommagement permet alors de simuler les densités de probabilité des données, en prenant en compte leurs poids d'importance à chaque pas de temps de l'assimilation, comme le montre la Figure VI.12. Comme on le voit, les densités de probabilité simulées présentent une concordance remarquable avec les données exactes, avec une moyenne qui se rapproche des valeurs observées dans la plupart des incréments de calcul.



FIGURE VI.12 – Assimilation 0D — Données distribuées avec précision de poids de chaque particule et donnée synthétique

La Figure VI.13a présente les densités a posteriori du paramètre d'erreur de la modélisation β . À partir de l'incrément 55, les valeurs de β convergent vers le coefficient de perturbation, qui a une valeur de 0.7. Cette convergence conduit à un état mécanique τ_f très satisfaisant, avec des valeurs qui se rapprochent de manière remarquable des véritables valeurs. Cette convergence est illustrée sur la Figure VI.13. Les résultats démontrent ainsi l'efficacité de notre modèle et la précision des estimations obtenues grâce à l'assimilation des données.



FIGURE VI.13 – Assimilation 0D — (a) paramètre d'erreur de modélisation a posteriori — (a) Endommagement mécanique a posteriori

Après avoir examiné les densités a posteriori, nous nous intéressons maintenant aux poids des particules, comme le montre la Figure VI.14a. Il est remarquable de constater l'absence de dégénérescence du filtre (Särkkä, 2016b), ce qui indique un fonctionnement optimal de l'algorithme d'assimilation, parfois avec la nécessité de l'opération de resampling pour dupliquer les particules les plus probables. Cette efficacité se reflète également dans le nombre effectif de particules, représenté dans la Figure VI.14b. Nous pouvons observer que le nombre effectif n_{eff} a franchi le seuil de resampling à plusieurs reprises, mais dans

plusieurs cas, il reste proche du seuil, déclenchant ainsi l'opération de resampling. Ces résultats confirment la performance optimale du filtre à la fois pour le recalage du paramètre acoustique b et pour l'assimilation de l'état d'endommagement du CPV.



FIGURE VI.14 – Assimilation 0D — (a) Bilan des poids des 50 particules le long du processus — (b) Nombre effectif des particules n_{eff} durant le processus

VI.4.3 Prédiction de l'état mécanique

Nous utilisons la chaîne de Markov implémenté dans notre modèle de pronostic pour anticiper l'évolution future de l'état d'endommagement mécanique de notre réservoir en service. En assimilant les données disponibles jusqu'à l'incrément 60 (soit 61% de données), nous recalibrons le modèle acoustique en ajustant la variance de l'erreur sur le paramètre d'erreur de la modélisation β . Par la suite, nous procédons à la propagation des particules à l'aide du filtre particulaire (Li et al., 2022), sans recourir à de nouvelles données d'observation. Les résultats de notre prédiction, illustrés dans la Figure VI.15a, démontrent que les valeurs prédites du paramètre β restent centrées autour de 0,7, ce qui indique une identification précise de l'erreur sur le matériau. De plus, l'état mécanique prédit en termes de τ_f suit de près l'état mécanique réel et reste bien distribué autour de ce dernier. Ces observations témoignent de l'efficacité et de la fiabilité de notre modèle dans la prédiction des endommagements à venir.



FIGURE VI.15 – Prédiction 0D - (a) Prédiction du paramètre d'erreur de la modélisation - (b) Prédiction du nombre de fibres rompues par unité de volume
VI.4.4 Synthèse des résultats

Dans le très limité travail documenté en pronostic de l'état structurel des structures composites, et plus spécifiquement des réservoirs sous pression en service avec l'émission acoustique, l'idée d'un modèle physique pour le pronostic d'endommagement n'a pas été explorée, malgré des travaux dans le domaine du diagnostic qui ont tenté d'associer des signaux acoustiques expérimentaux à des modèles d'endommagement fiables (Chou et al., 2015; Ramirez et al., 2019).

Notre idée était alors de construire un jumeau numérique multi-échelle du réservoir en service en reliant un modèle physique Haute Fidélité avec des données d'émission acoustique par un modèle semi-empirique ayant une forme fonctionnelle dont les paramètres peuvent être appris par approche inverse. Pour réaliser ce jumeau numérique, nous avons simplifié le modèle physique en le rendant 0 dimensionnel, comme discuté dans la section VI.1.1. La propagation des ondes acoustiques dans le matériau est également considérée comme parfaite et détectée instantanément par le capteur. Ensuite, pour compenser les erreurs liées aux simplifications et pour s'adapter aux non-linéarités causées par la rup-ture, nous avons introduit un paramètre d'erreur de la modélisation (β), pris en compte en probabilisant la relation entre le chargement supposé par le point matériel et le chargement réellement appliqué (Eleftheroglou et al., 2020). Finalement, nous avons adopté une première étape de validation pour prédire l'endommagement actuel et futur dans le réservoir, par assimilation de données synthétiques générées avec notre modèle physique d'assimilation.

Les résultats de prédiction au temps "t" d'investigation sont prometteurs. En utilisant une surcharge nominale erronée de 30% sur le point matériel du modèle 0D, nous avons recaler avec précision le paramètre acoustique *b* grâce à une maximisation de la vraisemblance marginale. En parallèle, nous avons optimisé la variance d'erreur de modèle **Q** ajouté au paramètre d'erreur de la modélisation β , ce qui nous a permis de le recalibrer à 70% du chargement nominal. Ces ajustements ont permis d'identifier les densités de probabilité des états mécaniques en termes de nombre de fibres rompues par unité de volume τ_f , qui étaient en accord avec les valeurs exactes. Ceci démontre notre capacité à trouver l'équation reliant l'état d'endommagement aux événements acoustiques produites et à quantifier précisément cet état grâce au paramètre β .

Pour la prédiction future, nous avons démontré notre capacité à prévoir les états d'endommagement du réservoir en utilisant le filtre particulaire par assimiler 61% de données (Li et al., 2022). Bien que cette partie des données puisse ne pas couvrir toutes les non-linéarités à venir, nous avons constaté une bonne distribution des trajectoires des 50 particules du paramètre d'erreur de la modélisation β autour de sa valeur exacte. Ce qui a permis de prédire des états d'endommagement futur en terme de τ_f qui sont bien distribués autour de l'état d'endommagement réel.

Ces résultats sont très intéressants et démontrent un fort potentiel pour l'approche physique du pronostic d'endommagement. Cependant, il est important de noter que dans cette validation, le paramètre d'erreur de la modélisation β est fixé à une valeur constante correspondant à une perturbation de chargement de 70%. Il reste donc un défi à relever pour déterminer si nous pouvons prédire l'état d'endommagement et recalibrer le modèle acoustique lorsque β varie au cours du temps, ce que nous examinerons dans les deux prochaines sections.

VI.5 Assimilation de données générées par le modèle 3D aléatoire

Le deuxième volet de la validation du modèle de pronostic d'endommagement consiste à assimiler des données récupérées d'une seule simulation 3D non axisymétrique du réservoir modélisé par le modèle stochastique de (Blassiau, 2005), les conditions aux limites sont représentées sur la Figure IV.32 avec un volume $V = 202.68 \text{ mm}^3$.

VI.5.1 Génération de données par une simulation 3D stochastique

La simulation 3D débute par l'application d'une pression interne croissante monotone sur le maillage du réservoir constant par VER, en limitant l'endommagement au pli supérieur orienté à 90°. La Figure VI.16 illustre les différents niveaux d'endommagement à un instant donné. Un unique capteur est positionné sur la surface du cylindre pour mesurer instantanément le nombre d'événements acoustiques générés.



FIGURE VI.16 – Modèle 3D aléatoire - Moyenne des fibres rompues aux nœuds de maillage pour un pas de temps donné du pli endommageable du réservoir

La propagation isotrope et instantanée des ondes acoustiques permet une détection immédiate par le capteur, sans prendre en compte sa position ni les temps d'arrivée dans cette étude (voir section VI.1.2 pour le modèle 3D axisymétrique).

Deux principaux résultats ont été obtenus à partir de cette simulation : la Figure VI.17a montre la variation du nombre de fibres rompues par unité de volume τ_f en fonction de la pression interne appliquée P_i, avant et après la détection de la rupture du CPV (P_i=128.16 MPa). Le deuxième résultat, comme illustré par la Figure VI.17b, est le nombre d'événements acoustiques N_{hits} générés par un processus de Poisson à chaque pas de temps, avec une intensité λ donnée par l'équation VI.15. Nous avons réduit la résolution temporelle de ces deux résultats en utilisant des pas de temps de 10, dans le but d'améliorer la lisibilité et de gérer l'espace de manière plus efficace.

$$\lambda(\dot{\tau}_f; \tau_f) = \frac{\dot{\tau}_f}{1.2} \tag{VI.15}$$

où $m(\tau_f) = 1$ et $b(\tau_f) = 1.2$.

Remarque



FIGURE VI.17 – Modèle 3D aléatoire du réservoir — (a) Nombre de fibres rompues par unité de volume — (b) Évènements acoustiques mesurés par le capteur

VI.5.2 Assimilation de données et réglage du filtre par maximisation de vraisemblance marginale

Réglage du filtrage bayésien

L'état du filtre particulaire comprend le nombre de fibres rompues par unité de volume τ_f augmenté par le paramètre d'erreur de la modélisation β . Le paramètre acoustique b est un paramètre stationnaire qui doit être identifié en maximisant la vraisemblance marginale, en prenant également en compte la variance de l'erreur de modèle \mathbf{Q} ajoutée au paramètre β . Pour cela, le modèle 0D avec déformation imposée linéaire à la pression nominale interne appliquée au CPV est utilisé afin d'assimiler les données synthétiques et de calculer la vraisemblance marginale. La Figure VI.18a présente une courbe qui montre une tendance similaire à celle de la fonction 3D calculée à partir des données générées par le modèle d'assimilation, indiquant une cohérence globale dans leur comportement. Cependant, il y a des différences observées dans les valeurs des paramètres, notamment celle de \mathbf{Q} . La projection dans l'espace paramétrique, représenté par la Figure VI.18b repère la position du couple optimal de la variance de l'erreur de modèle \mathbf{Q} et du paramètre acoustique b recherchés.



FIGURE VI.18 – Modèle 3D aléatoire — (a) Fonction 3D de vraisemblance marginale — (a) Projection de la fonction 3D dans l'espace paramétrique

En utilisant la méthode de recherche par grille, nous avons exploré différentes combinaisons de paramètres \mathbf{Q} et b afin de maximiser la fonction de vraisemblance marginale. Après une évaluation approfondie, nous avons identifié le couple (\mathbf{Q}, b) = (0.001,1.2) comme celui qui offre la valeur maximale de la fonction, démontrant ainsi la pertinence de cette configuration pour notre modèle.

Assimilation de données en utilisant les paramètres optimisés

Avant de procéder à l'assimilation des données, il est nécessaire d'obtenir la valeur de la déformation à rupture, déterminée à partir de notre critère de rupture dans le chapitre V d'homogénéisation, qui est égale à $\varepsilon_r = 0.0207$. Cette valeur représente le seuil de fin de vie de notre réservoir sous pression. Ensuite, nous effectuons l'assimilation de données synthétiques en faisant évoluer 50 particules avec le modèle 0D et en utilisant le couple optimal (\mathbf{Q}, b) = (0.001, 1.2). Les densités a priori du paramètre d'erreur de la modélisation β et de l'état d'endommagement τ_f qui lui est associé sont tracées pour tous les pas de temps de calcul dans la Figure VI.19a et la Figure VI.19b.



FIGURE VI.19 – Assimilation — (a) paramètre d'erreur de la modélisation a priori — (b) Endommagement mécanique a priori

Ce que nous remarquons sur les Figures ci-dessus est très prometteur. D'une part, nous constatons que les densités a priori des paramètres d'endommagement τ_f sont en moyenne en accord avec l'état d'endommagement exact obtenu à partir de la simulation 3D réalisée avec le modèle de (Blassiau, 2005) et ses collègues. Cette cohérence découle naturellement du fait que le modèle 0D est une réduction de dimensionnalité homogénéisée de ce modèle. Ainsi, avec un paramètre d'erreur de la modélisation β , restant près de la valeur 1, nous obtenons essentiellement un comportement moyen de ce processus stochastique. Cette observation suggère dès le départ que la valeur de β ne présentera pas de variations significatives lors de sa détermination. En d'autres termes, le modèle 0D, en tant que simplification du modèle 3D, capture déjà une grande partie de la variabilité du comportement.

Les données simulées avec une intensité acoustique aux paramètres stationnaires (b = 1.2 et m = 1) sont directement tracées sur la Figure VI.20. Pour améliorer la lisibilité et optimiser l'espace, nous avons réduit la résolution temporelle en utilisant des pas de temps de 10. L'avant dernier incrément simulé (incrément 83) correspond à la limite de rupture selon notre critère défini. En observant la Figure VI.17b, on peut noter les densités de données pour tous les incréments de calcul. Une observation importante concerne l'augmentation brusque du nombre d'événements acoustiques N_{hits} (à la fin du calcul), qui est

causée par l'entrée dans la zone d'instabilité du réservoir (Chou et al., 2015). Cette dernière fait référence à une condition où le réservoir subit des changements significatifs dus à la localisation de l'endommagement, qui affectent l'émission des signaux acoustiques.



FIGURE VI.20 – Assimilation — Données distribuées avec précision de poids de chaque particule et donnée synthétique

L'assimilation des données acoustiques générées par le modèle 3D stochastique du réservoir, effectuée par notre modèle de pronostic d'endommagement, nous permet de calculer les densités a posteriori des paramètres d'erreur de modélisation β et de l'état d'endommagement τ_f , exprimé en termes de nombre de fibres rompues par unité de volume. Conformément à nos attentes, la Figure VI.21a montre que β dépend du temps et que sa variation est minimale, avec un maximum de 1.027 détecté au seuil de fin de vie, soit une déviation de 2.7% par rapport à notre modèle 0D. De plus, la Figure VI.21b démontre que le modèle 0D est extrêmement performant pour estimer l'état mécanique moyen du réservoir soumis à une pression interne, avec des densités a posteriori très resserrées autour des états exacts.



FIGURE VI.21 – Assimilation — (a) paramètre d'erreur de la modélisation a posteriori — (b) Endommagement mécanique a posteriori

Le bilan des poids de pondération est également présenté sur la Figure VI.22, permettant d'évaluer la répartition et l'équilibre des poids associés à chaque échantillon lors du processus de resampling.



FIGURE VI.22 – Assimilation 0D — Bilan des poids des particules après l'opération de rééchantillonnage

VI.5.3 Prédiction de l'état mécanique

Nous proposons maintenant de prédire l'état mécanique futur du réservoir sous pression à partir du pas de temps 531. Pour une meilleure lisibilité des courbes, nous réduisons la résolution temporelle par un pas de temps de 10 (prédiction à partir du pas de temps 53 sur les Figures). 62% des données disponibles sont assimilées, puis nous effectuons une propagation de 50 particules sans assimilation pendant 300 pas de temps jusqu'au seuil de fin de vie du réservoir (Li et al., 2022). Le paramètre d'erreur de la modélisation, β , évolue dans le temps entre ces 300 pas de temps sans utiliser d'informations assimilées. La Figure VI.23a illustre les trajectoires prédites de β , permettant de visualiser les variations de ce paramètre au cours de la propagation des particules.



FIGURE VI.23 – Prédiction 0D - (a) Prédiction du paramètre d'erreur de modélisation - (b) Prédiction du nombre de fibres rompues par unité de volume

Dans le cadre de notre étude, les trajectoires du paramètre β représentent les prédictions des déviations de la loi de comportement 0D initialement introduite. Ces trajectoires influencent les états d'endommagement du matériau, notamment en termes de τ_f , comme le montre la Figure VI.23b. Ces états d'endommagement futurs et prédits sont bien répartis autour des véritables taux volumiques de rupture de fibres, démontrant ainsi des performances d'estimation satisfaisantes. La probabilité de rupture au seuil de fin de vie du réservoir (Cet incrément est l'avant-dernier dans le calcul. Il est le 831e si l'on ne prend pas en compte la réduction de la résolution temporelle) a été estimée à 36%. Cette estimation repose sur l'observation du nombre de particules qui ont atteint les conditions de rupture. De façon complémentaire, la distribution des déformations à rupture des 50 particules est représentée sur la Figure VI.24a, permettant d'analyser les variations par rapport au critère de rupture spécifié. Cette représentation graphique permet d'observer la répartition et la fréquence des déformations à rupture. On remarque une concentration significative autour de la valeur critique spécifiée, suggérant une correspondance étroite avec le critère de rupture. De même, la Figure VI.24b illustre la distribution du nombre de fibres rompues par unité de volume, fournissant ainsi une indication sur l'ampleur des endommagements simulés à cet emplacement précis pour toutes les particules.



FIGURE VI.24 – Prédiction 0D — Distribution des (a) déformations à rupture prédites et (b) des nombres de fibres rompues par unité de volume prédites

Pour évaluer la qualité des prédictions, il convient de noter que la probabilité de rupture a été calculée lors du pas d'assimilation correspondant au seuil de fin de vie de notre réservoir sous pression. Cependant, lors de la simulation 3D de ce dernier, la déformation à la rupture mesurée (ε_r) s'élève à 2.256495e-02. En comparaison avec le seuil de fin de vie, on estime que le modèle 0D présente une erreur relative de 7.4%, ce qui indique une différence par rapport à la valeur réelle de fin de vie du matériau. Malgré cela, le modèle de prédiction d'endommagement est considéré comme relativement précis, avec une précision de prédiction de rupture de 92.6%.

VI.5.4 Synthèse des résultats

Dans cette étude, nous avons utilisé un modèle de calcul élément fini 3D pour générer des données acoustiques synthétiques d'un réservoir sous pression. Les résultats de cette deuxième démarche de validation ont été très satisfaisants, montrant que notre modèle d'assimilation était capable d'ajuster avec précision les paramètres du modèle physique. Étant donné que le modèle 0D utilisé pour l'assimilation est une simplification à deux étapes de ce modèle standard, nous avons tout d'abord remarqué que les densités a priori des états d'endommagement, en termes du nombre de fibres rompues τ_f , étaient en moyenne proches de l'état exact du réservoir, avec des trajectoires du paramètre d'erreur de la modélisation β initialement très proches de 1. Ce résultat prometteur dès le début a conduit à supposer que la déviation du modèle physique par rapport au modèle d'assimilation serait minimale.

Il était impératif, avant le début de l'assimilation, de déterminer avec précision le seuil de fin de vie prédit par le critère de rupture, établi à 95% de la valeur maximale de déformation longitudinale supportable par le réservoir. En conséquence, les données ont été assimilées jusqu'à atteindre ce seuil, qui correspond à une valeur de $\varepsilon_r=0.0207$ sur le pli supérieur endommageable. Cette analyse a révélé la nécessité d'effectuer 831 pas de temps (83 pas sur les courbes) pour atteindre ce seuil.

Par la suite, une maximisation de la vraisemblance a été réalisée pour ces pas de temps afin de recaler à la fois le paramètre du modèle acoustique b et la variance de l'erreur \mathbf{Q} , qui est ajoutée au paramètre d'erreur de la modélisation β . Les densités a posteriori de ces deux quantités ont alors été estimées, démontrant ainsi la capacité d'adapter le paramètre β à chaque étape de calcul, ce qui le rend finalement dépendant du temps. En conséquence, il a été possible d'identifier de manière précise la trajectoire exacte de τ_f .

En ce qui concerne la prédiction future, nous avons également constaté que le modèle 0D d'assimilation était capable de prédire des trajectoires du paramètre d'erreur de la modélisation β qui génèrent des prédictions futures du nombre de fibres rompues par unité de volume bien réparties autour des valeurs exactes. Les données ont été partiellement assimilées avec un taux de 62%, ce qui a permis de déterminer une probabilité de rupture de 36%. Cette probabilité de rupture a été calculée en évaluant le pourcentage de particules rompues au seuil de fin de vie.

Nous pouvons donc conclure que notre approche physique de prédiction d'endommagement est performante. Nous sommes en mesure d'identifier l'état mécanique du réservoir sous pression à l'instant "t" et de fournir des prédictions pour l'avenir. L'intégration de la physique dans le modèle mécanique et acoustique, ainsi que la prise en compte des paramètres pertinents pour quantifier les sources d'incertitude, a conduit à ces résultats concluants. Il est important de noter que le modèle de (Blassiau, 2005) a été validé par plusieurs études, telles que celles de (Chou et al., 2015; Rojek, 2020; Widjaja, 2020), en particulier pour les réservoirs sous pression où il s'est avéré très fiable pour la description de l'endommagement et la prédiction de la pression de rupture. Ainsi, la réussite de nos prédictions concernant les états mécaniques exacts constitue une réalisation majeure de notre approche. Il est vrai que notre approche demeure en dimension 0 et ne permet pas de localiser spatialement les différentes sources d'endommagement dans le réservoir 3D, mais la connaissance de son état d'endommagement à travers les signaux acoustiques générés par la rupture des fibres représente une contribution significative.

VI.6 Assimilation de données générées par un modèle 3D de réservoir non-axisymétrique incluant des défauts de fabrication

Dans cette partie, nous introduisons des défauts de fabrication dans le pli endommageable du réservoir (représenté par la Figure IV.33) en utilisant une approche basée sur des perturbations du modèle HFBM homogénéisé avec un champ d'erreur log-normal. Cette approche tient compte des variations de fabrication dans les propriétés du matériau, des facteurs essentiels pour prédire l'évolution d'endommagement dans les structures en composite. Pour cela, nous prévoyons de construire trois échantillons de réservoir sous pression contenant des défauts de fabrication, en les générant selon trois distributions de probabilité log-normal distinctes.

VI.6.1 Méthodologie de génération de champ d'erreur pour l'inclusion de défauts de fabrication dans le réservoir

La génération de champs d'erreur est couramment utilisée pour simuler des champs aléatoires avec des propriétés de covariance spécifiques en mécanique et en thermique. Par exemple, dans le travail de (Rouse et al., 2021), les auteurs estiment l'état postérieur bayésien des champs d'erreur des éléments finis pour améliorer la précision et la fiabilité des résultats de simulation. Comme le montre l'équation VI.16, ils utilisent une matrice de covariance calculée à partir d'un processus stochastique gaussien pour prendre en compte l'incertitude aléatoire dans le modèle. Cette méthode a été utilisée et validée dans la littérature scientifique pour différentes applications similaires.

$$(\mathbf{M} + \beta^2 \mathbf{K}) \,\hat{\mathbf{e}} = \alpha \,\sqrt{\mathbf{M}} \,\mathbf{W} \tag{VI.16}$$

Les expressions précédentes, extraites de (Roininen et al., 2014; Sidén et al., 2021), définissent **M** et **K** telles que $\mathbf{M}_{ij} = \int_{\Omega} \phi_i(x) \phi_j(x) dx$ et $\mathbf{K}_{ij} = \int_{\Omega} \nabla \phi_i(x) \nabla \phi_j(x) dx$. Ces matrices sont respectivement proportionnelles à la matrice de masse et à la matrice de rigidité de l'élément fini standard. ϕ_i et ϕ_j désignent les fonctions de forme qui sont utilisées pour décrire la géométrie et la topologie du domaine d'intérêt. β est une longueur de covariance, qui contrôle la régularité du champ aléatoire, tandis que l'hyperparamètre α contrôle l'amplitude globale du processus. **W** représente un vecteur de bruit blanc avec des composantes indépendantes distribuées normalement (i.i.d.), et \hat{e} est le champ Gaussien. En appliquant l'exponentielle à \hat{e} , on obtient le champ log-normal.

La génération de champs gaussiens est une technique couramment utilisée pour modéliser les phénomènes aléatoires en mécanique et en thermique. Elle peut également être appliquée à la modélisation de structures composites, comme dans l'application de cette thèse, afin d'introduire des défauts de fabrication.

VI.6.2 Génération de données par un modèle 3D non axisymétrique

La Figure VI.25 présente un champ aléatoire log-normal sur les noeuds des éléments du maillage du pli supérieur du CPV orienté à 90°. Les zones rouges et bleues indiquent des niveaux de dégradation variables des propriétés du matériau en différents endroits, modélisés par les coefficients log-normaux α_i associés aux noeuds de maillage, la nonaxisymétrie du problème en découle.



FIGURE VI.25 – Modèle 3D Perturbé — (a) Illustration du 1^{er} champ log-normal et (b) variabilité de la loi de comportement

Lors de la simulation du comportement du pli endommageable du CPV, les coefficients aléatoires α_i ont un impact sur les comportements des points d'intégration. La Figure VI.25b illustre comment la loi de comportement est influencée par la multiplication d'un coefficient différent de 1. On observe que la courbe orange, qui représente le comportement homogénéisé perturbé avec un coefficient de 0.8, présente une détérioration plus rapide par rapport à la courbe homogénéisée initiale (courbe bleue). À l'inverse, la courbe rouge, associée à un coefficient de 2.526, montre une détérioration retardée par rapport à la courbe bleue.

Comme précisé dans le chapitre V, la déformation maximale représente la variable interne de la loi de comportement homogénéisé HF. Ainsi, si cette variable augmente, le nombre de fibres rompues dans le CPV augmente.

Le champ aléatoire nodal généré par le code "Fenics" (voir section VI.6.1) doit être interpolé aux points d'intégration du maillage tétraédrique à l'aide du code éléments finis Zset. Les coefficients α_i obtenus, qui sont associés à chaque point d'intégration, varient dans la plage de 0,5518 à 2,526. Ce choix a été fait afin d'obtenir une dispersion des lois de comportement intégrées, tout en maintenant une médiane des champs presque égale à 1 pour assurer un comportement moyen identique à la loi initiale (voir Figures VI.26a et VI.26b).



FIGURE VI.26 – Modèle 3D Perturbé — (a) Champ log-normal nodal identifié et (b) interpolé aux points d'intégration, en fonction des positions angulaires

Remarque

Après avoir effectué la simulation 3D, nous avons comparé les nombres de fibres rompues par unité de volume τ_f entre notre modèle bruité (Noisy HFBM) et notre modèle homogénéisé non bruité (HFBM). Dans le but d'améliorer la lisibilité de toutes les courbes dans cette partie, nous avons réduit la résolution temporelle en utilisant un pas de temps de 10. Sur la Figure VI.27a, nous pouvons observer que notre modèle Noisy HFBM présente une rupture plus précoce en raison des défauts de fabrication que nous avons introduits. De plus, nous avons utilisé le processus de Poisson pour générer le nombre d'événements acoustiques N_{hits} avec une intensité décrite par l'équation VI.15, où nous avons fixé $m(\tau_f) = 1$ et $b(\tau_f) = 1.2$. La Figure VI.27b illustre clairement que notre simulation bruitée génère des événements acoustiques plus tôt et en plus grand nombre par rapport à notre simulation sans défauts de fabrication du réservoir. Il convient de souligner que nous avons également repéré une augmentation soudaine du nombre d'événements acoustiques une fois que le réservoir est cassé, comme mentionné dans (Chou et al., 2015).



FIGURE VI.27 – Modèle 3D Perturbé — (a) Nombre de fibres rompues par unité de volume — (b) Évènements acoustiques mesurés par le capteur

VI.6.3 Assimilation de données et réglage du filtre par maximisation de vraisemblance marginale

Réglage du filtrage bayésien

Nous allons maintenant évaluer la capacité de notre modèle d'assimilation à déterminer l'état mécanique du CPV en présence de ces défauts de fabrication, ainsi qu'à recaler le paramètre acoustique b. Pour ce faire, nous ajusterons notre filtre particulaire en maximisant la vraisemblance marginale (Särkkä, 2016a; Tandeo et al., 2018).



FIGURE VI.28 – Modèle 3D aléatoire — Fonction 3D de vraisemblance marginale

Lorsque nous examinons la fonction de vraisemblance marginale en 3D, nous pouvons observer qu'elle présente une apparence relativement lisse et une forme similaire à celle illustrée dans la Figure VI.18a, avec une légère courbure ascendante (VI.28). Le maximum de cette fonction est bien défini, cependant, il existe également des combinaisons de paramètres qui donnent des valeurs de maximum de vraisemblance très proches de notre maximum identifiable. Grâce à une recherche approfondie, nous avons néanmoins réussi à localiser ce maximum avec succès. Lorsque nous projetons cette fonction dans l'espace paramétrique (Figure VI.29), nous remarquons que la fonction de vraisemblance marginale est sensible aux variations de la variance de l'erreur de modèle \mathbf{Q} .



FIGURE VI.29 – Modèle 3D aléatoire — Projection de la fonction 3D dans l'espace paramétrique

Nous avons alors effectué une recherche par grille pour déterminer le paramètre acoustique *b* ainsi que la variance de l'erreur de modèle ajoutée au paramètre d'erreur de la modélisation β . Le couple optimal trouvé est (**Q**,*b*) = (0.0039,1.2)

Assimilation de données en utilisant les paramètres optimisés

Nous assimilons les données en utilisant notre filtre particulaire avec le couple optimal $(\mathbf{Q},b) = (0.0039, 1.2)$, obtenu grâce à une recherche par grille. Cette approche nous permettra de comprendre pourquoi le même modèle acoustique génère davantage de données par rapport au modèle homogénéisé, comme illustré dans la Figure VI.27b. La Figure VI.30a présente les densités a priori du paramètre d'erreur de la modélisation β . Il est intéressant de noter que ces densités sont initialement moyennées à une valeur de 1, soulignant ainsi l'utilisation d'un modèle moyenné basé sur le modèle 0D.



FIGURE VI.30 – Assimilation — (a) paramètre d'erreur de modèlisation a priori — (b) Endommagement mécanique a priori

En observant la Figure VI.30b, on constate que les densités a priori de l'état mécanique, exprimées en termes de nombre de fibres rompues par unité de volume (τ_f), associées à ces paramètres d'erreur de modélisation, diffèrent considérablement de l'état d'endommagement exacte qui présente des valeurs relativement faibles, comprises entre 0 et 3.63 mm⁻³.

Les états propagés et perturbés du filtre particulaire, à savoir β et τ_f , en prenant en compte l'erreur gaussienne de variance \mathbf{Q} , ont généré des données simulées parfaitement distribuées autour des données exactes pour tous les incréments de calculs avant la rupture, comme le montre la Figure VI.31. Il est important de noter que l'incrément final simulé, correspondant à l'incrément 41 (en réalité, l'incrément 411), est celui à partir duquel l'endommagement se localise dans le cylindre formant une fissure transversale, comme le confirme la simulation 3D.



FIGURE VI.31 – Assimilation — Données distribuées avec précision de poids de chaque particule et donnée synthétique

Le bilan des poids de pondération des 50 particules est présenté dans la Figure VI.32, où l'on constate que l'opération de rééchantillonnage n'a pas été fréquemment déclenchée. Cela indique que les poids de pondération des particules étaient déjà équilibrés, et que les particules sélectionnées étaient représentatives de la distribution cible. Ainsi, on confirme que le modèle 0D a été très efficace dans la génération de données.



FIGURE VI.32 – Assimilation — (a) Bilan des poids des particules après l'opération de rééchantillonnage

La solide performance du filtre particulaire se confirme lors de la détermination des densités a posteriori des états du filtre. Une observation essentielle est mise en évidence par la Figure VI.33a, révélant une variation du paramètre d'erreur de la modélisation avec une déviation maximale de 33%. Cette variation considérable représente un changement significatif de la loi d'assimilation 0D. Ainsi, le modèle acoustique, utilisant les mêmes paramètres $m(\tau_f) = 1$ et $b(\tau_f) = 1.2$, est capable de générer plus de données par rapport à la simulation homogénéisée en raison de cette modification radicale de la loi de comportement réduite. L'introduction de cette erreur dans la loi de comportement permet d'identifier les densités a posteriori appropriées de l'état mécanique moyen, exprimé en termes de τ_f , comme illustré dans la Figure VI.33b, où l'on observe que toutes les trajectoires convergent vers l'état exact.



FIGURE VI.33 – Assimilation — (b) paramètre d'erreur de modèlisation a posteriori — (c) Endommagement mécanique a posteriori

VI.6.4 Prédiction de l'état mécanique

Après avoir identifié l'état mécanique et recalé le modèle acoustique, nous avons constaté une erreur considérable associée au matériau, atteignant une valeur de 33%. Cette erreur s'est avérée nécessaire pour générer les données acoustiques appropriées. Il est important de souligner que cette erreur est directement liée aux défauts de fabrication introduits au début de la simulation, comme illustré dans la Figure VI.25a. Le paramètre d'erreur de la modélisation est significatif, comme mentionné précédemment, et il varie dans le temps. Nous allons maintenant explorer la capacité de notre modèle 0D à prédire l'état d'endommagement futur du réservoir en tenant compte de ces défauts de fabrication. Nous proposons alors d'assimiler 86% des données disponibles à partir du pas de temps 36, puis de propager l'état mécanique τ_f ainsi que le paramètre β pendant 59 pas de temps supplémentaires (Li et al., 2022).



FIGURE VI.34 – Figure VI.23 – Prédiction 0D - (a) Prédiction du paramètre d'erreur de modélisation — (b) Prédiction du nombre de fibres rompues par unité de volume

Les trajectoires prédites du paramètre β illustrées par la Figure VI.23b engendrent différents états d'endommagement futurs en termes de τ_f . Ces états présentent une distribution adéquate autour des valeurs exactes de nombre de fibres rompues par unité de volume, démontrant ainsi des performances d'estimation fiables. De plus, la probabilité de rupture calculée au dernier incrément du processus d'assimilation (à partir duquel l'endommagement commence à se localiser) est de 42 %. La qualité de ces prédictions est finalement illustrée par les Figures VI.35a et VI.35b, où l'on observe une répartition relativement équilibrée des valeurs de part et d'autre des valeurs exactes. Les valeurs prédites des deux côtés de la distribution sont très proches, suggérant une symétrie ou une distribution presque symétrique autour de la valeur exacte.



FIGURE VI.35 – Prédiction 0D — Distribution des (a) déformations à rupture prédites et (b) des nombres de fibres rompues par unité de volume prédites

VI.6.5 Compréhension de la capacité du modèle 0D d'assimilation de données à traiter les défauts de fabrication dans les structures composites

Afin de mieux comprendre l'impact des défauts de fabrication sur le modèle homogénéisé HFBM et évaluer les performances du modèle 0D dans la prédiction d'endommagement et l'apprentissage du modèle acoustique, nous avons simulé deux autres réservoirs 3D avec différents défauts de fabrication. Ces défauts ont été spécialement conçus pour avoir un impact moindre sur le modèle homogénéisé HFBM par rapport aux défauts traités dans la section précédente.



FIGURE VI.36 – Modèle 3D Perturbé — Illustration de 2^{ème} champ log-normal

Nous avons généré deux champs log-normaux de perturbation pour atténuer ces défauts. Les coefficients α_i de ces champs sont limités aux intervalles [0.691, 1.65] (Figure VI.36) et [0.8937, 1.182] (Figure VI.37). En résumé, nous disposons de trois champs de perturbation pour cette analyse. Le premier champ, appelé "Noisy HFBM 1" (Figure VI.25a), présente une amplitude élevée. Le deuxième champ, nommé "Noisy HFBM 2" (Figure VI.36), a une amplitude plus petite que le premier. Enfin, le troisième champ, "Noisy HFBM 3" (Figure VI.37), présente la plus petite amplitude parmi les trois.



FIGURE VI.37 – Modèle 3D Perturbé — Illustration de 3^{ème} champ log-normal

La Figure VI.38a présente les niveaux d'endommagements de 4 réservoirs, dont les 3 réservoirs avec des défauts de fabrication et 1 réservoir avec le modèle homogénéisé HFBM. Ces niveaux d'endommagements sont mesurés en termes de nombre de fibres rompues par unité de volume τ_f . Parmi les simulations perturbées, nous observons que celle avec la plus grande amplitude (Noisy HFBM 1) présente une rupture précoce par rapport aux deux autres, tandis que celle avec la plus petite amplitude (Noisy HFBM 3) se rompt après les deux autres. Ces ruptures demeurent toutes des ruptures précoces par rapport au modèle homogénéisé HFBM.

En plus des différences observées dans les niveaux d'endommagement des réservoirs, il convient de noter que les événements acoustiques générés par le processus de Poisson avec $m(\tau_f) = 1$ et $b(\tau_f) = 1.2$ (Figure VI.38b) jouent également un rôle crucial dans l'évaluation des performances des champs perturbés. Ces événements acoustiques fournissent les mêmes informations, ce qui permet de mieux comprendre les comportements des différents champs, en complément des ruptures observées.



FIGURE VI.38 – Modèle 3D Perturbé — (a) Nombre de fibres rompues par unité de volume
— (b) Évènements acoustiques mesurés par le capteur

Assimilation de données en utilisant les paramètres optimisés

Nous assimilons les données et déterminons les densités a posteriori de l'état d'endommagement en terme de τ_f et du paramètre d'erreur de la modélisation β . Nous observons alors, avec notre modèle 0D, une convergence vers les états exacts, comme le montre la Figure VI.39a, en utilisant des valeurs de β qui varient dans le temps et qui semblent très différentes entre les trois réservoirs. L'erreur maximale sur le paramètre β diminue, passant de 33% pour le champ Noisy HFBM 1 à 15% pour le champ Noisy HFBM 2, puis à 2,5% pour le Noisy HFBM 3. Cela signifie que l'écart par rapport au modèle de comportement initialement introduit augmente lorsque l'amplitude du champ d'erreur modélisant les défauts de fabrication augmente. En d'autres termes, cela indique que notre modèle de prédiction d'endommagement considère les différentes données générées par les réservoirs perturbés comme étant issues de modèles 0D distincts qui fournissent plus de données que notre modèle 0D initial. Il prend en compte ces différences en introduisant une erreur sur les caractéristiques du matériau lui-même, interprétée par le paramètre β .



FIGURE VI.39 – Assimilation — (a) paramètre d'erreur de modèlisation a posteriori — (b) Endommagement mécanique a posteriori

VI.6.6 Synthèse des résultats

Dans cette partie, nous avons testé les performances de notre modèle physique de pronostic d'endommagement en utilisant des données d'événements acoustiques provenant de simulations 3D sur des réservoirs contenant des défauts de fabrication. Ces défauts ont été introduits en perturbant le comportement des différents points d'intégration du réservoir modélisé par le modèle homogénéisé HFBM avec des champs d'erreur log-normaux.

Nous avons commencé avec un premier champ (Noisy HFBM 1) présentant la plus grande amplitude de champ d'erreur log-normal. Nous avons observé que ce modèle génère davantage d'événements acoustiques par rapport au modèle homogénéisé HFBM. Cependant, lors de l'optimisation du paramètre acoustique b par maximisation de la vraisemblance marginale, nous avons recalibré ce paramètre à la valeur utilisée dans le générateur de données, qui est de 1.2. Cette constatation était surprenante, car elle soulève la question de savoir comment ce même modèle acoustique a pu générer plus de données. Pour répondre à cette question, nous avons illustré les résultats d'assimilation de données en utilisant ce paramètre acoustique ainsi que l'erreur de modélisation \mathbf{Q} . Nous avons remarqué une convergence des trajectoires des 50 particules vers l'état exact, due aux variations importantes des paramètres d'erreur de modélisation β , atteignant jusqu'à 33% par rapport aux variations observées lors de l'assimilation de données synthétiques générées par le modèle stochastique de (Blassiau, 2005).

En ce qui concerne la prédiction des états d'endommagement de ce réservoir avec des défauts de fabrication, nous avons assimilé 86% des données disponibles. En utilisant la chaîne de Markov construite, nous avons ensuite propagé les états du filtre particulaire en termes de β et τ_f . Nous avons obtenu de bonnes performances, avec une probabilité de rupture de 42% détectée au moment de la rupture, comme indiqué par la simulation 3D du CPV. La répartition des erreurs relatives sur la déformation à la rupture était comprise entre 6,1% et 7,35%, tandis que pour le nombre de fibres rompues au moment de la rupture, elle était comprise entre 35,32% et 49,74%.

Pour mieux comprendre la manière dont les données acoustiques sont prises en compte, nous avons généré deux autres échantillons de réservoirs avec deux autres champs d'erreur log-normaux (Noisy HFBM 2 et Noisy HFBM 3) qui ont moins d'impact sur la variabilité du modèle 0D. Cela est justifié par le fait que leurs amplitudes sont moins importantes que celle du modèle Noisy HFBM 1. Nous avons tracé les états d'endommagement des réservoirs en termes de nombre de fibres rompues par unité de volume et les avons comparés au modèle Homogénéisé HFBM. Nous avons constaté que lorsque le niveau de défauts de fabrication diminue (c'est-à-dire lorsque l'amplitude des champs diminue), l'état mécanique se rapproche du modèle HFBM. Nous pouvons également observer cette tendance en examinant les données acoustiques des trois modèles perturbés, qui se rapprochent également du modèle HFBM lorsque l'amplitude diminue. En assimilant ces données, nous avons constaté que la variation du paramètre d'erreur de la modélisation devient moins importante lorsque le niveau de défauts diminue, passant d'une valeur maximale de 33% à 2.5%. Nous avons ainsi compris que notre modèle de pronostic d'endommagement interprète ces données en utilisant des modèles 0D distincts du modèle 0D initialement introduit afin de générer davantage de données.

Chapitre VII

Conclusions et Perspectives

Conclusions

Cette thèse est une application du Structural Health Monitoring (*SHM*) utilisant les données d'émission acoustique (EA) pour suivre et prédire l'état d'endommagement d'un réservoir sous pression en composite, connu sous le nom de CPV (Composite Pressure Vessel), largement utilisé dans diverses industries. Le CPV, étudié dans cette thèse, est composé d'un revêtement en polyéthylène, d'une enveloppe en fibres de carbone T600S et en matrice époxy, offrant plusieurs avantages. L'objectif scientifique de cette étude est de développer un jumeau numérique multi-échelle basé sur la physique, intégrant des données acoustiques générées par le CPV en réponse aux déformations subies, afin d'évaluer son endommagement actuel et faire des prédictions futures.

Il est bien établi que les EAs sont utilisés pour remplir les quatre niveaux du (SHM): détection, localisation, identification (diagnostic) et évaluation de la sévérité de l'endommagement. Notre étude se concentre spécifiquement sur le niveau d'évaluation de la sévérité, impliquant la quantification de la gravité de l'endommagement et la recherche de corrélations entre les descripteurs d'EA et les propriétés mécaniques. Ce niveau permet de prédire l'état d'intégrité de la structure en temps d'investigation (de préférence en temps réel) ou idéalement dans le futur. Cependant, malgré l'importance du niveau d'évaluation de la sévérité dans le (SHM), la littérature révèle qu'il a été relativement moins exploré par rapport au diagnostic par EA. On constate en plus une prédominance absolu des modèles empiriques basés sur les données, tels que les régressions paramétriques, les réseaux de neurones et les modèles semi-Markov cachés non homogènes, par rapport aux modèles physiques utilisant les EAs qui demeurent encore inexplorés dans ce contexte.

La plupart des modèles empiriques, bien que pratiques à mettre en œuvre, présentent des limitations en raison de leur dépendance aux données d'entraînement, souvent obtenues à partir d'échantillons en laboratoire. De plus, lorsqu'on souhaite étudier la structure réelle, leur applicabilité peut être onéreuse et compromise, ne reflétant pas pleinement les conditions du service de la structure. En effet, leur manque de prise en compte des connaissances physiques des défaillances limite leur fiabilité à long terme et peut engendrer des coûts élevés pour des prédictions étendues. En revanche, les modèles basés sur des principes physiques seraient plus flexibles, ce qui permettrait une meilleure adaptation aux différentes situations et évolutions du système. De plus, le véritable défi dans la construction de telles approches réside encore dans la capacité à associer avec précision les mesures des données acoustiques à une représentation minutieuse des aspects mécaniques. Certaines études en diagnostic ont déjà investigué le développement de l'endommagement dans le CPV en utilisant des signaux acoustiques expérimentaux et des modèles physiques fiables capables de capturer de manière précise les différents modes de dégradation, confirmant ainsi leur cohérence et ouvrant de nouvelles perspectives quant à l'établissement d'une corrélation entre eux. De plus, la comparaison entre les modèles physiques et empiriques révèle qu'aucun modèle n'est universellement supérieur, car chaque type de modèle présente ses propres avantages et inconvénients. Toutefois, en général, l'avantage fondamental des modèles physiques précis est leur convenance aux prédictions à long terme et leur capacité à prendre en compte différentes conditions environnementales et opérationnelles à un coût inférieur aux modèles empiriques, et à être adaptés spécifiquement à l'analyse de la dégradation structurelle en cours.

Pour relever le défi du développement d'un modèle de pronostic d'endommagement par EA basé sur la physique, nous avons créé un jumeau numérique multi-échelle du CPV. Ce jumeau numérique repose sur deux composants technologiques fondamentaux pour la prédiction : la modélisation haute-fidélité et l'assimilation de données. Nous avons précisé la partie mécanique en utilisant un modèle physique micro-méso (FBM) qui décrit de manière précise le comportement stochastique du matériau composite, ainsi que la statistique et la mécanique de rupture des fibres T600S, y compris leurs contraintes à la rupture et leur densité de défauts dans des VERs tridimensionnels. Nous avons ensuite amélioré ce modèle en discrétisant son maillage statistique prédéfini constant par VER à l'aide de deux modèles que nous avons développés : le modèle SFBM (Structured Fibre Break Model) et le modèle NSFBM (Non-Structured Fibre Break Model). De plus, nous avons réduit la dimensionnalité du modèle FBM et son coût de calcul en utilisant un processus d'homogénéisation numérique pour le rendre mésoscopique et déterministe. Cela a donné naissance à un modèle homogénéisé appelé HFBM.

En ce qui concerne la modélisation des données, qui dans notre cas sont des événements acoustiques, nous avons utilisé un Processus de Poisson pour représenter leur occurrence. Ce modèle est fondé sur des principes physiques, où la probabilité d'observation des événements acoustiques augmente avec l'évolution de l'endommagement. Nous avons réussi à atteindre cela en introduisant une équation de mesure qui lie le nombre d'événements acoustiques générés au taux d'endommagement, en utilisant une intensité de Processus de Poisson basée sur une loi de puissance de taux d'endommagement (une approche largement utilisée en micro-mécanique). Ce modèle, considéré comme semi-empirique, permet de générer des événements acoustiques détectables par les capteurs sans atténuation (propagation isotrope) et avec une vitesse infinie. Nous supposons par la suite de trouver les paramètres inconnus de cette intensité de Processus de Poisson par une approche inverse, sans forcément chercher à les rendre interprétables.

Enfin, en raison des symétries géométriques présentes dans le CPV qui implique la symétrie axiale des champs mécaniques lors d'une simulation avec le modèle HFBM mésoscopique et déterministe, nous avons pu simplifier cette représentation 3D du CPV en un modèle mécanique 0D qui représente un point du volume endommageable avec une déformation imposée qui est linéaire au chargement nominal. Cette simplification mis en accord avec la propagation isotrope et instantanée des signaux acoustiques générées suite aux déformations ont permis de créer un modèle de pronostic d'endommagement 0D. D'autre part nous supposons que cette forme déterministe et simplifié du modèle de pronostic aura du mal à fournir un résultat de pronostic précis, étant donné les incertitudes découlant des réductions de dimensionnalité du modèle FBM micro-méso initialement choisi, ainsi qu'aux non-linéarités et aux effets locaux non modélisés. C'est donc en ce sens qu'on a cherché à améliorer les performances pronostiques de ce modèle par ajouter un paramètre d'erreur de la modélisation β qui est pris en compte en probabilisant la relation entre le chargement nominal de la structure et le chargement vu par le point matériel. Afin de mettre à jour ce paramètre, nous avons choisi un algorithme de filtrage bayésien, précisément le filtre particulaire (PF), en raison de ses performances reconnues dans les contextes non linéaires et non gaussiens. De plus de sa compatibilité avec une assimilation de données idéalement en temps réel qui permettra d'effectuer un ajustement dynamique et économiquement viable des paramètres avec notre approche du jumeau numérique.

Notre majeure contribution réside dans la capacité à évaluer l'état mécanique du CPV en service au temps t et dans le futur, en utilisant notre modèle de pronostic d'endommagement 0D. L'état d'endommagement sera identifié avec des densités de probabilité au cours du temps, approximées par le PF en s'appuyant sur l'identification du paramètre d'erreur de modélisation β en plus de l'équation de mesure qui relie les données acoustiques au modèle. Pour ce faire, il est nécessaire en première partie de calibrer la variance d'erreur du modèle ajoutée au paramètre β par maximisation de vraisemblance marginale, ce qui nous permet de réduire efficacement l'écart entre les données simulées et les données synthétiques. De plus, nous utilisons le maximum de la vraisemblance marginale pour calibrer le modèle acoustique propre au CPV. Cela signifie que l'on considère ce modèle comme stationnaire et qu'on envisage la possibilité de le calibrer hors ligne.

Dans cette optique, nous avons mis en place une stratégie de validation pour notre approche d'assimilation de données. Tout d'abord, nous assimilons des données générées par le modèle 0D d'assimilation, en utilisant un chargement perturbé de 30% par rapport au chargement nominal lors de la génération des données. Nous avons démontré que les densités a posteriori d'endommagement, exprimées en termes de nombre de fibres rompues par unité de volume, étaient en accord précis avec les quantités exactes d'endommagement. Ceci est attribué au recalage du modèle acoustique et à une quantification précise de l'erreur de modélisation. De plus, en ce qui concerne les prédictions futures, nous avons atteint la valeur constante du paramètre β et déterminé des états d'endommagement qui étaient bien répartis autour de l'état recherché en assimilant 61% des données. Cette première validation est très encourageante et nous a donné davantage de confiance pour les prechaines démonstrations.

En second lieu, nous avons prédit l'état d'endommagement d'un CPV tridimensionnel. En assimilant des données synthétiques, nous avons été en mesure de recalibrer le modèle acoustique ainsi que le paramètre d'erreur de la modélisation, ce qui nous a finalement permis de prédire les états d'endommagement à différents incréments du processus d'assimilation, et de prédire les états futurs en assimilant 62% des données. Nous avons trouvé une probabilité de rupture au seuil de fin de la durée de vie de 36%.

Dans un troisième temps, nous avons réussi à prédire les états d'endommagement de trois réservoirs contenant des quantités variables de défauts de fabrication. Ces défauts ont été modélisés avec des champs d'erreur log-normaux qui perturbent les comportements de ces réservoirs. Cette réussite est attribuée au caractère adaptatif de notre modèle de pronostic d'endommagement. En effet, grâce au paramètre d'erreur de la modélisation, nous avons pu interpréter les défauts de fabrication comme des erreurs dans le modèle mécanique. Ainsi, nous avons pu recalibrer le modèle acoustique avec précision et prédire les états mécaniques associés à l'ensemble de données synthétiques générées par le réservoir. De plus, nous avons pu réaliser des prédictions futures en entraînant le modèle avec 86% des données et avons déterminé une probabilité de rupture de 42%.

Enfin, les développements présentés dans la thèse apportent donc des éléments de réponse à la problématique de l'association des modèles haute fidélité des stratifiés du CPV avec des données acoustiques. Ils représentent une base solide d'outils pour le traitement de ce problème qui offre actuellement des résultats prometteurs. Les probabilités de rupture que nous avons identifiées, atteignant respectivement 36% et 42%, renferment une valeur scientifique multidimensionnelle. Bien qu'elles soient dépendantes du chargement futur et accompagnées d'une marge d'incertitude inhérente qui peut découler, par exemple, des fluctuations aléatoires des endommagements et du modèle réduit, elles servent de fondement solide pour les chercheurs, fournissant une indication relative du degré de probabilité de rupture dans certaines conditions. Ces probabilités orientent également les futures recherches en encourageant l'affinement des modèles de prédiction, l'exploration des facteurs d'endommagement et la collaboration interdisciplinaire. Ces probabilités guident aussi les décisions et les stratégies de l'industrie en permettant une gestion proactive des risques, la planification de la maintenance et l'amélioration de la sécurité opérationnelle. De plus, ils influencent la conception et l'ingénierie des équipements en intégrant les probabilités de rupture dans le processus de conception. En somme, ils offrent une base solide pour une prise de décision éclairée, contribuant ainsi à la durabilité et à l'efficacité des systèmes de service du CPV.

Perspectives

Au cours de cette thèse, nous avons étudié la faisabilité du jumeau numérique basé sur la physique et sur l'assimilation de données acoustiques du réservoir sous pression en service, qui permet de prédire son état d'endommagement. Ce travail de recherche ouvre alors un certain nombre de perspectives.

Sur la partie modèle, des améliorations peuvent être apportées. Il est possible de construire un modèle homogénéisé réduit qui prend en compte des détails plus fins, notamment grâce à l'adaptation de maillage. De plus, il est possible de calibrer les champs de déformations à rupture nécessaires pour les simulations avec le modèle FBM, en utilisant une distribution gaussienne comme cela a été fait dans l'article de référence (Rouse et al., 2021). Par ailleurs, pour réduire davantage les coûts de calcul, des approches de calcul haute performance telles que la multigrille géométrique (Marchand and Quilici, 2019) ou la multigrille algébrique (Tamstorf et al., 2015) peuvent être utilisées.

Sur la partie assimilation de données, d'autres points peuvent être abordé.

La forme fonctionnelle du modèle acoustique est à revoir et l'utilisation d'un modèle de la littérature type régression non paramétrique, comme un réseau de Neurones ou un processus gaussien est privilégié. Ceci engendre une technique de pronostic hybride, basée à la fois sur la physique et les données, pour tenir compte des complexités des composites stratifiés grâce à des données suffisantes aux différentes phases d'initiation et de propagation d'endommagement comme a été proposé dans la revue (Khan et al., 2023). La détection des signaux acoustiques est influencée par de nombreux facteurs, tels que l'hétérogénéité du matériau, la vitesse et même la perte d'information lorsqu'il n'y a pas d'activité acoustique significative, ainsi que la position du capteur (Le Gall et al., 2018). Pour cette raison, il est essentiel de caractériser avec précision les propriétés de propagation des ondes acoustiques, y compris l'atténuation des ondes et la vitesse (Wu et al., 2021). Cette caractérisation n'est pas développée pour les diagnostics non destructifs par émission acoustique passive, mais peut être approximée avec des méthodes valables dans la littérature, qui peuvent être réalisées de manière expérimentale en utilisant la méthode de "pencil lead break" ou à l'aide des modèles de propagation d'onde acoustique validées par cette même méthode.

Prédire l'exposition locale aux contraintes dans tous les points du réservoir sous pression en service reste un défi industriel très important. Tout d'abord, il est essentiel de pouvoir localiser les endommagements à l'aide de modèles capables de prédire les niveaux de contrainte en fonction des caractéristiques (ou critères) d'EA. Ces modèles se basent sur la quantification des rapports de charge locale en fonction des cycles de charge appliqués (Sause et al., 2019). Ensuite, il est important d'identifier les paramètres associés à l'hétérogénéité aléatoire du matériau (Pulikkathodi et al., 2023), y compris les défauts de fabrication traités dans cette mémoire. La combinaison de ces deux éléments entraînera des problèmes de grande dimension qui nécessiteront des méthodes de résolution appropriées.

Enfin, pour terminer, il nous reste à proposer comment industrialiser notre approche. Nous estimons que les prédictions de l'état d'endommagement seront affectées par l'erreur de modélisation, qui, à son tour, affectera l'estimation de la durée de vie. Par conséquent, le paramètre quantifiant cette erreur doit être mis à jour en ligne. Par ailleurs, nous constatons que les données acoustiques n'influencent que le modèle acoustique, et donc nous acceptons que cette partie du modèle puisse être calibrée hors ligne, en laboratoire. De plus, pour améliorer la précision, la robustesse et la généralisation du modèle, notamment pour les prédictions en temps réel, il serait judicieux d'effectuer des expériences sur une série de réservoirs afin d'incorporer une connaissance préalable sur un ensemble de paramètres inconnus (Pereira Álvarez et al., 2021).

Bibliographie

- Abry, J., Choi, Y., Chateauminois, A., Dalloz, B., Giraud, G., and Salvia, M. (2001). In-situ monitoring of damage in cfrp laminates by means of ac and dc measurements. *Composites Science and Technology*, 61(6) :855–864.
- [2] Aguilar, O., Allmaras, M., Bangerth, W., and Tenorio, L. (2015). Statistics of parameter estimates : a concrete example. *siam REVIEW*, 57(1) :131–149.
- [3] Aitken, A. C. (1936). Iv.—on least squares and linear combination of observations. Proceedings of the Royal Society of Edinburgh, 55:42–48.
- [4] Allix, O. (1987). Délaminage : approche par la mécanique de l'endommagement. Calcul des structures et intelligence artificielle, 50 :39–53.
- [5] Allix, O. and Corigliano, A. (1996). Modeling and simulation of crack propagation in mixed-modes interlaminar fracture specimens. *International Journal of Fracture*, 77(2):111-140.
- [6] Allix, O. and Ladèveze, P. (1992). Interlaminar interface modelling for the prediction of delamination. *Composite Structures*, 22(4):235 – 242.
- [7] Allmaras, M., Bangerth, W., Linhart, J. M., Polanco, J., Wang, F., Wang, K., Webster, J., and Zedler, S. (2013). Estimating parameters in physical models through bayesian inversion : A complete example. *siam REVIEW*, 55(1) :149–167.
- [8] Ameen, M. M., Peerlings, R., and Geers, M. (2018). A quantitative assessment of the scale separation limits of classical and higher-order asymptotic homogenization. *European Journal of Mechanics-A/Solids*, 71 :89–100.
- [9] Andrieux, S. and Abda, A. B. (1992). Identification de fissures planes par une donnée de bord unique : un procédé direct de localisation et d'identification. Comptes rendus de l'Académie des sciences. Série 1, Mathématique, 315(12) :1323-1328.
- [10] Arcangeli, R. (1966). Pseudo-solution de lequation ax= y. COMPTES RENDUS HEBDOMADAIRES DES SEANCES DE L ACADEMIE DES SCIENCES SERIE A, 263(8) :282-+.
- [11] Arif, M., Meraghni, F., Chemisky, Y., Despringre, N., and Robert, G. (2014). In situ damage mechanisms investigation of pa66/gf30 composite : Effect of relative humidity. *Composites Part B : Engineering*, 58 :487–495.
- [12] Arumugam, V., Shankar, R. N., Sridhar, B., and Stanley, A. J. (2010). Ultimate strength prediction of carbon/epoxy tensile specimens from acoustic emission data. *Journal of Materials Science and Technology*, 26(8) :725–729.

- [13] Avril, S., Bonnet, M., Bretelle, A.-S., Grédiac, M., Hild, F., Ienny, P., Latourte, F., Lemosse, D., Pagano, S., Pagnacco, E., et al. (2008). Overview of identification methods of mechanical parameters based on full-field measurements. *Experimental Mechanics*, 48(4):381–402.
- [14] Barbarella, E., Allix, O., Daghia, F., Lamon, J., and Jollivet, T. (2016). A new inverse approach for the localization and characterization of defects based on compressive experiments. *Computational Mechanics*, 57(6) :1061–1074.
- [15] Barenblatt, G. (1962). The mathematical theory of equilibrium cracks in brittle fracture. volume 7 of Advances in Applied Mechanics, pages 55–129. Elsevier.
- [16] Baxevanakis, C. (1994). Comportement statistique à rupture des composites stratifés. Theses, École Nationale Supérieure des Mines de Paris.
- [17] Beremin, F. M., Pineau, A., Mudry, F., Devaux, J.-C., D'Escatha, Y., and Ledermann, P. (1983). A local criterion for cleavage fracture of a nuclear pressure vessel steel. *Metallurgical transactions A*, 14 :2277–2287.
- [18] Blanchet, I., Frankignoul, C., and Cane, M. A. (1997). A comparison of adaptive kalman filters for a tropical pacific ocean model. *Monthly Weather Review*, 125(1):40 - 58.
- [19] Blassiau, S. (2005). Modélisation des phénomènes microstructuraux au sein d'un composite unidirectionnel carbone/epoxy et prédiction de durée de vie : contrôle et qualification de réservoirs bobinés. Theses, École Nationale Supérieure des Mines de Paris.
- [20] Blassiau, S., Thionnet, A., and Bunsell, A. R. (2006a). Micromechanisms of load transfer in a unidirectional carbon fibre–reinforced epoxy composite due to fibre failures. part 1 : Micromechanisms and 3d analysis of load transfer : The elastic case. *Composite structures*, 74(3) :303–318.
- [21] Blassiau, S., Thionnet, A., and Bunsell, A. R. (2006b). Micromechanisms of load transfer in a unidirectional carbon fibre–reinforced epoxy composite due to fibre failures. part 2 : Influence of viscoelastic and plastic matrices on the mechanisms of load transfer. *Composite Structures*, 74(3) :319–331.
- [22] Blassiau, S., Thionnet, A., and Bunsell, A. R. (2008). Micromechanisms of load transfer in a unidirectional carbon fibre-reinforced epoxy composite due to fibre failures : Part 3. multiscale reconstruction of composite behaviour. *Composite structures*, 83(3) :312–323.
- [23] Bois, C., Pilato, A., Wahl, J.-C., and Perry, N. (2013). Proposal for a smart pressurised ring test to study thick composite produced by filament winding. *Composites Part B : Engineering*, 53 :382–390.
- [24] Bouvet, C., Castanié, B., Bizeul, M., and Barrau, J.-J. (2009). Low velocity impact modelling in laminate composite panels with discrete interface elements. *International Journal of Solids and Structures*, 46(14) :2809–2821.
- [25] Brownjohn, J. M. (2007). Structural health monitoring of civil infrastructure. Philosophical Transactions of the Royal Society A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 365(1851) :589–622.

- [26] Bunsell, A. R. (1977). Acoustic emission for proof testing of carbon fibre-reinforced plastics. NDT International, 10.1 :21–25.
- [27] Bunsell, A. R. and Ponsot, B. (1985). The dependance of damage accumulation in carbon fibre reinforced epoxy composites on matrix properties. *Technical report, Air Force Office of Scientific Research (AFSC), U.S Air Force.*
- [28] Cadini, F., Sbarufatti, C., Corbetta, M., Cancelliere, F., and Giglio, M. (2019). Particle filtering-based adaptive training of neural networks for real-time structural damage diagnosis and prognosis. *Structural Control and Health Monitoring*, 26(12) :e2451.
- [29] Caprino, G. and Teti, R. (1994). Quantitative acoustic emission for fracture behavior of center-hole gfrp laminates. *Journal of composite materials*, 28(13) :1237–1249.
- [30] Caprino, G. and Teti, R. (1995). Residual strength evaluation of impacted grp laminates with acoustic emission monitoring. *Composites Science and Technology*, 53(1):13– 19.
- [31] Caprino, G., Teti, R., and de Iorio, I. (2005a). Predicting residual strength of prefatigued glass fibre-reinforced plastic laminates through acoustic emission monitoring. *Composites Part B : Engineering*, 36(5) :365–371.
- [32] Caprino, G., Teti, R., and De Iorio, I. (2005b). Predicting residual strength of prefatigued glass fibre-reinforced plastic laminates through acoustic emission monitoring. *Composites Part B : Engineering*, 36(5) :365–371.
- [33] Castellano, A., Fraddosio, A., and Piccioni, M. D. (2018). Quantitative analysis of qsi and lvi damage in gfrp unidirectional composite laminates by a new ultrasonic approach. *Composites Part B : Engineering*, 151 :106–117.
- [34] Chai, M., Zhang, Z., and Duan, Q. (2018). A new qualitative acoustic emission parameter based on shannon's entropy for damage monitoring. *Mechanical Systems* and Signal Processing, 100:617–629.
- [35] Chiachío, J., Chiachío, M., Sankararaman, S., Saxena, A., and Goebel, K. (2015a). Condition-based prediction of time-dependent reliability in composites. *Reliability Engineering & System Safety*, 142 :134–147.
- [36] Chiachío, J., Chiachío, M., Saxena, A., Sankararaman, S., Rus, G., and Goebel, K. (2015b). Bayesian model selection and parameter estimation for fatigue damage progression models in composites. *International Journal of Fatigue*, 70:361–373.
- [37] Chou, H. (2011). Damage analysis of Composite Pressure Vessels using acoustic emission monitoring. Theses, RMIT University.
- [38] Chou, H.-Y., Mouritz, A., Bannister, M., and Bunsell, A. R. (2015). Acoustic emission analysis of composite pressure vessels under constant and cyclic pressure. *Composites Part A : Applied Science and Manufacturing*, 70 :111–120.
- [39] Claire, D., Hild, F., and Roux, S. (2004). A finite element formulation to identify damage fields : the equilibrium gap method. *International journal for numerical methods* in engineering, 61(2) :189–208.

- [40] Corbetta, M., Sbarufatti, C., Giglio, M., Saxena, A., and Goebel, K. (2018). A bayesian framework for fatigue life prediction of composite laminates under co-existing matrix cracks and delamination. *Composite Structures*, 187:58–70.
- [41] Corneloup, G. and Gueudré, C. (2016). LE CONTRÔLE NON DESTRUCTIF et la contrôlabilité des matériaux et des structures. In LE CONTRÔLE NON DESTRUC-TIF et la contrôlabilité des matériaux et des structures. Le document déposé constitue l'introduction de l'ouvrage.
- [42] Cox, H. L. (1952). The elasticity and strength of paper and other fibrous materials. British Journal of Applied Physics, 3(3):72–79.
- [43] Daghia, F., Baranger, E., Tran, D.-T., and Pichon, P. (2020). A hierarchy of models for the design of composite pressure vessels. *Composite Structures*, 235 :111809.
- [44] Das, S. and Saha, P. (2018). A review of some advanced sensors used for health diagnosis of civil engineering structures. *Measurement*, 129:68–90.
- [45] de Groot, P. J., Wijnen, P. A., and Janssen, R. B. (1995). Real-time frequency determination of acoustic emission for different fracture mechanisms in carbon/epoxy composites. *Composites Science and Technology*, 55(4):405–412.
- [46] De Waele, W., Degrieck, J., Moerman, W., Taerwe, L., and De Baets, P. (2003). Feasibility of integrated optical fibre sensors for condition monitoring of composite structures. part i : Comparison of bragg-sensors and strain gauges. *Insight-Non-Destructive Testing* and Condition Monitoring, 45(4):266–271.
- [47] Dee, D. P. (1995). On-line estimation of error covariance parameters for atmospheric data assimilation. *Monthly Weather Review*, 123(4) :1128 – 1145.
- [48] DelSole, T. and Yang, X. (2010). State and parameter estimation in stochastic dynamical models. *Physica D : Nonlinear Phenomena*, 239(18) :1781–1788.
- [49] Destuynder, P., Lescure, S., and Djaoua, M. (1983). Some remarks on elastic fracture mechanics. Journal de mécanique théorique et appliquée, 2(1) :113–135.
- [50] Diamanti, K. and Soutis, C. (2010). Structural health monitoring techniques for aircraft composite structures. Progress in Aerospace Sciences, 46(8):342–352.
- [51] Dong, J., Locquet, A., Declercq, N. F., and Citrin, D. (2016). Polarization-resolved terahertz imaging of intra- and inter-laminar damages in hybrid fiber-reinforced composite laminate subject to low-velocity impact. *Composites Part B : Engineering*, 92 :167–174.
- [52] Doudard, C., Calloch, S., Hild, F., Cugy, P., and Galtier, A. (2004). Identification of the scatter in high cycle fatigue from temperature measurements. *Comptes Rendus Mécanique*, 332(10) :795–801.
- [53] Dugdale, D. (1960). Yielding of steel sheets containing slits. Journal of the Mechanics and Physics of Solids, 8(2) :100–104.
- [54] Eleftheroglou, N., Zarouchas, D., and Benedictus, R. (2020). An adaptive probabilistic data-driven methodology for prognosis of the fatigue life of composite structures. *Composite Structures*, 245 :112386.

- [55] Emami Tabrizi, M., Halphen, B., Luong, M.-P., and Eytard, J.-C. (2009). Détection de l'endommagement mécanique par ultrasons. In de Mécanique, A. F., editor, CFM 2009 19ème Congrès Français de Mécanique, Congrès français de mécanique, Marseille, France. AFM, Maison de la Mécanique, 39/41 rue Louis Blanc 92400 Courbevoie. Colloque avec actes et comité de lecture. Internationale.
- [56] Evensen, G. (1992). Using the extended kalman filter with a multilayer quasigeostrophic ocean model. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 97(C11) :17905– 17924.
- [57] Evensen, G. (1994). Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using monte carlo methods to forecast error statistics. *Journal of Geophysical Research : Oceans*, 99(C5) :10143–10162.
- [58] Evensen, G. (2003). The ensemble kalman filter : Theoretical formulation and practical implementation. Ocean dynamics, 53(4) :343–367.
- [59] Farrar, C. R., Lieven, N. A., and Bement, M. T. (2005). An introduction to damage prognosis. Damage prognosis for aerospace, civil and mechanical systems.
- [60] Farrar, C. R. and Worden, K. (2007). An introduction to structural health monitoring. Philosophical Transactions of the Royal Society A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 365(1851) :303–315.
- [61] Feng, Z., Lin, Y., Wang, W., Hua, X., and Chen, Z. (2020). Probabilistic updating of structural models for damage assessment using approximate bayesian computation. *Sensors*, 20(11) :3197.
- [62] Feyel, F. (2003). A multilevel finite element method (fe2) to describe the response of highly non-linear structures using generalized continua. *Computer Methods in applied Mechanics and engineering*, 192(28-30) :3233–3244.
- [63] Feyel, F. and Chaboche, J.-L. (2000). Fe2 multiscale approach for modelling the elastoviscoplastic behaviour of long fibre sic/ti composite materials. *Computer methods* in applied mechanics and engineering, 183(3-4) :309–330.
- [64] Fleischhauer, R., Thomas, T., Kato, J., Terada, K., and Kaliske, M. (2020). Finite thermo-elastic decoupled two-scale analysis. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 121(3):355–392.
- [65] Fotouhi, M., Heidary, H., Ahmadi, M., and Pashmforoush, F. (2012). Characterization of composite materials damage under quasi-static three-point bending test using wavelet and fuzzy c-means clustering. *Journal of Composite Materials*, 46(15):1795–1808.
- [66] Fotouhi, M., Sadeghi, S., Jalalvand, M., and Ahmadi, M. (2017). Analysis of the damage mechanisms in mixed-mode delamination of laminated composites using acoustic emission data clustering. *Journal of Thermoplastic Composite Materials*, 30(3):318– 340.
- [67] Fotouhi, M., Suwarta, P., Jalalvand, M., Czel, G., and Wisnom, M. R. (2016). Detection of fibre fracture and ply fragmentation in thin-ply ud carbon/glass hybrid laminates using acoustic emission. *Composites Part A : Applied Science and Manufacturing*, 86:66–76.

- [68] Fuwa, M., Bunsell, A. R., and Harris, B. (1975). Tensile failure mechanisms in carbon fibre reinforced plastics. *Journal of Materials Science*, 10:2062–2070.
- [69] Fuwa, M., Bunsell, A. R., and Harris, B. (1976a). Acoustic emission studies of filament wound carbon fibre reinforced rings and pressure vessels. *Journal of strain analysis*, 11.2 :97–101.
- [70] Fuwa, M., Bunsell, A. R., and Harris, B. (1976b). An evaluation of acoustic emission techniques applied to carbon-fibre composites. *Journal of Physics D*, 9:353–364.
- [71] Garaud, J.-D., Rannou, J., Bovet, C., Feld-Payet, S., Chiaruttini, V., Marchand, B., Lacourt, L., Yastrebov, V. A., Osipov, N., and Quilici, S. (2019). Z-set -suite logicielle pour la simulation des matériaux et structures. In 14ème Colloque National en Calcul des Structures, Presqu'île de Giens (Var), France.
- [72] Gąsior, P., Malesa, M., Kaleta, J., Kujawińska, M., Malowany, K., and Rybczyński, R. (2018). Application of complementary optical methods for strain investigation in composite high pressure vessel. *Composite Structures*, 203 :718–724.
- [73] Ghobadi, A. (2017). Common type of damages in composites and their inspections. World Journal of Mechanics, 7 :24–33.
- [74] Godin, N., Huguet, S., and Gaertner, R. (2005). Integration of the kohonen's selforganising map and k-means algorithm for the segmentation of the ae data collected during tensile tests on cross-ply composites. Ndt & E International, 38(4) :299–309.
- [75] Godin, N., Huguet, S., Gaertner, R., and Salmon, L. (2004). 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.
- [76] Godin, N., Reynaud, P., and Fantozzi, G. (2018). Challenges and limitations in the identification of acoustic emission signature of damage mechanisms in composites materials. *Applied sciences*, 8(8) :1267.
- [77] Gogu, C., Yin, W., Haftka, R., Ifju, P., Molimard, J., Le Riche, R., and Vautrin, A. (2013). Bayesian identification of elastic constants in multi-directional laminate from moiré interferometry displacement fields. *Experimental Mechanics*, 53(4):635–648.
- [78] Gordon, N. J., Salmond, D. J., and Smith, A. F. (1993). Novel approach to nonlinear/non-gaussian bayesian state estimation. In *IEE proceedings F (radar and signal processing)*, volume 140, pages 107–113. IET.
- [79] Grabec, I., Kosel, T., and Mužič, P. (1998). Location of continuous ae sources by sensory neural networks. *Ultrasonics*, 36(1-5):525–530.
- [80] Grédiac, M. (1989). Principe des travaux virtuels et identification. Comptes rendus de l'Académie des sciences. Série 2, Mécanique, Physique, Chimie, Sciences de l'univers, Sciences de la Terre, 309(1) :1–5.
- [81] Gutkin, R., Green, C., Vangrattanachai, S., Pinho, S., Robinson, P., and Curtis, P. (2011). On acoustic emission for failure investigation in cfrp : Pattern recognition and peak frequency analyses. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25(4) :1393–1407.
- [82] Hadamard, J. (1902). Sur les problèmes aux dérivés partielles et leur signification physique. Princeton University Bulletin, 13:49–52.

- [83] Hansen, P. C. (1999). The l-curve and its use in the numerical treatment of inverse problems.
- [84] Harizi, W., Chaki, S., Bourse, G., and Ourak, M. (2014). Mechanical damage assessment of glass fiber-reinforced polymer composites using passive infrared thermography. *Composites Part B : Engineering*, 59 :74–79.
- [85] Hashin, Z. (1980). Fatigue failure criteria for unidirectional fiber composites. *Journal* of applied mechanics, 47(4) :329–334.
- [86] Hedgepeth, J. M. and Dyke, P. V. (1967). Local stress concentrations in imperfect filamentary composite materials. *Journal of Composite Materials*, 1(3):294–309.
- [87] Herman, A., Orifici, A., and Mouritz, A. (2013). Vibration modal analysis of defects in composite t-stiffened panels. *Composite Structures*, 104 :34–42.
- [88] Iizuka, J., Kaba, I. K., Surber, H. L., Poon, Y. P., et al. (2012). Neural network burst pressure prediction in composite overwrapped pressure vessels using mathematically modeled acoustic emission failure mechanism data. *Research in Nondestructive Evaluation*, 23(2) :89–103.
- [89] Islam, F. (2020). Probabilistic single fibre characterisation to improve stochastic strength modelling of unidirectional composites. Theses, Université Paris sciences et lettres.
- [90] Islam, F., Bucknell, S., Leray, Y., Bunsell, A., Laiarinandrasana, L., and Joannès, S. (2018). Improvements in Determination of Carbon Fibre Strength Distribution Using Automation and Statistical Data. In *Fiber Society's Spring 2018 Conference*, The Fiber Society Spring 2018 Technical Conference, Tokyo, Japan. The Fiber Society.
- [91] Julier, S. and Uhlmann, J. K. (1996). A general method for approximating nonlinear transformations of probability distributions.
- [92] Julier, S. J. and Uhlmann, J. K. (1997). New extension of the kalman filter to nonlinear systems. In *Signal processing, sensor fusion, and target recognition VI*, volume 3068, pages 182–193. Spie.
- [93] Kachanov, L. M. (1958). Time of the rupture process under creep conditions, izy akad. Nank S. S. R. Otd Tech Nauk, 8 :26–31.
- [94] Kaipio, J. and Somersalo, E. (2006). Statistical and computational inverse problems, volume 160. Springer Science & Business Media.
- [95] Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems.
- [96] Kavanagh, K. T. (1972). Extension of classical experimental techniques for characterizing composite-material behavior. *Experimental mechanics*, 12(1):50–56.
- [97] Kerfriden, P. (2008). Stratégie de décomposition de domaine à trois échelles pour la simulation du délaminage dans les stratifiés. Theses, École normale supérieure de Cachan - ENS Cachan.
- [98] Khan, A., Azad, M. M., Sohail, M., and Kim, H. S. (2023). A review of physicsbased models in prognostics and health management of laminated composite structures. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, pages 1–21.

- [99] Khayal, O. M. E. S. (2017). Literature review on imperfection of composite laminated plates. Journal of Microscopy and Ultrastructure, 5(3) :119–122.
- [100] Kumar, C. S., Arumugam, V., Sajith, S., Dhakal, H. N., and John, R. (2015). Acoustic emission characterisation of failure modes in hemp/epoxy and glass/epoxy composite laminates. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 34(4) :1–11.
- [101] Ladevèze, P. (2005). Multiscale computational damage modelling of laminate composites. In *Multiscale modelling of damage and fracture processes in composite materials*, pages 171–212. Springer.
- [102] Ladevèze, P. and Lubineau, G. (2001). On a damage mesomodel for laminates : micro-meso relationships, possibilities and limits. *Composites Science and Technology*, 61(15) :2149–2158.
- [103] Ladevèze, P., Nedjar, D., and Reynier, M. (1994). Updating of finite element models using vibration tests. AIAA journal, 32(7) :1485–1491.
- [104] Ladevèze, P. and LeDantec, E. (1992). Damage modelling of the elementary ply for laminated composites. *Composites science and technology*, 43(3):257–267.
- [105] Ladevèze, P. and Lubineau, G. (2001). On a damage mesomodel for laminates : micro-meso relationships, possibilities and limits. *Composites Science and Technology*, 61(15) :2149-2158.
- [106] Ladevèze, P. and Lubineau, G. (2002). An enhanced mesomodel for laminates based on micromechanics. *Composites Science and Technology*, 62(4):533–541.
- [107] Lamon, J. (2016). Statistical-Probabilistic Approaches to Brittle Fracture : The Weibull Model, pages 35–49.
- [108] Landis, C. M., McGlockton, M. A., and McMeeking, R. M. (1999). An improved shear lag model for broken fibers in composite materials. *Journal of Composite Materials*, 33(7) :667–680.
- [109] Le Dimet, F.-X. and Talagrand, O. (1986). Variational algorithms for analysis and assimilation of meteorological observations : theoretical aspects. *Tellus A : Dynamic Meteorology and Oceanography*, 38(2) :97–110.
- [110] Le Gall, T., Monnier, T., Fusco, C., Godin, N., and Hebaz, S.-E. (2018). Towards quantitative acoustic emission by finite element modelling : Contribution of modal analysis and identification of pertinent descriptors. *Applied Sciences*, 8(12) :2557.
- [111] Leclerc, H., Périé, J.-N., Roux, S., and Hild, F. (2009). Integrated digital image correlation for the identification of mechanical properties. In *International conference* on computer vision/computer graphics collaboration techniques and applications, pages 161–171. Springer.
- [112] Lee, Y.-J., Ahmed, H., and Lee, J.-R. (2020). Filament-wound composite pressure vessel inspection based on rotational through-transmission laser ultrasonic propagation imaging. *Composite Structures*, 236 :111871.
- [113] Li, T., Lomazzi, L., Cadini, F., Sbarufatti, C., Chen, J., and Yuan, S. (2022). Numerical simulation-aided particle filter-based damage prognosis using lamb waves. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 178 :109326.

- [114] Loutas, T., Eleftheroglou, N., and Zarouchas, D. (2017). A data-driven probabilistic framework towards the in-situ prognostics of fatigue life of composites based on acoustic emission data. *Composite Structures*, 161 :522–529.
- [115] Mahdavi, H. R., Rahimi, G. H., and Farrokhabadi, A. (2016). Failure analysis of (±55) 9 filament-wound gre pipes using acoustic emission technique. *Engineering Failure Analysis*, 62 :178–187.
- [116] Mahdian, A., Yousefi, J., Nazmdar, M., Zarif Karimi, N., Ahmadi, M., and Minak, G. (2017). Damage evaluation of laminated composites under low-velocity impact tests using acoustic emission method. *Journal of Composite Materials*, 51(4):479–490.
- [117] Malpot, A., Touchard, F., and Bergamo, S. (2017). An investigation of the influence of moisture on fatigue damage mechanisms in a woven glass-fibre-reinforced pa66 composite using acoustic emission and infrared thermography. *Composites Part* B: Engineering, 130:11–20.
- [118] Marchand, B. (2017). Assimilation de données et recalage rapide de modèles mécaniques complexes. Theses, Université Paris Saclay (COmUE).
- [119] Marchand, B., Chamoin, L., and Rey, C. (2016). Real-time updating of structural mechanics models using kalman filtering, modified constitutive relation error, and proper generalized decomposition. *International Journal for Numerical Methods in En*gineering, 107(9):786–810.
- [120] Marchand, B. and Quilici, S. (2019). Préconditionneur grille grossière pour la résolution par solveur ité-ratif de problème éléments-finis fortement nonlinéaires de grandes tailles. In 14e colloque national en calcul des structures, page 8.
- [121] Memmolo, V., Maio, L., and Ricci, F. (2022). Assessment of damage in composite pressure vessels using guided waves. *Sensors*, 22(14) :5182.
- [122] Mitchell, H. L. and Houtekamer, P. L. (2000). An adaptive ensemble kalman filter. Monthly Weather Review, 128(2) :416 – 433.
- [123] Moghaddass, R. and Zuo, M. J. (2014). An integrated framework for online diagnostic and prognostic health monitoring using a multistate deterioration process. *Reliability Engineering & System Safety*, 124 :92–104.
- [124] Mohammadi, R., Saeedifar, M., Toudeshky, H. H., Najafabadi, M. A., and Fotouhi, M. (2015). Prediction of delamination growth in carbon/epoxy composites using a novel acoustic emission-based approach. *Journal of Reinforced Plastics and Composites*, 34(11) :868–878.
- [125] Morozov, V. A. (1968). The error principle in the solution of operational equations by the regularization method. USSR Computational Mathematics and Mathematical Physics, 8(2):63–87.
- [126] Murari, V. and Upadhyay, C. (2012). Micromechanics based ply level material degradation model for unidirectional composites. *Composite Structures*, 94(2):671–680.
- [127] Murray, B. R., Leen, S. B., Semprimoschnig, C. O., and Brádaigh, C. M. Ó. (2016). Helium permeability of polymer materials as liners for composite overwrapped pressure vessels. *Journal of Applied Polymer Science*, 133(29).

- [128] Nazmdar Shahri, M., Yousefi, J., Fotouhi, M., and Ahmadi Najfabadi, M. (2016). Damage evaluation of composite materials using acoustic emission features and hilbert transform. *Journal of Composite Materials*, 50(14) :1897–1907.
- [129] Nedele, M. and Wisnom, M. (1994a). Stress concentration factors around a broken fibre in a unidirectional carbon fibre-reinforced epoxy. *Composites*, 25(7) :549–557. Third International Conference on Interfacial Phenomena in Composite Materials.
- [130] Nedele, M. R. and Wisnom, M. R. (1994b). Three-dimensional finite element analysis of the stress concentration at a single fibre break. *Composites Science and Technology*, 51(4):517–524.
- [131] Newman, J. W. (2018). 7.13 shearography nondestructive testing of composites. In Beaumont, P. W. and Zweben, C. H., editors, *Comprehensive Composite Materials II*, pages 270–290. Elsevier, Oxford.
- [132] Nguyen, V. P., Lloberas-Valls, O., Stroeven, M., and Sluys, L. J. (2010). On the existence of representative volumes for softening quasi-brittle materials-a failure zone averaging scheme. *Computer methods in applied mechanics and engineering*, 199(45-48):3028–3038.
- [133] Nikbakht, M., Yousefi, J., Hosseini-Toudeshky, H., and Minak, G. (2017). Delamination evaluation of composite laminates with different interface fiber orientations using acoustic emission features and micro visualization. *Composites Part B : Engineering*, 113 :185–196.
- [134] Nimdum, P. and Renard, J. (2012). Use of acoustic emission to discriminate damage modes in carbon fibre reinforced epoxy laminate during tensile and buckling loading. In 15th European conference on composite materials, Venice (ECCM-150).
- [135] Niri, E. D., Farhidzadeh, A., and Salamone, S. (2014). Nonlinear kalman filtering for acoustic emission source localization in anisotropic panels. *Ultrasonics*, 54(2):486–501.
- [136] Ochôa, P., Infante, V., Silva, J. M., and Groves, R. M. (2015). Detection of multiple low-energy impact damage in composite plates using lamb wave techniques. *Composites Part B : Engineering*, 80 :291–298.
- [137] Ohtsu, M. and Ono, K. (1986). The generalized theory and source representations of acoustic emission. *Journal of acoustic emission*, 5(4) :124–133.
- [138] Otero, F., Oller, S., Martinez, X., and Salomón, O. (2015). Numerical homogenization for composite materials analysis. comparison with other micro mechanical formulations. *Composite Structures*, 122 :405–416.
- [139] Oz, F. E., Ersoy, N., and Lomov, S. V. (2017). Do high frequency acoustic emission events always represent fibre failure in cfrp laminates? *Composites Part A : Applied Science and Manufacturing*, 103 :230–235.
- [140] Pereira Álvarez, P., Kerfriden, P., Ryckelynck, D., and Robin, V. (2021). Real-time data assimilation in welding operations using thermal imaging and accelerated highfidelity digital twinning. *Mathematics*, 9(18) :2263.
- [141] Philippidis, T. P. and Assimakopoulou, T. T. (2008). Using acoustic emission to assess shear strength degradation in frp composites due to constant and variable amplitude fatigue loading. *Composites Science and Technology*, 68(3-4) :840–847.

- [142] Pickering, K., Bader, M., and Kimber, A. (1998). Damage accumulation during the failure of uniaxial carbon fibre composites. *Composites Part A : Applied Science and Manufacturing*, 29(4) :435–441.
- [143] Pulikkathodi, A., Lacazedieu, E., and Chamoin, L. (2023). Real-time inverse crack tracking in uncertain microstructures using pgd-based model reduction and extended kalman filtering. *Computational Mechanics*, 71(2):311–332.
- [144] Rajendraboopathy, S., Sasikumar, T., Usha, K., and Vasudev, E. (2009). Artificial neural network a tool for predicting failure strength of composite tensile coupons using acoustic emission technique. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 44(3) :399–404.
- [145] Ramirez, J. P. B., Halm, D., and Grandidier, J.-C. (2019). Assessment of a damage model for wound composite structures by acoustic emission. *Composite Structures*, 214 :414–421.
- [146] Ramirez, J. P. B., Halm, D., Grandidier, J.-C., and Villalonga, S. (2015). A fixed directions damage model for composite materials dedicated to hyperbaric type iv hydrogen storage vessel-part ii : Validation on notched structures. *International Journal* of Hydrogen Energy, 40(38) :13174–13182.
- [147] Refahi Oskouei, A., Zucchelli, A., Ahmadi, M., and Minak, G. (2011). An integrated approach based on acoustic emission and mechanical information to evaluate the delamination fracture toughness at mode i in composite laminate. *Materials and Design*, 32(3):1444–1455.
- [148] Rice, J. R. (1968). A path independent integral and the approximate analysis of strain concentration by notches and cracks.
- [149] Roininen, L., Huttunen, J. M., and Lasanen, S. (2014). Whittle-matérn priors for bayesian statistical inversion with applications in electrical impedance tomography. *In*verse Problems & Imaging, 8(2).
- [150] Rojek, J. (2020). Effet de la porosité dans les réservoirs composites à parois épaisses : Observations expérimentales et modélisation numérique. Theses, Université Paris sciences et lettres.
- [151] Rouse, J., Kerfriden, P., and Hamadi, M. (2021). A probabilistic hierarchical submodelling approach through a posteriori bayesian state estimation of finite element error fields.
- [152] RUIZ, J. J., PULIDO, M., and MIYOSHI, T. (2013). Estimating model parameters with ensemble-based data assimilation : A review. *Journal of the Meteorological Society* of Japan. Ser. II, 91(2):79–99.
- [153] Saeedifar, M., Najafabadi, M. A., Zarouchas, D., Toudeshky, H. H., and Jalalvand, M. (2018). Clustering of interlaminar and intralaminar damages in laminated composites under indentation loading using acoustic emission. *Composites Part B : Engineering*, 144 :206–219.
- [154] Saeedifar, M., Saleh, M. N., De Freitas, S. T., and Zarouchas, D. (2019). Damage characterization of adhesively-bonded bi-material joints using acoustic emission. *Composites Part B : Engineering*, 176 :107356.
- [155] Saeedifar, M. and Zarouchas, D. (2020). Damage characterization of laminated composites using acoustic emission : A review. *Composites Part B : Engineering*, 195 :108039.
- [156] Sarkar, P. (2003). Sequential monte carlo methods in practice. Technometrics, 45(1):106.
- [157] Sause, M. (2016). In Situ Monitoring of Fiber-Reinforced Composites Theory, Basic Concepts, Methods, and Applications.
- [158] Sause, M. G. and Horn, S. (2010). Simulation of acoustic emission in planar carbon fiber reinforced plastic specimens. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 29(2):123–142.
- [159] Sause, M. G., Schmitt, S., Hoeck, B., and Monden, A. (2019). Acoustic emission based prediction of local stress exposure. *Composites Science and Technology*, 173:90– 98.
- [160] Sawan, H. A., Walter, M. E., and Marquette, B. (2015). Unsupervised learning for classification of acoustic emission events from tensile and bending experiments with open-hole carbon fiber composite samples. *Composites Science and Technology*, 107:89– 97.
- [161] Schmidt, S. F. (1966). Application of state-space methods to navigation problems. volume 3 of Advances in Control Systems, pages 293–340. Elsevier.
- [162] Scott, A., Sinclair, I., Spearing, S., Thionnet, A., and Bunsell, A. (2012). Damage accumulation in a carbon/epoxy composite : Comparison between a multiscale model and computed tomography experimental results. *Composites Part A : Applied Science and Manufacturing*, 43(9) :1514–1522.
- [163] Shateri, M., Ghaib, M., Svecova, D., and Thomson, D. (2017). On acoustic emission for damage detection and failure prediction in fiber reinforced polymer rods using pattern recognition analysis. *Smart Materials and Structures*, 26(6) :065023.
- [164] Sidén, P., Lindgren, F., Bolin, D., Eklund, A., and Villani, M. (2021). Spatial 3d matérn priors for fast whole-brain fmri analysis. *Bayesian Analysis*, 16(4) :1251–1278.
- [165] Smit, R. J., Brekelmans, W. M., and Meijer, H. E. (1998). Prediction of the mechanical behavior of nonlinear heterogeneous systems by multi-level finite element modeling. *Computer methods in applied mechanics and engineering*, 155(1-2) :181–192.
- [166] Somersalo, E. and Kaipio, J. (2004). Statistical and computational inverse problems. Applied Mathematical Sciences, 160.
- [167] Sorenson, H. W. and Stuberrud, A. R. (1968). Non-linear filtering by approximation of the a posteriori density. *International Journal of Control*, 8(1):33–51.
- [168] Straub, D., Papaioannou, I., and Betz, W. (2016). Bayesian analysis of rare events. Journal of Computational Physics, 314 :538–556.
- [169] Stroud, J. R., Katzfuss, M., and Wikle, C. K. (2018). A bayesian adaptive ensemble kalman filter for sequential state and parameter estimation. *Monthly Weather Review*, 146(1):373 – 386.

- [170] Suquet, P. (1982). Plasticite et homogenesation. PhD thesis, Université Pierre et Marie Curie.
- [171] Suquet, P. M. (1987). Introduction. In Sanchez-Palencia, E. and Zaoui, A., editors, *Homogenization Techniques for Composite Media*, pages 193–198, Berlin, Heidelberg. Springer Berlin Heidelberg.
- [172] Särkkä, S. (2016a). Bayesian estimation of parameters in state space models. Lecture.
- [173] Särkkä, S. (2016b). Particle filtering. Lecture.
- [174] Takemoto, M., Nishino, H., and Ono, K. (2000). Wavelet transform-applications to ae signal analysis. Acoustic Emission-Beyond the Millennium, pages 35–56.
- [175] Tamstorf, R., Jones, T., and McCormick, S. F. (2015). Smoothed aggregation multigrid for cloth simulation. ACM Transactions on Graphics (TOG), 34(6) :1–13.
- [176] Tan, K., Watanabe, N., and Iwahori, Y. (2011). X-ray radiography and microcomputed tomography examination of damage characteristics in stitched composites subjected to impact loading. *Composites Part B : Engineering*, 42(4):874–884.
- [177] Tandeo, P., Ailliot, P., Bocquet, M., Carrassi, A., Miyoshi, T., Pulido, M., and Zhen, Y. (2018). Joint estimation of model and observation error covariance matrices in data assimilation : a review.
- [178] Tarantola, A. (2005). Inverse problem theory and methods for model parameter estimation. SIAM.
- [179] Thionnet, A., Chou, H., and Bunsell, A. (2014). Fibre break processes in unidirectional composites. Composites Part A : Applied Science and Manufacturing, 65 :148–160.
- [180] Thionnet, A. and Renard, J. (1993). Meso-macro approach to transverse cracking in laminated composites using talreja's model. *Composites Engineering*, 3(9):851–871.
- [181] Tikhonov, A. N. (1943). On the stability of inverse problems. In Dokl. Akad. Nauk SSSR, volume 39, pages 195–198.
- [182] Tobias, A. (1976). Acoustic-emission source location in two dimensions by an array of three sensors. *Non-destructive testing*, 9(1) :9–12.
- [183] Trémolet, Y. (2007). Model-error estimation in 4d-var. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 133(626) :1267–1280.
- [184] Tsai, S. W. and Wu, E. M. (1971). A general theory of strength for anisotropic materials. *Journal of composite materials*, 5(1):58–80.
- [185] van der Meer, F. and Sluys, L. (2010). Mesh-independent modeling of both distributed and discrete matrix cracking in interaction with delamination in composites. *Engineering Fracture Mechanics*, 77(4) :719–735.
- [186] Vanlanduit, S., Guillaume, P., and Linden, G. V. D. (2003). On-line monitoring of fatigue cracks using ultrasonic surface waves. NDT and E International, 36(8):601–607.
- [187] Venkatesh, V. and Houghton, J. (1996). Neural network approach to acoustic emission source location. *Journal of acoustic emission*, 14(2):61–68.

- [188] Violeau, D., Ladevèze, P., and Lubineau, G. (2009). Micromodel-based simulations for laminated composites. *Composites Science and Technology*, 69(9) :1364–1371.
- [189] Wevers, M. (1997). Listening to the sound of materials : Acoustic emission for the analysis of material behaviour. *NDT and E International*, 30(2) :99–106. A selection of papers presented at the First Joint Belgian-Hellenic Conference on NDT.
- [190] Widjaja, M. P. (2020). Towards a full-scale type IV pressure vessel burst simulation using a multiscale model and the ergodic functions theory. Theses, Université Paris sciences et lettres.
- [191] Wiener, N., Wiener, N., Mathematician, C., Wiener, N., Wiener, N., and Mathématicien, C. (1949). Extrapolation, interpolation, and smoothing of stationary time series : with engineering applications, volume 113. MIT press Cambridge, MA.
- [192] Wu, L., Chung, C. N., Major, Z., Adam, L., and Noels, L. (2018). From sem images to elastic responses : A stochastic multiscale analysis of ud fiber reinforced composites. *Composite Structures*, 189 :206–227.
- [193] Wu, Y., Perrin, M., Pastor, M.-L., Casari, P., and Gong, X. (2021). On the determination of acoustic emission wave propagation velocity in composite sandwich structures. *Composite Structures*, 259 :113231.
- [194] Yuan, Y., Au, F. T., Yang, D., and Zhang, J. (2022). Active learning structural model updating of a multisensory system based on kriging method and bayesian inference. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering.*
- [195] Zeng, Z., Tian, Q., Wang, H., Jiao, S., and Li, J. (2019). Testing of delamination in multidirectional carbon fiber reinforced polymer laminates using the vertical eddy current method. *Composite Structures*, 208 :314–321.
- [196] Zhou, W., Wang, J., Pan, Z.-b., Liu, J., Ma, L.-h., Zhou, J.-y., and Su, Y.-f. (2022). Review on optimization design, failure analysis and non-destructive testing of composite hydrogen storage vessel. *International Journal of Hydrogen Energy*.
- [197] Ziola, S. M. and Gorman, M. R. (1991). Source location in thin plates using crosscorrelation. The Journal of the Acoustical Society of America, 90(5):2551–2556.
- [198] Zupanski, D. (1997). A general weak constraint applicable to operational 4dvar data assimilation systems. *Monthly Weather Review*, 125(9) :2274 – 2292.

RÉSUMÉ

Dans ce travail de thèse, nous développons un jumeau numérique (DT) multi-échelle en associant les signaux des EAs à un modèle d'endommagement HF comportant un niveau élevé de détails, afin d'évaluer en ligne l'endommagement des CPVs et faire des prédictions futures. Néanmoins, la concrétisation de cet objectif est jonché des difficultés. Pour la description mécanique, nous utilisons un modèle micro-méso qui offre une description détaillée de la statistique de rupture des fibres, engendrant une forte charge de calcul. Pour une intégration efficace dans le DT, nous homogénéisons d'abord le modèle pour le rendre déterministe à l'échelle mésoscopique et nous le réduisons ensuite en un modèle 0D au point du pli endommageable avec une déformation imposée. D'autre part, les signaux acoustiques sont simplifiés en étant modélisés comme des détections, sans analyse d'atténuation ni de propagation. Elles seront générées par un processus de Poisson basé sur des principes physiques, où la probabilité de détection d'événements acoustiques augmente au fur et à mesure de l'avancement de l'endommagement. Cette relation avec la mécanique est exprimée par la forme de l'intensité du processus de Poisson, qui suit une loi puissance liant l'évolution de l'endommagement à divers événements acoustiques pouvant être détectés instantanément par des capteurs. Finalement, pour s'adapter à la génération dynamique de données, on résout un problème inverse en ligne par assimilation de données avec un filtrage bayésien de type filtre particulaire (PF) avec une évaluation des paramètres du modèle acoustique non gaussien et du PF par maximisation de la vraisemblance marginale.

MOTS CLÉS

Matériau composite, Modélisation, Maillage, Homogénéisation, Contrôle non destructif, Émission Acoustique, Problème inverse, assimilation de données

ABSTRACT

In this thesis work, we develop a multi-scale Digital Twin (DT) by combining Acoustic Emission (AE) signals with a high-fidelity damage model that includes a high level of detail, aiming to perform online damage assessment of CPVs and make future predictions. Nonetheless, the realization of this objective is riddled with challenges. For the mechanical description, we utilize a micro-meso model that provides an intricate account of fiber rupture statistics, resulting in a substantial computational burden. To seamlessly integrate it into the DT, we first homogenize the model to make it deterministic at the mesoscopic scale, and subsequently reduce it to a 0D model at the location of the damage-prone fold with imposed deformation. On the other hand, acoustic signals are simplified by being modeled as detections, without attenuation or propagation analysis. They will be generated through a Poisson process based on physical principles, where the probability of detecting acoustic events increases as damage progresses. This connection with mechanics is expressed through the form of the Poisson process intensity, which follows a power-law distribution that links the evolution of damage to various acoustic events that can be instantaneously detected by sensors. Finally, to adapt to the dynamic data generation, an online inverse problem is solved through data assimilation using a particle filter (PF) Bayesian filtering approach. The parameters of the non-Gaussian acoustic model and the PF are evaluated by maximizing the marginal likelihood.

KEYWORDS

Composite material, Homogenization, projection, mesh independancy, NDT, acoustic emissions, inverse problem, data assimilation.