



**HAL**  
open science

# Contrôle de santé des structures aéronautiques : développement d'une approche de détection de dégradation en temps réel fondée sur l'analyse de données et la réduction de modèle

Maurine Jacot, Maurice Theobald, Francisco Chinesta

## ► To cite this version:

Maurine Jacot, Maurice Theobald, Francisco Chinesta. Contrôle de santé des structures aéronautiques : développement d'une approche de détection de dégradation en temps réel fondée sur l'analyse de données et la réduction de modèle. 15ème colloque national en calcul des structures, Université Polytechnique Hauts-de-France [UPHF], May 2022, 83400 Hyères-les-Palmiers, France. hal-03717987

**HAL Id: hal-03717987**

**<https://hal.science/hal-03717987v1>**

Submitted on 8 Jul 2022

**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.

# Contrôle de santé des structures aéronautiques : développement d'une approche de détection de dégradation en temps réel fondée sur l'analyse de données et la réduction de modèle

M. Jacot<sup>1,2</sup>, F. Chinesta<sup>1</sup>, M. Théobald<sup>2</sup>,

<sup>1</sup> Laboratoire PIMM, Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers, {maurine.jacot,francisco.chinesta}@ensam.eu

<sup>2</sup> Safran Tech, Department of Digital Sciences and Technologies, {maurine.jacot,maurice.theobald}@safrangroup.com

---

**Résumé** — Pour les acteurs de l'industrie aéronautique, le suivi en temps réel de l'état de santé des structures aéronautiques (SHM : Structural Health Monitoring) est un enjeu important. Le principe du SHM repose sur la mise en œuvre de capteurs, d'analyse de données et d'une méthodologie de diagnostic. L'objectif est surveiller l'intégrité d'une structure pour détecter précocément un endommagement et appliquer des actions de maintenance conditionnelle. Une stratégie hybride fondée sur la modélisation et l'analyse de données est proposée afin de détecter une dégradation structurelle d'une aube de soufflante. **Mots clés** — Surveillance des structures, simulation numérique, réduction de modèle.

---

## 1 Introduction

### 1.1 Contrôle de santé des structures aéronautiques

Pour les compagnies aériennes, la visibilité sur les opérations de maintenance prédictive est un enjeu très important. Dans ce contexte, le suivi en temps réel de l'état de santé des structures (SHM : Structural Health Monitoring) est un service à très forte valeur ajoutée. En effet, cela permet aux compagnies de mieux exploiter leur flotte, de diminuer les temps d'immobilisation au sol, tout en contribuant aux aspects de sécurité [14]. Le SHM est un processus qui consiste à mettre en œuvre une stratégie automatique afin de déterminer l'état de santé d'une structure durant un intervalle régulier [6].

### 1.2 Aubes de soufflante

Élément caractéristique des turboréacteurs, la soufflante est le premier élément rotatif en contact avec la masse d'air en entrée d'un turboréacteur. Elle se compose d'un certain nombre d'aubes disposées sur un moyeu et tournant à la même vitesse de rotation que le rotor [3]. Les aubes peuvent atteindre des vitesses tangentielles supérieures à la vitesse du son, ce qui entraîne des contraintes mécaniques extrêmes sur les matériaux. De par leur utilisation durant plusieurs années, ces structures sont soumises à des phénomènes de fatigue [1], et leur emplacement au sein d'un turboréacteur augmente le risque de dégradation par injection de débris extérieurs ou d'oiseaux. La dégradation peut se traduire par exemple par une perte de raideur de la structure qui conduit à une modification du comportement de celle-ci, une diminution des performances du turboréacteur, un vieillissement précoce des matériaux et à des opérations de maintenance corrective plus coûteuses [13]. Cependant, il n'est pas possible de mesurer directement la perte de raideur, ni de la localiser. Dans ce cas, la mise en place d'un système SHM permet de traiter les informations issues des données prélevées sur la structure pour identifier la présence d'un endommagement. Ces données correspondent généralement aux déplacements dans les directions  $x, y, z$ .

### 1.3 Problématiques de détection en temps réel et analyse de données

À partir du système de surveillance SHM, un diagnostic peut être effectué. Cela implique la détection d'une dégradation, sa localisation et sa caractérisation. Pour cela, deux approches sont généralement employées : une approche basée sur les données ou une approche basée sur les modèles physiques.

Cependant, ces approches ne sont pas exclusives et peuvent être combinées afin de créer une stratégie hybride à partir de techniques de modélisation et d'assimilation de données [9]. La modélisation implique des modèles physiques qui sont généralement résolus par éléments finis. Ces modèles sont complexes et impliquent un grand nombre de degrés de liberté. Afin d'en extraire des informations pertinentes, des techniques d'analyse de données peuvent être utilisées [2]. Parmi elles, la Décomposition Orthogonale aux Valeurs Propres (POD : Proper Orthogonal Decomposition) dont l'objectif est de déterminer une base orthogonale qui approxime la solution par une somme finie de coefficients d'approximation et de modes. Les coefficients sont obtenus par projection de la solution sur la base des modes. Si on projette les données prélevées sur une structure dégradée dans cette même base, les coefficients d'approximation évolueront et différeront des coefficients du modèle de référence, indiquant la présence d'un endommagement.

Une méthodologie globale de diagnostic reposant sur la modélisation, l'analyse de données et la réduction de modèle est présentée dans la Figure 1. Les travaux présentés concernent une stratégie de détection. Les autres étapes de diagnostic (localisation et caractérisation) feront l'objet de travaux et publications futurs. La détection se base sur une comparaison entre la réponse d'une structure dégradée à une sollicitation et la réponse d'une structure non dégradée à cette même sollicitation. La méthodologie proposée consiste à déterminer si la structure est dégradée à partir de la projection de données mesurées "En ligne" dans une base réduite de référence construite "Hors ligne" à partir d'un modèle fluide structure d'une aube. L'analyse des résultats permet de déterminer l'impact d'une dégradation sur les coefficients d'approximation de la base réduite. Afin d'exploiter la capacité des techniques d'assimilation de données, plusieurs points de fonctionnement sont étudiés.

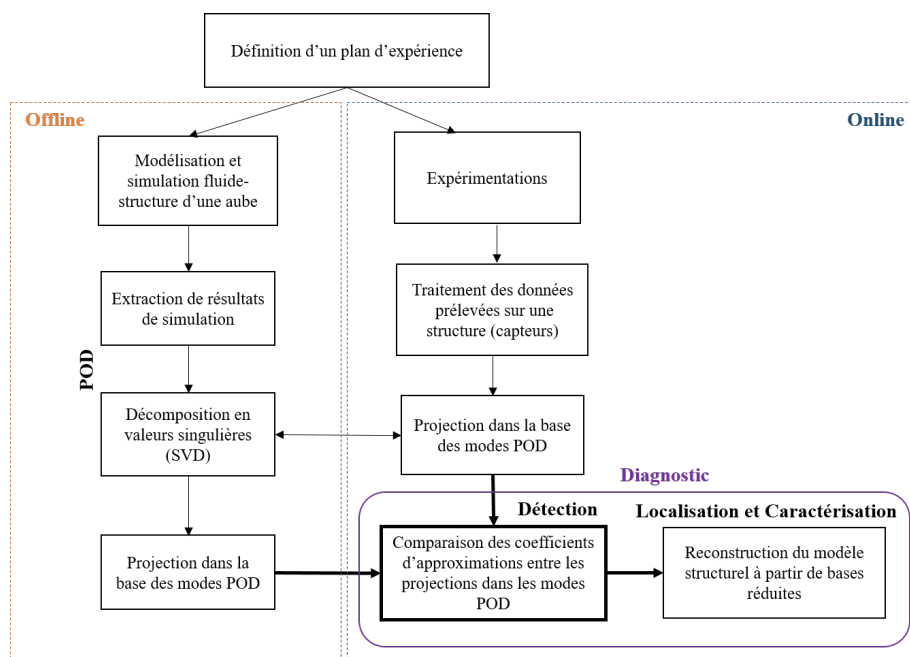


FIGURE 1 – Méthodologie proposée : diagnostic en temps réel basé sur la réduction de modèle

## 2 Modélisation et simulation statique d'une aube fan non dégradée

Afin de présenter la méthodologie proposée, on choisit d'étudier une aube ( $l = 40\text{cm}$ ) issue d'une soufflante composée initialement de huit aubes et soumise à une dégradation structurelle entraînant une perte de raideur locale. L'aube est fixée sur un moyeu, lui-même entraîné par un arbre de rotation et soumise à des sollicitations aérodynamiques. Afin d'évaluer la réponse de la structure à ces sollicitations, des analyses fluide structure sont réalisées avec l'outil Ansys<sup>TM</sup> en condition stationnaire, à différents points de fonctionnement et en trois dimensions  $x, y, z$ . Le modèle de soufflante et la coupe d'aube utilisée dans le modèle fluide sont présentés en Figure 2.

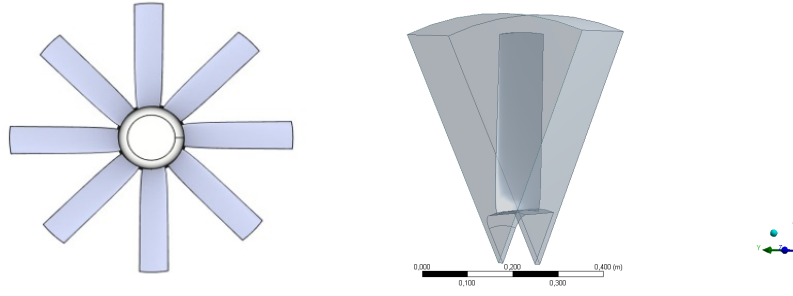


FIGURE 2 – Modèle de soufflante étudiée et coupe d'aube

La Figure 1 présente différents points de fonctionnement de l'aube de soufflante qui constituent une base d'expérience nécessaire pour la création d'un modèle réduit à partir de différents résultats. Nous avons choisi de faire varier un paramètre d'entrée du modèle fluide : la vitesse de rotation de l'arbre. On note  $k = 1, \dots, N_s$  avec  $N_s = 4$  le nombre de simulations réalisées.

Paramètre d'entrée : vitesse de rotation de l'arbre $N$ ( $tr.min^{-1}$ )		
$N_1$		5 000 $tr.min^{-1}$
$N_2$		10 000 $tr.min^{-1}$
$N_3$		15 000 $tr.min^{-1}$
$N_4$		20 000 $tr.min^{-1}$

TABLE 1 – Points de fonctionnement considérés

## 2.1 Modèle fluide

Le fluide considéré est de l'air dont les propriétés sont supposées constantes. Le modèle fluide utilisé pour résoudre l'interaction fluide structure sur l'aube de soufflante est celui des équations de Navier-Stokes moyennées (RANS) en régime stationnaire couplé à un modèle de turbulence  $k - \epsilon$  [10]. Il s'agit de l'approche la plus utilisée pour les applications industrielles [15] et pour la modélisation en régime stationnaire d'écoulements turbulents.

## 2.2 Modèle structure

Le modèle structurel repose sur l'application des équations de Lagrange linéarisées [12]. À partir de celles-ci est définie l'équation matricielle régissant le comportement dynamique d'un corps élastique en rotation :

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{U}} + (\mathbf{C} + \mathbf{G})\dot{\mathbf{U}} + (\mathbf{K} + \mathbf{N} + \mathbf{P})\mathbf{U} = \mathbf{r} + \mathbf{F}. \quad (1)$$

Le système dynamique est exprimé dans un repère mobile où  $\mathbf{M}$  est la matrice de masse,  $\mathbf{C}$  est la matrice d'amortissement visqueux et  $\mathbf{K}$  est la matrice de raideur élastique. Les matrices  $\mathbf{G}$ ,  $\mathbf{N}$ ,  $\mathbf{P}$  et le vecteur  $\mathbf{r}$  sont respectivement les matrices de gyroscopie, d'assouplissement centrifuge, d'accélération angulaire et le vecteur des excitations dues à l'entraînement du système dans son repère mobile. Elles sont propres au système dynamique en rotation.

La modélisation et simulation sont considérées statiques, les termes liés à la dynamique de la structure sont négligés dans l'équation (1). Dans ce cas, l'équation du modèle structurel considéré s'écrit :

$$\mathbf{K}\mathbf{U} = \mathbf{F}. \quad (2)$$

où  $\mathbf{F}(x, y, z)$  et  $\mathbf{U}(x, y, z)$  sont respectivement les vecteurs des forces et déplacements nodaux en trois dimensions.

## 2.3 Simulation statique de l'interaction fluide structure

Le modèle fluide est résolu par la méthode des volumes finis avec Ansys™ et le solveur Fluent™. Le modèle structurel est résolu par la méthode des éléments finis avec Ansys™ et le solveur Mechanical™. Les sollicitations aérodynamiques déterminées par la simulation fluide sont introduites en tant que forces appliquées sur l'aube dans le modèle structurel. La Figure 3 présente les maillages utilisés pour la résolution du modèle fluide et structurel. Le maillage de la zone de fluide est tétraédrique. La zone est discrétisée en  $\approx 2.3$  millions d'éléments de taille  $2 \times 10^{-3}$  pour les faces et  $5 \times 10^{-3}$  pour les arêtes. Il y a 465549 nœuds. Le maillage de l'aube est hexaédrique et la structure est discrétisée en 645 éléments de taille  $9 \times 10^{-3}$  avec 1232 nœuds.

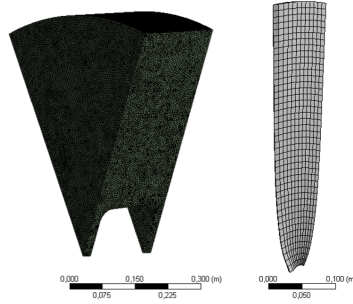


FIGURE 3 – Maillage de la zone fluide et de l'aube

L'aube de soufflante considérée dans l'étude est en alliage de titane que l'on suppose homogène et isotrope. Ses propriétés matériaux sont précisées dans la Table 2.

Aube : Alliage de Titane	
$E$	96GPa
$\rho$	4620kg.m <sup>-3</sup>
$\mu$	0.36
$E^d$	90GPa

TABLE 2 – Paramètres matériaux de l'aube : Masse volumique, Modules de Young et Coefficient de Poisson

Des résultats de simulation statique du modèle de référence sont présentés en Figure 4 pour  $N_1$  et  $N_2$  et correspondant à la déformation totale de l'aube où  $j = 1, \dots, N$  le nombre de nœuds du modèle structurel.

$$U_j = \sqrt{U_{xj}^2 + U_{yj}^2 + U_{zj}^2} \quad (3)$$

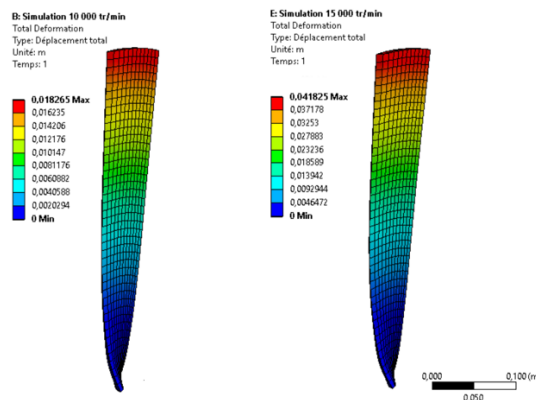


FIGURE 4 – Résultats de simulation EF : déformation totale pour  $N_1$  et  $N_2$

### 3 Données prélevées sur une aube dégradée

Afin d'obtenir la réponse d'une structure dégradée, on définit les données prélevées comme étant des résultats de simulation fluide structure d'une aube dégradée localement. Dans le cas expérimental avec un nombre limité de capteurs, des méthodologies spécifiques de reconstruction de modèle éléments finis pourront être employées [7] [8]. Dans cette étude, un modèle numérique identique au modèle de référence est construit dans lequel on modifie un paramètre structurel localement. On suppose une dégradation de la raideur locale de  $\sim -6/7\%$ . Pour cela, on dégrade le Module de Young, que l'on note  $E^d$  et dont la valeur est précisée dans la Table 2.

### 4 Techniques d'assimilation de données et de réduction de modèle

Des techniques d'assimilation de données ont largement été développées et étudiées dans les problèmes d'élasticité linéaire [11]. Elles regroupent un ensemble de méthodes et d'algorithmes qui ont pour but de faire un compromis entre modèles et approximations. La principale limitation concerne le temps de calcul et la complexité du modèle. Pour contourner ce problème, des méthodologies de réduction de modèles peuvent être utilisées telles que la Décomposition Orthogonale aux Valeurs Propres (POD : Proper Orthogonal Decomposition). L'objectif est de projeter le modèle complet sur un sous-espace de plus faible dimension grâce à un ensemble de vecteurs de modes  $\phi$  déterminés à partir de solutions générées par un modèle haute-fidélité [4]. Ces modes constituent une base de modes POD. Afin de les déterminer, considérons une matrice  $\mathbf{Q}_U$  contenant les résultats de plusieurs simulations éléments finis. Les résultats correspondent aux vecteurs nodaux de déplacements  $U_k$  rangés selon  $x, y, z$  pour tous les nœuds  $j = 1, \dots, N$  avec  $N$  le nombre de nœuds et dans chaque cas du plan d'expérience  $k = 1, \dots, N_s$  avec  $N_s$  le nombre de simulations.

$$\mathbf{Q}_U = \begin{bmatrix} U_1^{(1)} & U_1^{(2)} & \dots & U_1^{(N_s)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ U_N^{(1)} & \dots & \dots & U_N^{(N_s)} \end{bmatrix} \quad (4)$$

Il existe plusieurs façons d'appliquer la POD pour déterminer une base réduite. Une des approches est la Décomposition en valeurs singulières (SVD : Singular Value Decomposition) [5], que l'on applique à partir de la matrice  $\mathbf{Q}_U$  comme suit.

$$\mathbf{Q}_U = \mathbf{W}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^t \quad (5)$$

Où  $\mathbf{W}_{(N \times N)}$  et  $\mathbf{V}_{(N_s \times N_s)}$  sont des matrices orthogonales contenant les vecteurs singuliers de droite et de gauche.  $\mathbf{\Sigma}_{(N \times N_s)}$  est une matrice rectangulaire diagonale contenant les valeurs singulières des matrices classées en ordre décroissant. Elles sont présentées de façon normalisée en Figure 5 ainsi que l'erreur en norme  $L_2$  de la Décomposition Orthogonale aux Valeurs Propres.

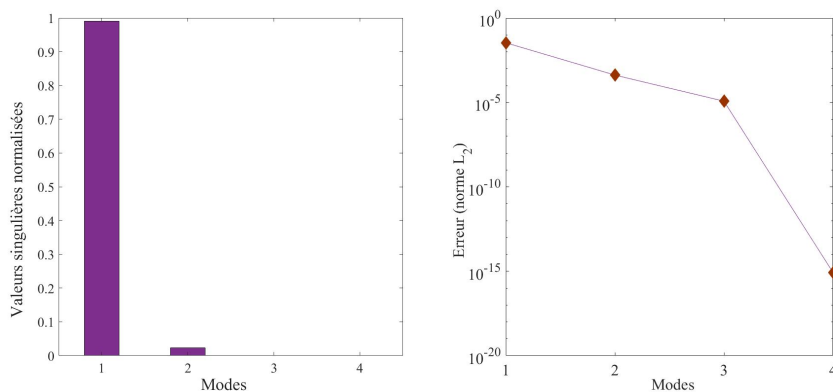


FIGURE 5 – Valeurs singulières normalisées déterminées à partir de la SVD et erreur en norme  $L_2$  en échelle logarithmique

La base des modes POD est définie par les vecteurs singuliers  $B = [\phi_1, \dots, \phi_R]$  de la matrice de gauche de  $Q_U$ , c'est-à-dire les  $R$  premières colonnes de la matrice  $W$  correspondant aux valeurs singulières les plus importantes, soit  $\phi_R = \phi_2$  avec  $R = 2$  dans le cas d'application. Finalement, les vecteurs de déplacements et forces s'écrivent comme une combinaison linéaire d'une somme finie de coefficients d'approximation et de modes :

$$\tilde{U}_k \approx \sum_{v=1}^R \alpha_{vk} \phi_v = B \alpha_k \quad (6)$$

où  $\alpha_k$  sont les coefficients d'approximation modaux de la solution reconstruite  $\tilde{U}_k$  avec  $k = 1, \dots, N_s$  et  $v$  est l'ordre réduit du modèle.

## 5 Détection d'une dégradation

À partir du modèle réduit présenté ci-dessous, nous sommes capables de décrire la réponse de la structure de façon beaucoup plus simple par un problème de dimension moindre  $v \ll N$ . Dans ce cas, il est beaucoup plus facile de comparer des données d'une structure dégradée et d'une structure saine. La méthode propose ici de projeter les données prélevées sur une structure dégradée dans la base des modes POD de la structure saine. La projection consiste à déterminer les coefficients  $\alpha^m$  tels que :

$$\alpha_k^m = U_k^m B^t \quad (7)$$

Dans cette étude, les résultats de simulation numérique d'une aube dégradée sont considérés comme les données prélevées.  $U^m$  un vecteur résultat contenant les déplacements nodaux rangés selon  $x, y, z$  pour tous les nœuds  $j = 1, \dots, N$  du modèle. Les coefficients d'approximations POD  $\alpha$  et  $\alpha^m$  et leurs énergies cumulées  $E_\alpha$  et  $E_{\alpha^m}$  sont comparés dans la table 3 dans le cas où  $N_2 = 10000 \text{ tr.min}^{-1}$ .

Coefficients d'approximation et énergies cumulées pour $N_2 = 10000 \text{ tr.min}^{-1}$	
$\alpha_1$	0.3201
$E_{\alpha_1}$	0.9423
$\alpha_1^m$	0.3413
$E_{\alpha_1^m}$	0.9436
$\alpha_2$	-0.0196
$E_{\alpha_2}$	1
$\alpha_2^m$	-0.0204
$E_{\alpha_2^m}$	1

TABLE 3 – Comparaison des coefficients d'approximation et énergies cumulées pour  $N_2 = 10000 \text{ tr.min}^{-1}$

Les conditions de fonctionnement de l'aube sont identiques (sollicitations comprises) pour les deux vecteurs de déplacements  $U$  et  $U^m$  et on remarque que  $\alpha^m > \alpha$  et  $E_{\alpha^m} > E_\alpha$ . D'après l'équation (2), on conclut à une variation de la matrice de raideur. Cette variation est due à une modification des paramètres structuraux dépendant de la structure en elle-même et de son état. Ce qui indique la présence d'une dégradation structurelle.

## 6 Conclusion et travaux futurs

Nous avons proposé une méthodologie de détection de dégradation basée sur une approche hybride combinant modélisation, analyse de données et réduction de modèle. Une application à un cas test numérique d'aube de soufflante dégradée montre la capacité de la méthodologie à détecter une dégradation structurelle telle qu'une perte de raideur sur la surface de l'aube à partir d'un métamodèle. Premièrement, nous avons créé un modèle de référence de l'aube avec plusieurs simulations statiques fluide structure. Puis un métamodèle a été construit à partir de la Décomposition Orthogonale aux Valeurs Propres.

Des données dégradées ont été simulées numériquement et ont été projetées dans la base réduite du modèle de référence. Cela nous a permis de comparer et détecter une dégradation liée à une modification de la matrice de raideur dans le modèle structurel. Nous remarquons une variation peu visible des coefficients du métamodèle. Lorsque la méthodologie sera appliquée expérimentalement avec un réseau de capteurs sur l'aube, il est attendu des tendances plus significatives. Également, des méthodologies de reconstruction de modèle à partir d'un nombre limité de capteurs pourront être utilisées. Les travaux en cours concernent la construction du modèle réduit numérique dans le but de localiser et caractériser la dégradation.

## Références

- [1] A. O. Abu, S. Eshati, P. Laskaridis, R. Singh *Aero-engine turbine blade life assessment using the Neu/Sehitoglu damage model*, International Journal of Fatigue, 160-169, 2015.
- [2] S. L. Brunton, J. Nathan Kutz, K. Manohar, A. Y. Aravkin, K. Morgansen, J. Klemisch, , ..., D. McDonald, *Data-driven aerospace engineering : reframing the industry with machine learning*, AIAA Journal, 59(8), 2820-2847, 2021.
- [3] L. M. Amooa, *On the design and structural analysis of jet engine fan blade structures*, Progress in Aerospace Science, 1-11, 2013.
- [4] E. Cueto, F. Chinesta, A. Huerta *Model order reduction based on proper orthogonal decomposition*, Separated Representations and PGD-Based Model 1-26, Springer, 2014.
- [5] K. Derouiche, S. Garois, V. Champaney, M. Daoud, K. Traidi, F. Chinesta *Data-Driven Modeling for Multiphysics Parametrized Problems-Application to Induction Hardening Process*, Materials Today : Proceedings, 11(5), 738, 2021.
- [6] Y. Fuh-Gwo, *Structural health monitoring (SHM) in aerospace structures*, Woodhead Publishing, 2016.
- [7] A. Kefal, M. Yildiz *Modeling of sensor placement strategy for shape sensing and structural health monitoring of a wing-shaped sandwich panel using inverse finite element method*, Sensors, 17(12), 2775, 2017.
- [8] A. Kefal, O. Hizir, E. Oterkus, *A smart system to determine sensor locations for structural health monitoring of ship structures*, Proceedings of the 9th International Workshop on Ship and Marine Hydrodynamics, Glasgow, UK, 2015.
- [9] M. Mansouri, M. F. Harkat, M. N. Nounou, *Data-driven and model-based methods for fault detection and diagnosis*, Elsevier, 2020.
- [10] P.I. Muiruri, O. S. Motsamai, R. Ndeda, *A comparative study of RANS-based turbulence models for an up-scale wind turbine blade*, SN Applied Sciences, 1-15, 2019.
- [11] M. Nikbay, P. Acar, *Reduced order modelling for static and dynamic aeroelastic predictions with multidisciplinary approach*, CEAS Aeronautical Journal, 455-469, 2015.
- [12] M.O. Parent *Prédiction de la stabilité en contact rotor-stator dans les turboréacteurs d'avion*, Diss., École Centrale de Lyon, 2015.
- [13] M. L. Puneeth, D. JayaPrakash, *Influence of bird mass and impact height on the fan-blade of an aero-engine*, Materials Today : Proceedings, 102-1038, 2021.
- [14] X. L. Qing, Y. S. Wang, L. Zhao *Structural health monitoring technology and its application in aeronautics and astronautics*, Journal of Experimental Mechanics, 517-526, 2012.
- [15] D. Victor, Weaver, S. Mišković, *A Study of RANS Turbulence Models in Fully Turbulent Jets : A Perspective for CFD-DEM Simulations*, Fluids, 2021.