

Vers un diagnostic, pronostic et prise de décision efficaces dans des infrastructures critiques par une approche IA hybride frugale

A. Ammar¹, D. Baillargeat², F. Chinesta³.

¹ CNRS@CREATE, Singapour & LAMPA, Arts et Métiers Sciences et Techniques, Angers.

² CNRS@CREATE, Singapour & XLIM, Université de Limoges.

³ CNRS@CREATE, Singapour & PIMM, Arts et Métiers Sciences et Techniques, Paris.

RESUME L'objectif de ce travail consiste à établir un cadre de prédiction s'appuyant sur des données associées à une approche basée sur l'IA permettant d'estimer l'état structurel d'une installation industrielle. Ce travail est effectué dans le cadre du projet DESCARTES (<https://www.cnrs.fr/fr/cnrsinfo/lancement-dun-projet-phare-du-cnrs-sur-lia-hybride-singapour>) dont l'ambition générale consiste à développer des méthodes d'IA hybrides renforçant les jumeaux hybrides, qui associent l'IA à des modèles basés sur la physique, en vue d'obtenir et de valider des contrôles en temps réel, permettant une prise de décision optimisée dans des situations complexes, rencontrées dans les besoins de la 'Smart Nation' de Singapour pour des systèmes urbains critiques. Le CETIM-MATCOR est un partenaire du projet avec le quel plusieurs applications ont été développées. L'application qui sera détaillée dans cet article concerne la prédiction du changement d'épaisseur induit par la corrosion.

Mots-clefs IA, modèles basés sur la physique, Estimation d'état structurel.

I. INTRODUCTION

Les systèmes structuraux sont aujourd'hui efficacement décrits à partir de modèles mécaniques éprouvés, impliquant des comportements élastiques ou inélastiques. Cependant, la validité des modèles, et leurs prédictions, dépendent de l'adéquation entre la réalité physique et les hypothèses de modélisation. Par exemple, un modèle structurel qui suppose des propriétés matérielles nominales ne parviendra pas à décrire la réponse du système structurel lorsque des dommages localisés se produisent, dégradant localement les propriétés matérielles, puis les performances structurelles.

Lorsque la réponse du système est observée en de nombreux endroits, et en particulier assez près de ceux où se produit la dégradation, les données associées peuvent être utilisées pour effectuer un diagnostic, et plus concrètement, pour identifier l'emplacement du dommage, sa taille et parfois

même sa sévérité. En ce sens, de nombreuses publications abordent le diagnostic à partir de l'utilisation des techniques d'intelligence artificielle.

Cependant, on a parfois intérêt à anticiper, à faire des prédictions sur la base du système endommagé. Ces prédictions nécessitent un modèle adéquat de la réalité existante, différent du modèle nominal en incorporant les propriétés dégradées locales, de la manière la plus précise. Ceci est particulièrement intéressant lorsqu'il s'agit d'aborder la prescription et la prise de décision, au cœur de la maintenance prédictive.

Le démonstrateur développé dans le cadre du programme de recherche Descartes, avec les équipes de recherche du CNRS travaillant en étroite collaboration avec les partenaires industriels, notamment le CETIM français et sa branche singapourienne, le CETIM-MATCOR, porte sur un scénario difficile, celui où la quantité de données n'est pas assez grande pour utiliser des techniques habituelles, le dommage n'est pas visible, et le diagnostic et pronostique doit être précis et rapide.

II. CONTEXTE DE CETTE ETUDE

Dans toute industrie dont les procédés induisent des conditions extrêmes et qui utilise des matériaux volatils, comme le pétrole et le gaz ou la pétrochimie, la corrosion peut être l'une des plus grandes menaces pour la longévité des équipements [1]. Sans une surveillance appropriée, les grandes installations industrielles telles que les chaudières ou les récipients sous pression peuvent s'user lentement en raison de la corrosion, provoquant des fuites ou des pannes et contribuant à de mauvaises performances et fiabilité. Dans les cas extrêmes, des dommages dus à la corrosion non surveillée peuvent entraîner la défaillance totale d'un équipement, voire des explosions, constituant des risques pour la sécurité du personnel, des coûts d'équipement énormes et des dommages environnementaux ultérieurs.

La surveillance de la corrosion aide à atténuer ces pertes en surveillant la dégradation d'un équipement, ce qui permet de résoudre les problèmes avant qu'ils n'atteignent un point critique. La surveillance de la corrosion permet d'effectuer le suivi de la destruction progressive des matériaux dans le temps. Cela implique qu'une collecte régulière de données doit être faite pour suivre les changements dans un domaine particulier. La corrosion apparaît souvent d'abord comme une discontinuité dans un matériau, telle qu'une décoloration ou un autre changement dans son apparence. Mais parfois sa présence passe inaperçue lors des inspections visuelles. De nouvelles techniques sont alors nécessaires dans la surveillance et dans les phases ultérieures de diagnostic et de pronostique afin de garantir une adéquate maintenance prédictive.

Dans ce travail nous développons une étude basée sur la réponse fréquentielle de la structure en supposant que la corrosion amène principalement un changement d'épaisseur dans certaines zones. Ce changement va se traduire avec un changement local de raideur et de masse (inertie). Pour une structure sans défauts liées à la corrosion nous partons du système formé par les équations

d'équilibre et la loi de comportement élastique (qui par ailleurs ont servi à la conception de la composante ou du système), dont la discrétisation par éléments finis résulte [2][3]

$$\mathbb{M}\ddot{\mathbf{U}} + \mathbb{K}\mathbf{U} = \mathbf{F} \quad (1)$$

Si maintenant on excite le tube en un point (au milieu) avec un effort d'amplitude \mathbf{F} et une fréquence $\frac{\omega}{2\pi}$, alors l'amplitude des déplacements est donnée par

$$-\omega^2\mathbb{M}\mathbf{U}\exp(i\omega t) + \mathbb{K}\mathbf{U}\exp(i\omega t) = \mathbf{F} \exp(i\omega t) \quad (2)$$

$$\mathbf{U} = (-\omega^2\mathbb{M} + \mathbb{K})^{-1} \cdot \mathbf{F} \quad (3)$$

Nous créons artificiellement une centaine de tubes avec des défauts. Ces défauts sont des changements d'épaisseur avec différentes profondeurs, largeurs, et à différentes positions du tube. Deux exemples sont montrés en figure 10.

La présence de défauts se traduit par une modification des matrices de masses et de raideurs nominales. La réponse en amplitude devient alors donnée par

$$\mathbf{U} = (-\omega^2(\mathbb{M} + \Delta\mathbb{M}) + (\mathbb{K} + \Delta\mathbb{K}))^{-1} \cdot \mathbf{F} \quad (4)$$

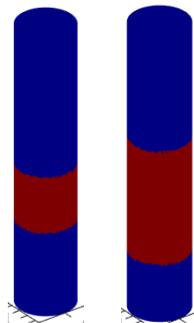


FIGURE 10. Exemples de défauts liés à la présence de corrosion

La figure 11 montre le spectre d'amplitude en fonction de la fréquence pour un point (de mesure) située à l'extrémité du tube pour différentes configurations du défaut.

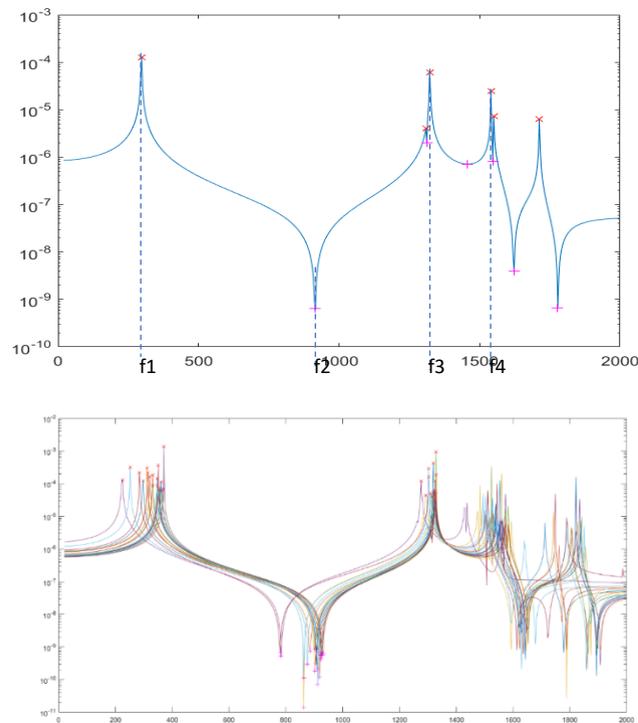


FIGURE 11. Spectres avec défauts (bas) et extraction des données d'un spectre (haut)

A partir de ces différents spectres nous essayons de relier par une approche de type IA les descripteurs des défauts (géométriques notamment dans le cas présent) avec les données extraites à partir du spectre (f_1, f_2, \dots). Les métriques de cette corrélation sont montrées en figure 12.

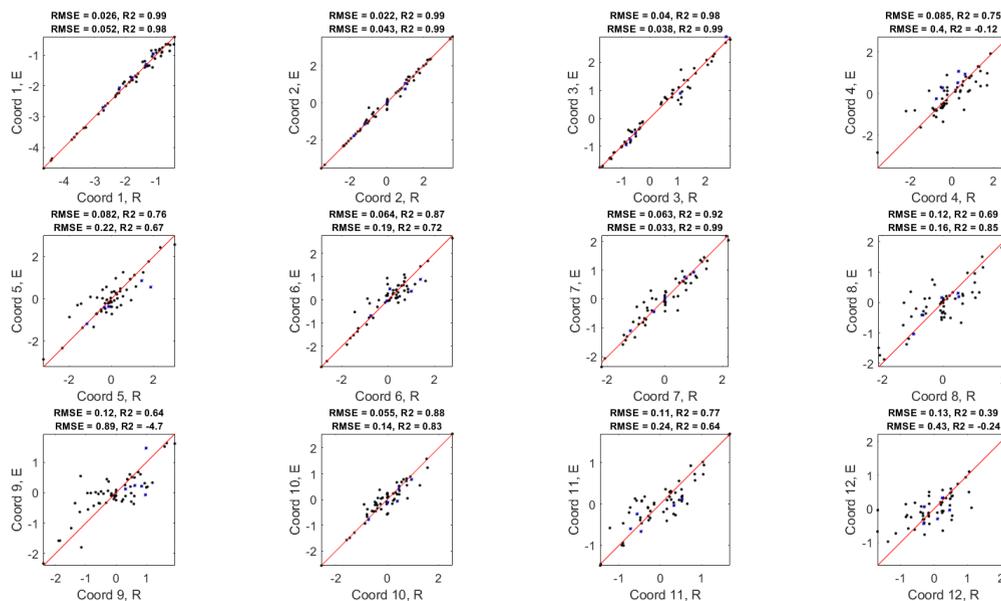


FIGURE 12. Métriques de la corrélation entre propriétés fréquentielles et géométrie du défaut.

Les méthodes basées sur les arbres de décisions (Extra-trees et Random Forest [4][5]) se sont avérées les plus performantes parmi ceux qui ont été testés. La figure 13 montre une confrontation entre défaut initial et reconstruit à partir de l'IA sur deux situations.

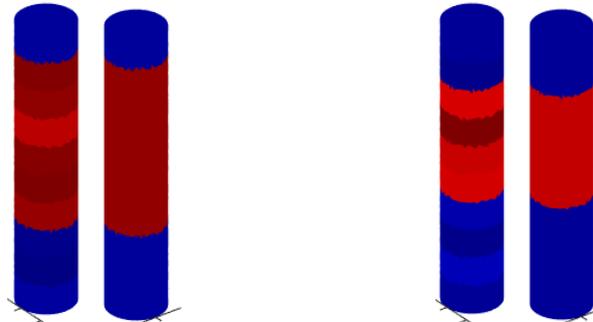


FIGURE 13. Exemple de confrontation entre défaut initial et reconstruit à partir de l'IA sur deux situations. Pour chacune des situations le défaut reconstruit est à gauche.

IV. Conclusion

Ce travail a permis de mettre en place une méthodologie de reconnaissance des changements structurelles de structures tubulaires. Cette méthodologie a été appliquée avec succès sur la prédiction des effets de corrosion qu'on a modélisé en termes de changement d'épaisseur à différentes positions du tube et de différentes tailles. Un entraînement basé sur un calcul mécanique est effectué afin de prédire l'état de la structure qui, dans la plupart des cas, n'est pas facilement observable. La démarche mise en place se base sur l'identification par intelligence artificielle de poids liés à des modes propres des descripteurs géométriques. L'utilisation de base réduite dans ces circonstances permet de faire face au grand nombre de degrés de libertés, et joue le rôle d'un espace latent dans le quel s'expriment les entrées/sorties. Les méthodes basées sur les arbres de décisions (Extra-trees et Random Forest) se sont avérées les plus performantes parmi ceux qui ont été testés. Les métriques obtenues sont satisfaisantes mais peuvent encore être améliorées en augmentant le nombre de simulations utilisées pour l'entraînement de notre modèle d'apprentissage.

REFERENCES

1. M. Gupta , R. Eriksson , U. Sand, P. Nylén. (2015). A diffusion-based oxide layer growth model using real interface roughness in thermal barrier coatings for lifetime assessment. *Surface & Coatings Technology* 271, 181–191.
2. L. Fryba. (1999). *Vibrations of solids and structures under moving loads*, Thomas Telford Ed.
3. J. Miklowitz. (1980). *The Theory of Elastic Waves and Waveguides*. North-Holland, Amsterdam.
4. Pierre Geurts, Damien Ernst, and Louis Wehenkel. (2006). Extremely randomized trees. *Machine learning*, 63(1):3–42.
5. Leo Breiman. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1):5–32.