



Institut pour la **Maîtrise des Risques**
Sûreté de Fonctionnement - Management - Cindyniques

*Méthodes avancées d'estimation de la cinétique de
dégradation d'un composant ou d'une structure*

Projet de l'IMdR n° P23-1

Copyright IMdR – décembre 2024

Chef de Projet :
M. Bruno COLIN (KNDS)

Contractants :
Sociétés LGM, AMVALOR (Arts et Métiers) et
ADERA (UPPA)



L'Institut pour la Maîtrise des Risques tient à remercier :

- M. Bruno COLIN – KNDS, Chef de projet, pour avoir dirigé cette étude,
- Les sociétés qui ont souscrit à ce projet et leurs collaborateurs qui ont participé à sa réalisation :

➤ DGA



Vincent LOHEZIC
Patrice LELAN

➤ EDF



Emmanuel REMY
Vincent CHABRIDON
Emilie DAUTREME

➤ GRTgaz



Houda SARIH
Leïla MARLE
Florent BRISSAUD-DELORD

➤ HYDRO-
QUÉBEC



Martin GAGNON

➤ INERIS



Albin TARRISSE

➤ KNDS



Bruno COLIN

➤ RTE



Alexis FREMOND
Thomas GUILLON
Lionel FIGUEROA

➤ SNCF



Alexis RATIER
Cyril MELLET

➤ THALES



Joseph RECROSIO
Patrice RODRIGUES
Hichaame MAANANE

- Son animateur de la Commission-Produits, André LANNOY, qui a contribué à cette étude,
- L'exécutant LGM, représenté par Benjamin FRENAIS de COUTARD, et ses sous-traitants : l'Université de Pau et des Pays de l'Adour représentée par Christian PAROISSIN et l'Ecole des Arts et Métiers représentée par Emmanuelle ABISSET-CHAVANNE.

NOTE DE PRESENTATION ET DE SYNTHESE

La DGA, EDF, GRTgaz, Hydro-Québec, Ineris, KNDS, RTE, SNCF et Thales ont souscrit au projet IMdR P23-1 « Méthodes avancées d'estimation de la cinétique de dégradation d'un composant ou d'une structure » afin d'approfondir leurs connaissances du sujet et d'élaborer un guide pratique de mise en œuvre de ces méthodes.

Le projet, qui s'est déroulé sur quinze mois, a débuté par une première phase de précision des besoins des souscripteurs. Plusieurs semaines ont ensuite été consacrées à la réalisation d'un état de l'art bibliographique permettant d'établir un large panorama des modèles utilisés dans de nombreux cas de pronostic de la détérioration. Puis, après une phase de recherche et de préanalyse de données menées avec les souscripteurs de l'étude, des données exploitables pour des analyses de pronostic de détérioration ont été identifiées. Les travaux se sont alors portés sur la mise en application pratique de méthodes d'estimation de la détérioration sur deux jeux de données fournis par les souscripteurs. Ces travaux ont soutenu la constitution d'un guide méthodologique à l'usage des praticiens leur permettant de définir les différentes phases d'analyse qu'il convient de mener pour pronostiquer la détérioration d'un actif en fonction des données accessibles. Chacune de ces quatre tâches a donné lieu à l'édition d'un rapport, dont la présente note constitue une synthèse.

L'estimation de la cinétique de détérioration présentent des enjeux qui peuvent différer selon les acteurs. Les uns seront particulièrement intéressés par une capacité à prévoir et anticiper les défaillances dans le cadre d'une gestion d'actifs intégrant des considérations socio-économiques et une politique d'optimisation des coûts sur le long terme. D'autres auront plus le souci de fiabiliser l'usage de leurs actifs soumis à des environnements changeants. Dans tous les cas, la question centrale est de modéliser le processus de détérioration de l'actif (ou du composant).

Etat de l'art

Les méthodes de construction des modèles de détérioration peuvent être réparties selon quatre approches :

- L'approche physique consiste à se baser sur des lois théoriques ou empiriques, qui calculent de façon déterministe la détérioration du composant en fonction de variables d'environnement. Il s'agit par exemple du modèle de Basquin utilisé pour calculer la tenue à la fatigue d'un matériau. Cette approche offre l'avantage d'être généralement peu gourmande en données en cours d'exploitation, mais requiert une très grande base de connaissances métier, qui la limite à des applications précises, généralement critiques, et difficilement transférables dans d'autres domaines.
- L'approche basée sur les connaissances consiste à formaliser les connaissances des experts sous la forme de règles qui peuvent être explicites ou « floues ». Cette approche offre l'avantage de requérir peu de données en cours d'exploitation. Pour une application donnée, il est relativement facile de construire le modèle, sous réserve de disposer du retour d'expérience suffisant. Cette approche ne

peut cependant être utilisée que dans le cas où le processus de détérioration peut être représenté simplement. De plus, le pronostic sera relativement imprécis.

- L'approche stochastique consiste à créer une modélisation stochastique du processus de détérioration. Par définition, cette approche intègre la composante aléatoire des phénomènes. D'une part, la détérioration peut être modélisée comme un état continu. Les modèles couramment utilisés sont dans ce cas le processus gamma, le processus inverse gaussien et le processus de Wiener. D'autre part, la détérioration peut être modélisée comme un état discret. On utilise alors des modèles de Markov et de semi-Markov. Cette approche est très largement mise en œuvre et offre l'intérêt d'être peu gourmande en données et relativement performante pour le pronostic. Cependant, elle ne peut s'appliquer convenablement que dans les cas où les conditions opératoires sont assez stables.

- Les approches basées sur les données reposent essentiellement sur le recueil d'une quantité importante de données. Cette dépendance aux données permet d'élaborer des pronostics les plus en adéquation avec l'usage individuel et évolutif des actifs. Les modèles bayésiens (réseaux bayésiens, modèles de Markov caché, filtres particulaires, etc.) nécessiteront toutefois que le praticien construise un modèle mathématique simplifié du mécanisme de détérioration. Ceci leur confère l'avantage d'être plus robuste à des données manquantes ou erronées. A contrario, les techniques d'apprentissage automatique (SVM, réseaux neuronaux, forêts aléatoires) ne nécessitent pas de construire un modèle, celui-ci étant construit automatiquement lors de l'entraînement du modèle sur des données historiques. Elles sont bien adaptées aux grands volumes de données (*Big Data*) et donc profitent du déploiement accéléré des capteurs IoT (*Internet of Things*). Le revers de la médaille est qu'elles nécessitent justement de grands volumes de données de bonne qualité pour être performantes. Parmi les techniques d'apprentissage automatique, les réseaux de neurones artificiels ont aujourd'hui le vent en poupe, l'augmentation des puissances de calcul accessibles démocratisant leur emploi. Ils offrent l'avantage de ne pas nécessiter de comprendre finement les phénomènes pour les appliquer mais présentent l'inconvénient de ne pas fournir simplement les clés de l'explicabilité de leurs pronostics.

Guide méthodologique

La première étape pour le praticien souhaitant construire un modèle de détérioration est d'identifier les données d'intérêt accessibles et en adéquation avec le mécanisme de détérioration. Il peut s'agir de mesures directes de la détérioration, comme par exemple la mesure de la longueur d'une fissure, ou de symptômes plus indirects, comme par exemple une baisse de performance du système. Il peut aussi s'agir de paramètres d'usage de l'équipement ayant un impact sensible sur sa détérioration, comme par exemple la température d'utilisation. Les données d'intérêt varient d'une application à l'autre.

La méthodologie FMSA (*Failure Mode Symptoms Analysis*) introduite par l'ISO-13379 fournit un cadre analytique pour identifier les données d'intérêt pertinentes pour chaque application particulière. Un développement supplémentaire de cette méthodologie permet d'en faire un outil pour construire l'architecture du système de surveillance et de pronostic de l'actif, incluant le choix des capteurs et des algorithmes de traitement des données.

La seconde étape consiste à identifier les modèles en adéquation avec les données disponibles, à vérifier *a priori* leur capacité à atteindre le niveau d'ambition visé et à sélectionner le plus performant. Pour ce faire, une matrice de comparaison de vingt modèles selon plusieurs critères clés a été élaborée.

La troisième étape est de vérifier que la mise en place du système de maintenance prévisionnelle apportera le retour sur investissement escompté. Cette analyse doit prendre en compte de nombreux facteurs : les différents coûts d'exploitation et de maintenance, la fiabilité du système principal, la fiabilité et les performances du système de surveillance / pronostic, etc.

Cas d'application n°1 : détérioration de chaînes d'isolateurs des lignes à haute tension

Le mécanisme de détérioration des chaînes d'isolateurs des lignes haute tension se traduit par une perte de diamètre au cours du temps. Sur la base d'une seule mesure de diamètre, prise à des âges différents, pour chacune des 2078 chaînes constituant le jeu de données fourni par RTE, un modèle stochastique de détérioration par processus gamma a été élaboré. Ce modèle est bien adapté pour ce type de détérioration progressive et continue dans des conditions opératoires stables. De plus, des variables opératoires (tension d'utilisation) et d'environnement (concentrations des polluants atmosphériques) sont disponibles et peuvent être facilement intégrées dans le modèle en tant que covariables. Toutefois l'incertitude sur le diamètre initial constitue un véritable défi, même pour ce modèle.

Pour ce cas d'application ont été mises en œuvre différentes techniques, telles que le modèle de Bagdonavicius et Nikulin et le modèle de Lawless et Crowder en ce qui concerne l'intégration de covariables. L'ajustement sur des sous-populations avec des regroupements par des techniques de classification, comme la méthode des k plus proches voisins et des cartes de Kohonen, a été développé afin de mieux aligner le modèle sur les données, comme cela peut être visualisé sur les diagrammes quantile-quantile ou au travers de la statistique de Kolmogorov-Smirnov.

Cas d'application n°2 : détérioration d'aubes de turbines hydroélectriques

Les aubes de turbines hydroélectriques subissent un phénomène de cavitation érosive selon les modes d'opération, qui se traduit par une perte de matière. Hydro-Québec a mis à disposition un jeu de données couvrant deux groupes hydroélectriques avec environ six enregistrements par heure sur plusieurs années. Il s'agit d'une part de relevés de paramètres opératoires (débit, puissance, niveaux d'eau, numéros des turbines en fonctionnement, etc.) et d'autre part d'une mesure de la cavitation érosive par un système de mesure spécifique. L'objectif a été de créer un modèle permettant d'estimer la cavitation érosive à partir des paramètres opératoires, en utilisant ces données historiques.

Les techniques d'apprentissage automatique et surtout de réseaux neuronaux sont particulièrement adaptées à la modélisation de phénomènes complexes et difficilement modélisables comme la cavitation érosive et pour lesquels un grand volume de données est disponible. Des réseaux neuronaux à plusieurs couches de Perceptron (*Multi-Layer Perceptron*) ont été entraînés et ont montré une capacité à estimer la perte de matière avec une précision d'environ 10% sur des données

issues de l'année d'entraînement. La précision de l'estimation se détériore légèrement sur des années autres que l'année d'entraînement et plus nettement encore lorsqu'on applique le modèle à un autre équipement, mettant en évidence un manque de transférabilité du modèle. Des réseaux neuronaux récurrents LSTM (*Long-Short Term Memory*), plus adaptés aux séries temporelles, ont aussi été entraînés mais n'ont pas montré une amélioration de la transférabilité.

L'étude a aussi porté sur l'estimation de l'incertitude de prédiction par le réseau neuronal lui-même. On a pu constater une bonne aptitude des réseaux neuronaux bayésiens à capter l'incertitude épistémique (incertitude liée au modèle). Par ailleurs, l'incertitude aléatoire (incertitude liée aux données) a pu être évaluée par la minimisation de la fonction de perte de log-vraisemblance négative. Ceci étant, il est apparu difficile d'estimer convenablement l'intervalle de confiance de perte de matière cumulée sur de longues périodes. En effet, le cumul des erreurs crée une dérive mal estimée et, au bout de quelques mois, la perte de matière cumulée sort de l'intervalle de confiance calculé.

Perspectives

Le projet IMdR P23-1 pourrait se prolonger au travers de plusieurs voies d'étude ou de recherche, en développant des méthodes pour :

- accroître les performances des modèles par les techniques d'apprentissage automatique ou d'IA, comme par exemple l'optimisation de la technique de classification non-supervisée en couplage avec un processus gamma ;
- contrôler la qualité des données en entrée de modèles, notamment pour ce qui concerne leur représentativité, comme par exemple détecter lorsque les données en entrée du réseau neuronal s'éloignent du domaine de représentativité des données d'entraînement et d'en estimer l'impact sur l'estimation de l'incertitude de la prédiction du modèle ;
- intégrer les connaissances des experts, notamment au travers de l'hybridation de modèles ;
- accroître la confiance dans les résultats fournis par les modèles d'apprentissage automatique ;
- définir l'architecture d'un système de surveillance/pronostic pour des systèmes complexes et en calculer son retour sur investissement afin d'aider à décider et à orienter une démarche de maintenance prévisionnelle.