La maintenance prédictive comme solution pour garantir la disponibilité opérationnelle et la sûreté de fonctionnement.

Face aux exigences croissantes en matière de qualité de production, de fonctionnement économique et de performance des processus industriels, les systèmes industriels modernes deviennent de plus en plus complexes. La conception et la mise en place d'un cadre de maintenance prédictive, inspirée du concept d'Industrie 4.0, représente une solution prometteuse pour garantir la disponibilité opérationnelle et la sûreté de fonctionnement.

Le pronostic et la gestion de l'état de santé (PHM – Prognostics & Health Management) est une approche interdisciplinaire d'ingénierie qui vise à rendre l'exploitation sûre et à long terme d'un système. Les objectifs derrière la mise en œuvre d'une architecture PHM comprennent :

- Une meilleure disponibilité et une réduction conséquente des coûts d'opération et de maintenance, grâce à une stratégie basée sur un suivi de l'état du système ;
- Une détection plus rapide des dégradations ou des pertes de performance pour une efficacité de fonctionnement accrue :
- Une amélioration de la fiabilité et la sécurité des unités opérationnelles.

L'objectif en aval de la mise en œuvre d'une architecture PHM comprend la surveillance dynamique de l'état du système en vue d'une maintenance de type prévisionnelle. Dans ce sens, l'activité de pronostic est considérée comme un processus clef par opposition au diagnostic qui fait référence à la capacité de détecter et d'isoler la cause d'une défaillance ayant déjà eu lieu. Le pronostic a la capacité de prédire l'évolution de la dégradation ou les états futurs du système : il apporte une garantie de fonctionnement du système et, de ce fait, constitue une étape importante avant de pouvoir définir les différents scénarios de maintenance applicables pour anticiper et prévenir les défaillances.

L'ensemble des étapes du PHM vise à détecter, diagnostiquer et prédire l'état futur d'un système. Ce processus est réalisé grâce aux modules décrits ci-après : connaissance des mécanismes de dégradation et modes de défaillance, acquisition de données, pré-traitement des données, diagnostic et pronostic, et aide à la décision. Cette architecture modulaire est illustrée sur la figure.

Le PHM est très diversifié et s'applique principalement aux domaines suivants: l'industrie aérospatiale et l'aéronautique, l'automobile et le chemin de fer, l'industrie minière, le secteur manufacturier, les systèmes électroniques, les systèmes énergétiques, la dégradation des matériaux, les machines tournantes ou encore les sciences de la santé.

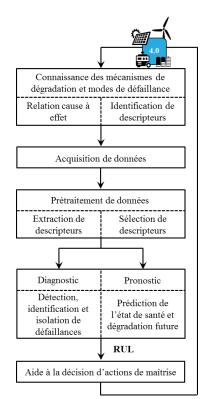


Figure 1. Architecture du processus PHM

Classification des méthodes pour le PHM

Les méthodes pour le PHM peuvent être classées en trois catégories : celles fondées sur les modèles, celles guidées par les données et les approches hybrides combinant les avantages des deux approches précédentes. L'objectif principal de ces approches est de développer un modèle approprié pour évaluer l'état de santé et estimer le temps de vie résiduelle sur une large gamme de conditions de fonctionnement et sur un point quelconque dans le cycle de vie du composant, sous-système ou système. Le choix d'une approche pour le PHM s'effectue par rapport au domaine d'application, à la précision des résultats, au coût et à la complexité de mise en œuvre.

Approche basée sur des modèles physiques: Ces méthodes supposent qu'un modèle mathématique précis puisse être construit à partir de la compréhension physique du système, les résidus captant la différence entre les mesures du système réel et les sorties du modèle mathématique sont alors utilisés pour détecter d'éventuelles défaillances. Les approches basées sur des modèles physiques offrent généralement des résultats précis, mais sont difficiles à construire, car il est nécessaire d'avoir une connaissance approfondie des modes de défaillance. L'intégration du vieillissement du système peut aider à l'amélioration de la fiabilité dans la conception de l'architecture PHM. Néanmoins, l'exigence d'une grande quantité des mesures et des efforts de calcul pour la résolution d'équations non linéaires introduit un degré supplémentaire de complexité pour une mise en œuvre en temps réel.

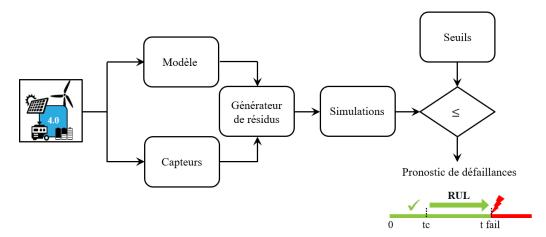


Figure 2. Principe du pronostic basé sur un modèle physique [1]

Approche guidée par les données: Ces méthodes utilisent les données recueillies du système (par exemple, tension, courant, température, etc.). Les données sont traitées pour comprendre le comportement du système et les modes de défaillance. Dans cette approche, les anomalies et les tendances conformes à un profil sont issues de la relation entre les entrées et les sorties du système. Ces grandeurs sont ensuite utilisées pour obtenir des estimations sur l'état de santé du système et donner une estimation du temps avant défaillance. Le principal inconvénient est que la performance des prédictions dépend de la quantité et de la qualité des données disponibles. Malgré les faibles efforts de calcul requis par cette approche, le temps d'apprentissage peut être long et il est nécessaire de pouvoir disposer de telles données expérimentales.

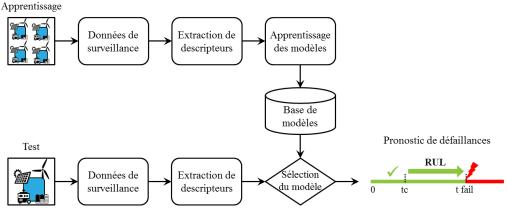


Figure 3. Principe du pronostic guidé par les données [1]

L'approche guidée par les données fait appel à divers outils de traitement et de modélisation de données. La majeure partie de ces outils est issue du domaine de L'apprentissage automatique*. Les plus répandus sont les réseaux de neurones et leurs variantes, les méthodes statistiques, probabilistes et stochastiques, notamment les modèles de Markov cachés, les réseaux bayésiens dynamiques et les processus stochastiques, l'analyse de tendance et les régressions, les filtres de Kalman, le filtre particulaire et l'analyse de similarités.

*L'apprentissage automatique est l'une des principales branches de l'intelligence artificielle, qui se consacre au développement d'algorithmes permettant à une machine d'apprendre à partir d'un ensemble d'observations ou de données de référence. On considère que ces observations contiennent l'information nécessaire pour résoudre un problème au moyen d'un nombre fini d'opérations. Grâce à un processus d'apprentissage, ces algorithmes sont capables de mener un raisonnement qui sera en mesure de bien résoudre une tâche prédéterminée.

Approche hybride

Les approches hybrides combinent les avantages des deux approches précédentes. Elles utilisent la connaissance du comportement physique du système et l'information obtenue à partir d'une analyse pertinente des données de surveillance. La combinaison de ces approches offre un moyen pour corréler les tendances des données et des événements précurseurs par lesquels un mécanisme de dégradation se manifeste, contribuant ainsi à isoler la cause de défaillance.

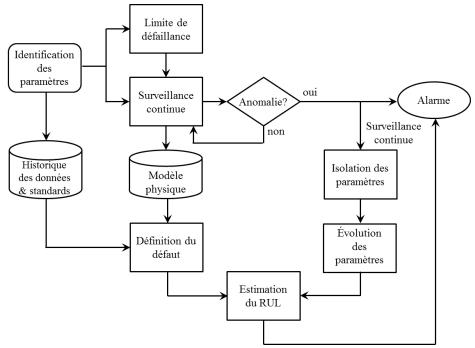


Figure 4. Principe du pronostic basé sur une approche hybride [2]

Enjeux du PHM pour des systèmes industriels

Malgré un progrès technique important au cours des dernières années, il existe encore de nombreux défis en matière de recherche et développement d'outils du PHM des systèmes industriels. Parmi les principaux défis à relever figurent la conception des systèmes d'acquisition des données permettant de visualiser et de modifier les paramètres en fonction des mesures désirées en temps réel, la sélection des meilleures méthodes applicables au PHM, le traitement des incertitudes issues de l'étape du pronostic et l'analyse coût-bénéfice pour aider à la décision.

Elvira Silva Chercheure à l'ITMI

Pour en savoir plus

- [1] V. Atamuradov, K. Medjaher, P. Dersin, B. Lamoureux, and N. Zerhouni, "Prognostics and Health Management for Maintenance Practitioners -Review, Implementation and Tools Evaluation," *Int. J. Progn. Heal. Manag.*, 2017.
- [2] Gang Niu, D. Lau, and M. Pecht, "Improving computer manufacturing management through Lean Six Sigma and PHM," in 2010 Prognostics and System Health Management Conference, 2010, pp. 1–7.