



HAL
open science

Système de systèmes dans les architectures PHM

Alexandre Sarazin, Sébastien Truptil, Aurelie Montarnal, Jacques Lamothe

► **To cite this version:**

Alexandre Sarazin, Sébastien Truptil, Aurelie Montarnal, Jacques Lamothe. Système de systèmes dans les architectures PHM. MOSIM'18 - 12ème Conférence internationale de Modélisation, Optimisation et SIMulation, ISAE; IMT Mines Albi, Jun 2018, Toulouse, France. 7 p. hal-01852185

HAL Id: hal-01852185

<https://hal.science/hal-01852185v1>

Submitted on 22 Jan 2019

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.

Système de systèmes dans les architectures PHM

Alexandre SARAZIN, Sébastien TRUPTIL, Aurélie MONTARNAL, Jacques LAMOTHE

Université de Toulouse, IMT Mines Albi
Campus Jarlard
81013 Albi cedex 09 - France
prenom.nom@mines-albi.fr

RÉSUMÉ : La complexité grandissante des systèmes industriels couplée à des normes et exigences de fiabilité toujours plus élevées posent un enjeu majeur pour de nombreuses industries comme les transports et l'énergie. Afin de rendre les systèmes plus sûrs, de nombreux travaux ont été menés sur le thème de la maintenance prédictive et sur le Prognostics and Health Management en particulier. Toutefois ces solutions souffrent encore d'une trop forte spécificité à un élément en particulier et il est nécessaire de se pencher sur l'application de ces technologies à l'échelle du système entier. Cet article propose un métamodèle PHM et pose les attentes auxquelles il doit afin de correspondre aux besoins d'adaptabilité et de performance industriels.

MOTS-CLÉS : *Prognostics and Health Management (PHM), métamodèle, Système de systèmes*

1 INTRODUCTION

Le développement de nouvelles technologies ou concepts comme l'Industrie 4.0 (Hermann et al. 2016), les objets connectés ou la Smart factory devient une source d'enjeu majeur pour la compétitivité des entreprises. De fait, les industries sont à la recherche de fonctionnalités de plus en plus nombreuses ce qui a pour conséquence d'augmenter la complexité des systèmes.

Malgré cette complexité, ces systèmes doivent répondre à des exigences en termes de qualité et de fiabilité toujours plus fortes (Z. Wang et al. 2012). En effet, (K. L. Tsui et al. 2015) rappellent que les conséquences des défaillances peuvent engendrer un coût financier (dû par exemple aux retards) mais également des dommages humains et matériels inacceptables sans oublier l'éventuel impact sur l'image de l'entreprise.

Afin de limiter ces dangers et les risques économiques associés, de gros efforts ont été réalisés ces vingt dernières années par les chercheurs et les industriels afin de trouver

des méthodes de prévention et de prédiction des défaillances et de leurs conséquences. Ces méthodes ont été développées dans différents domaines d'application comme l'électronique (Bloch et Geitner 1983), la santé (K.-L. Tsui et al. 2008) ou encore l'aéronautique (J. Xu, Y. Wang et al. 2015) et peuvent être regroupées sous le terme Prognostics and Health Management (PHM).

Bien que l'approche PHM ait été développée depuis plus de 10 ans, (Lee, Wu et al. 2014) indique que ces approches sont essentiellement basées sur l'estimation de la durée de vie restante (Remaining Useful Life : RUL), qui est un aspect du PHM, mais pas le seul à considérer. (Lee, Jin et al. 2017) pointe le fait que ces systèmes sont encore très spécifiques à un seul équipement et parle de l'intérêt de développer un système PHM à l'échelle d'une flotte afin de regrouper les données d'appareils partageant des caractéristiques communes afin d'améliorer la performance de la prédiction.

Cet article propose une approche basée sur la notion de système de systèmes support

au PHM permettant de détecter les anomalies, de diagnostiquer les pannes et d'estimer la RUL tout en permettant d'adapter l'architecture à différents systèmes selon leur nomenclature. Cette approche repose notamment sur un métamodèle décrit dans ce papier

La première partie de cet article a pour but de poser la définition et les objectifs du PHM. La seconde partie détaillera les différentes étapes d'une structure PHM et un aperçu des solutions proposées par la littérature pour chacune d'entre elles. Enfin la troisième partie présentera le métamodèle proposé ainsi que les enjeux et attentes auxquels il doit répondre.

2 DÉFINITION ET OBJECTIFS DU PROGNOSTICS AND HEALTH MANAGEMENT

2.1 Définition

(Ahmad et Kamaruddin 2012) distingue 2 grands types de maintenance : la maintenance basée sur le temps (Time-Based Maintenance : TBM) et celle basée sur les conditions (Condition-Based Maintenance CBM). La TBM est une maintenance traditionnelle dont le principe est de réaliser les actions de remplacement ou réparation en se basant sur la durée moyenne entre les défaillances (Mean Time Between Failures : MTBF). La MTBF est dans ce cas déterminée au préalable par une étude statistique ou expérimentale avant de servir à déterminer l'intervalle de temps entre les actions de maintenance programmées. Ce type de maintenance est particulièrement pertinent pour les systèmes non critiques, dont la défaillance n'engendre pas de risque pour la sécurité des utilisateurs ou de conséquence économique importante comme l'arrêt d'une chaîne de production (Yam et al. 2001). La CBM est elle basée sur une détection des anomalies en temps réel par l'analyse des données émises par le système pendant son fonctionnement (Lee, Jin et al. 2017). D'après (Bloch et Geitner 1983), 99% des défaillances sont précédées par des signaux, conditions ou indications permettant de détecter qu'une panne va se produire. Cette méthode permet donc d'avoir une vision plus réaliste de l'état réel du système.

Avec les récentes avancées liées au développement des capteurs et des techniques d'analyse de données, de nombreux travaux se concentrent aujourd'hui sur la représentation en temps réel de l'état de santé des systèmes dans le but de prédire la durée de vie restante utile (Remaining Useful life : RUL) le plus précisément possible. (Si et al. 2011) reconnaît que la RUL peut se définir comme la période durant laquelle un bien ou une propriété est supposé être utilisable dans le cadre de l'utilisation pour laquelle il a été acquis.

Le Prognostics and Health Management (PHM) est une CBM définie par (Vichare et M. G. Pecht 2006) comme une méthode permettant d'évaluer la fiabilité d'un système dans les conditions réelles de son cycle de vie afin de prévenir l'apparition de pannes et réduire les risques. Elle consiste à observer et analyser les données envoyées par le système afin de détecter les anomalies, diagnostiquer les pannes et estimer la RUL des composants ou sous-systèmes en temps réel.

2.2 Objectifs

L'intérêt de mettre en place un système PHM est multiple. Tout d'abord, le déploiement d'une maintenance prédictive pour les systèmes dont la panne peut engendrer des risques pour la sécurité des utilisateurs est un enjeu essentiel. (K. L. Tsui et al. 2015) rappellent que le niveau d'exigence en terme de fiabilité des équipements et infrastructures est de plus en plus élevé malgré la complexité grandissante des systèmes. Pourtant (Vichare et M. G. Pecht 2006) indique que des accidents parfois mortels ont encore lieu à cause de défaillances techniques comme l'accident de métro de Washington en 2009 ou le crash de l'A330 dans l'océan Atlantique la même année.

Au delà de l'aspect sécuritaire, les enjeux économiques occupent également une place importante dans l'intérêt et l'essor de cette technologie. La détection des pannes est une piste majeure dans la diminution des actions de maintenance curative au profit d'actions planifiées. La planification est un facteur important de diminution des coûts et du temps d'intervention car elle permet de rassembler les ressources

humaines et matérielles de manière optimisée. L'augmentation de la disponibilité du système générée par la planification est en lui-même un enjeu économique primordial dans certains secteurs industriels comme l'aéronautique. D'après (Alter et al. 2014, les économies engendrées par la maintenance prédictive s'élèveraient à environ 12% sur les réparations non programmées et 30% sur l'activité de maintenance globale en diminuant le nombre de pannes de 70%.

3 ARCHITECTURES PHM DANS LA LITTÉRATURE

Comme le montre la figure 1, un système de PHM se décompose en 6 phases : la récupération des données, le pré-traitement des données observées, l'évaluation de l'état de santé du système, le diagnostic de l'anomalie, l'estimation de la RUL et l'interface utilisateur couplée à un outil d'aide à la décision.

3.1 Récupération des données

La première phase de récupération des données est, d'après (Campos 2009), le coeur des CBM. Durant cette étape, les signaux renvoyés par le système sont continuellement observés au moyen de différents types de capteurs ou d'indicateurs pertinents. Le choix et l'optimisation des capteurs peuvent s'avérer complexes. (Najjar et al. 2016) se sont penchés sur le problème de la captation des données d'un système d'échangeur thermique intégré à un système aérospatial et ont relevé trois problèmes majeurs. Premièrement, dans le cas de systèmes complexes et inter-connectés, la multitude des capteurs rend la sélection difficile. Deuxièmement, la fiabilité n'est pas assurée. Un capteur de température situé loin de la zone à mesurer ne renverra pas une valeur suffisamment fiable et précise pour être exploitée. Enfin, les conditions de mesure comme la présence de vibrations ou de bruits génère une incertitude qu'il faut prendre en compte dans l'analyse des données récoltées. (J. Xu, Y. Wang et al. 2015) proposent d'intégrer un système d'évaluation des capteurs en parallèle de l'architecture PHM pour résoudre ce problème de sélection.

3.2 Pré-traitement des données

La seconde étape consiste à pré-traiter les données reçues afin d'éliminer les valeurs absurdes, les bruits et les vides afin de limiter l'impact des mauvaises mesures sur l'évaluation de l'état de santé du système. Son impact est d'autant plus important qu'il impacte la performance globale du système et même l'apprentissage de la détection des anomalies lorsque celle-ci s'effectue grâce à du machine learning (ML).

3.3 Analyse de l'état de santé

La phase d'analyse de l'état de santé du système est l'étape qui va permettre de détecter les anomalies à partir des données recueillies et pré-traitées. Parmi les technologies utilisées, la plus simple est la création, pour chaque capteur, de seuils dont le franchissement signale une valeur anormale. Cette méthode, bien que facilement implémentable, ne tient pas compte de l'interaction et de la relation entre les données des différents capteurs (Orsagh et al. 2006). Une autre méthode, introduite par (M. Pecht et Jaai 2010), consiste à se baser sur la Physics of Failure, autrement dit, utiliser des modèles théoriques afin de représenter le système et détecter les dégradations par des techniques statistiques. Cette méthode a l'avantage de tenir compte de toutes les données dans l'analyse de l'état de santé, cependant elle requiert une connaissance approfondie du système et s'adapte mal aux situations non prévues par le modèle. Une troisième méthode consiste à utiliser les techniques de reconnaissance de modèle basées sur le ML (J. Xu et L. Xu 2011). Ce choix nécessite d'alimenter le système de détection avec un jeu de données d'apprentissage suffisamment complet et précis pour lui permettre de définir un fonctionnement nominal et de reconnaître les anomalies. Les avantages de cette méthode sont qu'elle ne requiert aucune connaissance spécifique du système et qu'elle s'adapte facilement aux nouvelles pannes grâce à sa capacité d'apprentissage.

3.4 Diagnostic de la panne

Le diagnostic permet de définir la panne rencontrée à partir des anomalies détectées. D'après (Lee, Jin et al. 2017), les technologies les plus utilisées pour le diagnostic dans le PHM sont les

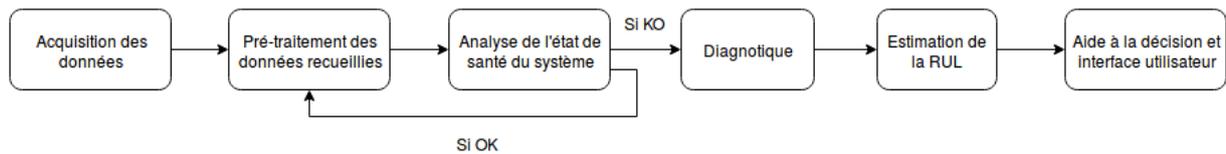


FIGURE 1 – Description des étapes principales du PHM

réseaux bayésiens et la classification basée sur du ML, en particulier les réseaux de neurones et le Support Vector Machine (SVM). L'avantage du ML est sa capacité à apprendre les relations entre les valeurs des paramètres mesurés et le type de panne diagnostiqué bien que cela requiert des jeux de données pour chaque type de panne afin d'entraîner l'algorithme. Les réseaux bayésiens modélisent également bien les relations entre les valeurs anormales mesurées et la catégorie de la panne mais (Yang et Lee 2012) pointe le fait que définir et configurer un réseau bayésien demande une connaissance très pointue du domaine.

3.5 Estimation de la RUL

Une fois la panne catégorisée, l'objectif est de déterminer la RUL du système afin de pouvoir faciliter la prise de décision concernant la planification de la maintenance. De nombreux travaux ont été réalisés ces dernières années afin d'améliorer la performance de cette estimation. (Gupta et Lawsirirat 2006) propose un modèle de détérioration multi-composants dans le but d'optimiser les coûts des actions de maintenance. (Si et al. 2011) fait un état de l'art assez complet des méthodes de calcul de RUL basées sur les modèles parmi lesquelles figurent les techniques de régression, les Hidden Markov Models (HMM) et Hidden Semi-Markov Models (HSMM). Les HMM et HSMM ont la particularité d'intégrer une approche stochastique dans l'estimation de la RUL. (Zhang et al. 2017) présente une technique nommée Multiobjective Deep Belief Network Ensemble (MODBNE) basée sur du ML mais ayant la particularité de pas se baser sur une saisie manuelle des paramètres d'entrée. Toutefois, les méthodes les plus prometteuses sont celles associant plusieurs approches, appelées fusion prognostics. (J. Xu et L. Xu 2011) propose par exemple de combiner le SVM, les Fuzzy Neural Networks (FNN) et l'Autoregressive Moving Average (ARMA). Un autre exemple est l'association de HSMM et de

SVM par (Xinxin et al. 2016).

4 SYSTÈME DE SYSTÈMES ET PHM

Il existe plusieurs définitions du concept de système de systèmes (SoS). (Luzeaux et Ruault 2008) propose une synthèse de ce concept par la définition suivante : « Un système de systèmes est un assemblage de systèmes pouvant potentiellement être acquis et/ou utilisés indépendamment, pour lequel le concepteur, l'acquéreur et/ou l'utilisateur cherche à maximiser la performance de la chaîne de valeur globale, à un instant donné et pour un ensemble d'assemblages envisageables ». On retrouve dans cette définition une forme très condensée des différences entre le concept de système de systèmes, et celui de système. Ces différences sont qualifiées par cinq critères discriminants proposés par (Maier 1996) :

1. indépendance opérationnelle des éléments (pouvant être des systèmes),
2. indépendance managériale des éléments,
3. développement évolutif,
4. comportement émergent,
5. distribution géographique.

En projetant ces critères au domaine de la maintenance, il est possible d'émettre les hypothèses suivantes :

- chaque sous composant d'un système complexe peut être assimilé à un système et par conséquent chaque assemblage de composant peut être assimilé à un système de systèmes.
- pour chaque système d'un système de systèmes, il est possible d'appliquer les approches de maintenance décrite en section 2 de ce papier.

Sur la base de ces deux hypothèses, il est possible de tirer profit

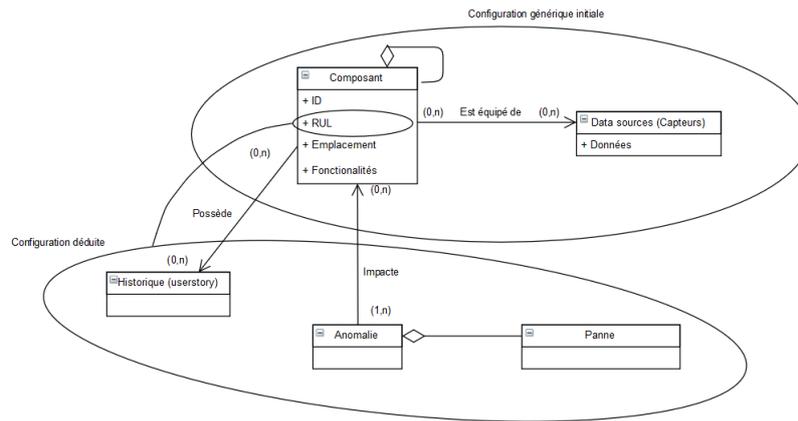


FIGURE 2 – Proposition de métamodèle pour le PHM

- des études sur chaque composant
- de gérer la granularité des données et des informations remontées
- de construire la composition du système de systèmes sur la base de la nomenclature du produit

Ce dernier point est essentiel. En effet, Chaque produit peut être vu comme un système de systèmes et chacun de ces sous-composants peut lui même être vu comme un système de systèmes ou au moins un système. Ainsi la notion de système de système permet de proposer une approche de maintenance indépendante de la complexité du produit.

Afin d'être applicable, cette approche nécessite de pouvoir décrire n'importe quel composant quelque soit sa nature ou ses fonctionnalités. Par conséquent, un méta-modèle a été créé de sorte à supporter cette approche puisqu'un méta-modèle est défini comme « un modèle qui définit le langage utilisé pour exprimer un modèle » (MOF 2002) ou encore « une description de tous les concepts d'un langage ». La méta-modélisation permet de définir directement les concepts manipulés, leur sémantique et la syntaxe du langage liée à l'utilisation de ces concepts » (Chapron 2006).

Dans le métamodèle représenté sur la figure 2, une distinction est faite entre la configuration générique initiale et la configuration déduite.

La configuration initiale décrit les éléments qui composent le système et dont l'agrégation définit la nomenclature. On y retrouve également les capteurs permettant de récupérer les données

de fonctionnement in-situ des composants et sous-systèmes de l'appareil. Cette configuration initiale a la particularité d'être basée sur les éléments physiques du système tout en étant assez générique pour permettre une adaptation à différentes nomenclatures et donc différents produits et/ou modèles.

La configuration déduite regroupe elle toutes les informations issues de l'analyse des données de capteurs, autrement dit les anomalies détectées, les pannes identifiées et la durée de vie restante (RUL). Cette configuration intègre également l'historique des actions de maintenance dont l'analyse peut contribuer à améliorer la performance des prédictions.

Le métamodèle intégrant ces 2 configurations répond ainsi au besoin d'adaptabilité de la maintenance prédictive à différents systèmes et contribue à améliorer la performance de la détection des anomalies, du diagnostic et de l'estimation de la RUL en rendant possible la mise en place d'un PHM à l'échelle d'une flotte (Lee, Jin et al. 2017).

5 CONCLUSION

L'augmentation du nombre de données disponibles doit permettre de construire une approche pro-active de la maintenance. En effet, une fois qu'une panne se produit, la réalisation d'un diagnostic doit empêcher le même type de défaillance de se reproduire. Cette prédiction, appelée pronostique, ne peut se baser uniquement sur les diagnostics car elle

doit également anticiper le cas de situations d'erreur inconnues. De plus, il faut répondre au problème de spécificité des architectures PHM par la définition d'un métamodèle permettant d'améliorer la performance et l'adaptabilité de ces architectures. L'enjeu est de pouvoir gérer plus facilement et plus efficacement des systèmes complexes et évolutifs.

De fait, ce papier propose un métamodèle différenciant la configuration générique initiale comprenant la nomenclature et les caractéristiques physiques du système et la configuration déduite englobant les résultats de la détection d'anomalie, de l'analyse de l'état de santé, du diagnostic de la panne et de l'estimation de la RUL.

RÉFÉRENCES

- Ahmad, R. et S. Kamaruddin (2012). « An overview of time-based and condition-based maintenance in industrial application ». In : *Computers & Industrial Engineering* 63.1, p. 135–149.
- Alter, A., P. Banerjee, P. Daugherty et W. Negm (2014). *Driving Unconventional Growth through the Industrial Internet of Things*. ed.
- Bloch, H. P. et F. K. Geitner (1983). *Practical machinery management for process plants. Volume 2: Machinery failure analysis and troubleshooting*. Gulf Publishing Co., Houston, TX.
- Campos, J. (2009). « Development in the application of ICT in condition monitoring and maintenance ». In : *Computers in Industry* 60.1, p. 1–20.
- Chapron, J. (2006). « Organizational Urbanism: methodology and decision making supports for the information system evolution management of the enterprise ». Theses. Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne.
- Gupta, A. et C. Lawsirirat (2006). « Strategically optimum maintenance of monitoring-enabled multi-component systems using continuous-time jump deterioration models ». In : *Journal of Quality in Maintenance Engineering* 12.3, p. 306–329.
- Hermann, M., T. Pentek et B. Otto (2016). « Design Principles for Industrie 4.0 Scenarios ». In : *2016 49th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS)*. 2016 49th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS), p. 3928–3937.
- Lee, J., C. Jin, Z. Liu et H. D. Ardakani (2017). « Introduction to Data-Driven Methodologies for Prognostics and Health Management ». In : *Probabilistic Prognostics and Health Management of Energy Systems*. DOI: 10.1007/978-3-319-55852-3_2. Springer, Cham, p. 9–32.
- Lee, J., F. Wu, W. Zhao, M. Ghaffari, L. Liao et D. Siegel (2014). « Prognostics and health management design for rotary machinery systems—Reviews, methodology and applications ». In : *Mechanical Systems and Signal Processing* 42.1, p. 314–334.
- Luzeaux, D. et J. Ruault (2008). « Systèmes de systèmes: concepts et illustrations pratiques ». In : *Lavoisier, Paris, France* 36.
- Maier, M. W. (1996). « Architecting principles for systems-of-systems ». In : *INCOSE International Symposium*. T. 6. Wiley Online Library, p. 565–573.
- MOF, O. (2002). *OMG Meta Object Facility (MOF) Specification v1. 4*. OMG Document formal/02-04-03 [Online]. Available: <http://www.omg.org/cgi-bin/apps/doc>.
- Najjar, N., S. Gupta, J. Hare, S. Kandil et R. Walthall (2016). « Optimal Sensor Selection and Fusion for Heat Exchanger Fouling Diagnosis in Aerospace Systems ». In : *IEEE Sensors Journal* 16.12, p. 4866–4881.
- Orsagh, R. F., D. W. Brown, P. W. Kalgren, C. S. Byington, A. J. Hess et T. Dabney (2006). « Prognostic health management for avionic systems ». In : *2006 IEEE Aerospace Conference*. 2006 IEEE Aerospace Conference, p. 1–7.
- Pecht, M. et R. Jaai (2010). « A prognostics and health management roadmap for information and electronics-rich systems ». In : *Microelectronics Reliability* 50.3, p. 317–323.
- Si, X.-S., W. Wang, C.-H. Hu et D.-H. Zhou (2011). « Remaining useful life estimation – A review on the statistical data driven approaches ». In : *European Journal of Operational Research* 213.1, p. 1–14.
- Tsui, K. L., N. Chen, Q. Zhou, Y. Hai et W. Wang (2015). *Prognostics and Health Management: A Review on Data Driven Approaches*. Mathematical Problems in Engineering. DOI: 10.1155/2015/793161. URL : <https://www.hindawi.com/journals/mpe/2015/793161/> (visité le 15/12/2017).

- Tsui, K.-L., W. Chiu, P. Gierlich, D. Goldsman, X. Liu et T. Maschek (2008). « A Review of Healthcare, Public Health, and Syndromic Surveillance ». In : *Quality Engineering* 20.4, p. 435–450.
- Vichare, N. M. et M. G. Pecht (2006). « Prognostics and health management of electronics ». In : *IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies* 29.1, p. 222–229.
- Wang, Z., J. L. Zarader et S. Argentieri (2012). « A novel aircraft engine fault diagnostic and prognostic system based on SVM ». In : *2012 IEEE International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis*. 2012 IEEE International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis, p. 723–728.
- Xinxin, X., L. Qing et C. Nong (2016). « Remaining useful life prognostics of aircraft engine based on fusion algorithm ». In : *2016 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC)*. 2016 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC), p. 628–633.
- Xu, J., Y. Wang et L. Xu (2015). « PHM-Oriented Sensor Optimization Selection Based on Multiobjective Model for Aircraft Engines ». In : *IEEE Sensors Journal* 15.9, p. 4836–4844.
- Xu, J. et L. Xu (2011). « Health management based on fusion prognostics for avionics systems ». In : *Journal of Systems Engineering and Electronics* 22, p. 428–436.
- Yam, R. C. M., P. W. Tse, L. Li et P. Tu (2001). « Intelligent Predictive Decision Support System for Condition-Based Maintenance ». In : *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 17.5, p. 383–391.
- Yang, L. et J. Lee (2012). « Bayesian Belief Network-based approach for diagnostics and prognostics of semiconductor manufacturing systems ». In : *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing* 28.1, p. 66–74.
- Zhang, C., P. Lim, A. K. Qin et K. C. Tan (2017). « Multiobjective Deep Belief Networks Ensemble for Remaining Useful Life Estimation in Prognostics ». In : *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems* 28.10, p. 2306–2318.