



HAL
open science

Diagnosis and prognosis models of wind turbine gearbox health

Steve Ngoufack, Kévin Subrin, Frédéric Renard, Stéphane Subrin

► To cite this version:

Steve Ngoufack, Kévin Subrin, Frédéric Renard, Stéphane Subrin. Diagnosis and prognosis models of wind turbine gearbox health. CFM 2017 - 23ème Congrès Français de Mécanique, Aug 2017, Lille, France. hal-03465451

HAL Id: hal-03465451

<https://hal.science/hal-03465451v1>

Submitted on 3 Dec 2021

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.

Développement d'un modèle de diagnostic et de pronostic d'un multiplicateur d'éolienne

Steve Ngoufack^a, Kévin Subrin^b, Frédéric Renard^c, Stéphane Subrin^d

a. Université de Nantes (steve.ngoufack@univ-nantes.fr)

b. Université de Nantes (kevin.subrin@univ-nantes.fr)

c. Altran Research (frederic.renard@altran.com)

d. Compagnie Nationale du Rhône (s.subrin@cnr.tm.fr)

Résumé :

Cet article présente la conception des modules de surveillance, de diagnostic et de pronostic d'un multiplicateur de vitesse incorporé dans une éolienne à base de modèles analytiques. L'apport des modèles physiques permet de créer des relations de redondances analytiques (RRAs) où toutes les variables sont connues (données constructeurs ou identifications paramétriques). Les valeurs numériques de ces RRAs (résidus) sont considérées comme indicateurs de santé du système. Ils apportent une répétition informationnelle dont il faut vérifier la cohérence. L'incohérence d'au moins un résidu génère alors une alerte et la signature de cette alerte permet d'identifier le type de dégradation. Des modèles prévisionnels sont utilisés pour ajuster l'évolution des indicateurs de santé du système et d'estimer la durée de vie restante du système. Des simulations en régime permanent ont permis d'évaluer la performance des différents modules développés.

Abstract:

This paper presents the design of the monitoring, diagnosis and prognostic modules of gearbox of wind turbine based on analytical models. The contribution of physical models makes it possible to create analytical redundancy relationships (ARRs) where all variables are known (constructor data or parametric identification). The numerical values of these RRAs (residues) are considered as health indicators of the system. They provide a temporal repetition whose coherence must be checked. The inconsistency of at least one residue generates an alert and the signature of this alert makes it possible to identify the type of degradation. Predictive models are used to adjust the evolution of the system health indicators and estimate the Remaining Useful Life of the system. Steady-state simulations were used to evaluate the performance of the various modules developed

Mots clefs : signe précurseur de défaillance, bond graph, relation de redondance analytique, pronostic, Remaining Useful Life.

1 Introduction

Depuis de nombreuses années, le développement des énergies renouvelables et plus spécifiquement la production d'énergie éolienne reste un enjeu pour la transition énergétique. Un effort considérable a été mené par les constructeurs pour offrir une disponibilité forte (>97%) de leur matériel quel que soit les conditions environnementales. Cependant, suivant les implantations choisies (conditions de vents favorables ou non), la rentabilité de ces équipements peut être faible (autour de 1%). Dans le but d'avoir une meilleure maîtrise des coûts sur le cycle de vie de l'équipement, il est alors nécessaire de mieux cerner les processus de dégradation de celui-ci. Ainsi, pour répondre à cette problématique et

aider ainsi les exploitants des parcs éoliens à améliorer leur politique de maintenance, nous présentons le développement d'un outil d'aide à la décision visant la planification des activités de maintenance en juste-à-temps basé sur le tryptique Qualité-Cout-Délais (Just-in-time Monitored Maintenance).

Le multiplicateur de vitesse d'éolienne est un composant complexe (double train épicycloïdal) et son processus de dégradation paraît assez variable dans le temps (Moyenne de 8 ans avec des remplacements de composants prématurés (5 ans)). Les opérations de remplacement sont difficiles et coûteuses mobilisant du personnel expert à 100m de hauteur. Dans le but de limiter les risques, les conditions environnementales doivent être parfaites (ensoleillement, peu de vent) et sont planifiés plusieurs semaines voire mois à l'avance. Il est nécessaire dès lors de renforcer nos connaissances sur la caractérisation de l'état de santé de ce type d'équipements.

Afin de mieux cerner les processus de dégradation et d'anticiper les usures prématurées par plus de maintenance préventive sur les équipements « sensibles », nous présentons les différents modules développés : module de surveillance, module de diagnostic, module de pronostic dont l'objectif est la détermination de la durée de vie restante du système (Remaining Useful Life) en prenant en compte les contraintes opérationnelles.

Ces travaux se concluent sur différentes simulations exploitant des données provenant de parcs éoliens. Celles-ci permettent l'évaluation des performances des différents modules.

2. Etat de l'art et approche proposée

2.1 Méthode de surveillance sans modèle à priori

Ce type d'approche de surveillance est généralement utilisé lorsqu'on ne dispose pas de connaissance pour modéliser l'état du système sous forme d'équations physiques. Elle repose sur le traitement des signaux et/ou des statuts enregistrés par le système SCADA (*Supervisory Control And Data Acquisition*). Dans la littérature, on distingue les techniques telles que : le traitement du signal (analyse vibratoire, émission acoustique, etc.), l'intelligence artificielle (outil statistique, *data mining* etc.) et le système expert (AMDEC, Arbre de défaillance, etc.) [1],[2],[3],[4],[5],[6],[7].

Ce type d'approche est très simple à implémenter mais par contre, nécessite un grand nombre de données dans des modes de fonctionnement variés. De plus cette approche n'offre aucune connaissance physique du phénomène.

2.2 Méthode de surveillance à base de modèle

Le principe de surveillance à base de modèle analytique est de comparer le comportement du système réel à celui d'un modèle qui représente le fonctionnement normal. L'objectif est de générer des relations de redondances analytiques dont les valeurs numériques représentent des résidus ou indicateurs de santé. Plusieurs travaux de recherche ont abordé la conception des modules de surveillance et de diagnostic des systèmes industriels en utilisant cette approche [8],[9].

Dans le cadre d'un multiplicateur de vitesse, Feng et Qiu [10],[11],[12] proposent une approche de surveillance de l'état du multiplicateur en utilisant des modèles analytiques issus des lois de conservation de l'énergie pour détecter l'apparition d'une défaillance. Ce type d'approche permet de décomposer le système en plusieurs sous-systèmes et est adaptée pour évaluer le comportement dynamique du système. Cependant, la robustesse du système de surveillance dépend de la précision du modèle.

2.3 Approche proposée

Le choix d'une approche dépend du niveau de connaissance du système sous surveillance et l'ensemble des données disponibles. Dans cet article nous proposons le développement des modules de surveillance, de diagnostic et de pronostic à base des modèles. L'ensemble de ces modèles est intégré dans une architecture fonctionnelle du type OSA/CBM (*Open System Architecture for Condition Based Maintenance*) dédiée au développement de stratégies de maintenance conditionnelle

ou prévisionnelle [13]. Notre apport repose sur l'utilisation des relations de redondances analytiques pour générer des résidus (indicateurs de santé), évaluer le mode de fonctionnement du système et identifier la cause du signe précurseur de défaillance. L'outil bond graph (graphe à liens) sera utilisé pour générer les relations de redondances analytiques.

3. Choix du sous-système à surveillé

Dans le cadre de notre développement, nous nous sommes intéressés à un multiplicateur d'éolienne. En effet, ce composant, vis-à-vis de sa haute technicité, fait parti des éléments dont l'évaluation de la dégradation est un enjeu. Celui-ci est fortement instrumenté (sonde de température au niveau de chaque roulement), présence d'accéléromètres uniaxiaux. De plus, les exploitants réalisent des endoscopies pour voir l'usure ainsi que du comptage particulaire de l'huile de lubrification.

Ainsi, l'origine de défaillance se caractérise par une usure qui s'accélère due à la sollicitation des engrenages (effort de transmission qui évolue en fonction de la régulation). Du fait de sa fréquence de rotation élevée, l'arbre rapide couplé à la génératrice, présente un taux de défaillance élevé[2]. Cependant, une défaillance sur ce sous-système entraîne systématiquement l'arrêt total de l'éolienne. Le sous-système à surveiller est donc constitué des composants suivants :

- l'arbre de rotation rapide couplé à la génératrice ;
- le système d'engrenage entre l'arbre intermédiaire et l'arbre rapide ;
- les roulements.

Le cahier des charges des différents types d'endommagement du sous-système étudié est représenté dans le tableau 1 ci-dessous.

Type d'endommagement	Grandeurs physiques sensibles	Mnémonique
Dégradation de l'huile de lubrification	coefficient de transfert thermique : U_{Gear}	F_1
Usure des dentures d'engrènement	Rendement des engrenages : η_{Gear}	F_2
Dégradation des roulements	Rendement des roulements : η_{Bear}	F_3
Rupture de l'arbre : moment excessif	L'inertie des roues dentées : J_{Gear}	F_4
Rupture de l'arbre : moment excessif	L'inertie de l'arbre de rotation : J_{Bear}	F_5

Tableau 1 : Cahier des charges des types d'endommagement à détecter

4 Conception des modèles de surveillance : génération des Relations de Redondances Analytiques (RRA)

Pour construire nos modèles de surveillance, nous partons des hypothèses suivantes : nous négligeons le jeu et les raideurs d'engrènement; nous ne considérons pas le système de stockage du système hydraulique; le phénomène de conduction thermique est supposé linéaire; nous ne prenons pas en compte le phénomène de stockage hydraulique dans le réservoir; nous négligeons les échanges thermiques entre le multiplicateur et son milieu extérieur.

4.1 Modélisation graphique du sous-système par approche bond graph.

La figure 1 ci-dessous illustre une vue de section d'un multiplicateur d'éolienne à 3 étages (deux trains épicycloïdaux plus un arbre rapide parallèle couplé à la génératrice). Le schéma cinématique associé à ce type de multiplicateur est représenté à la figure 2.

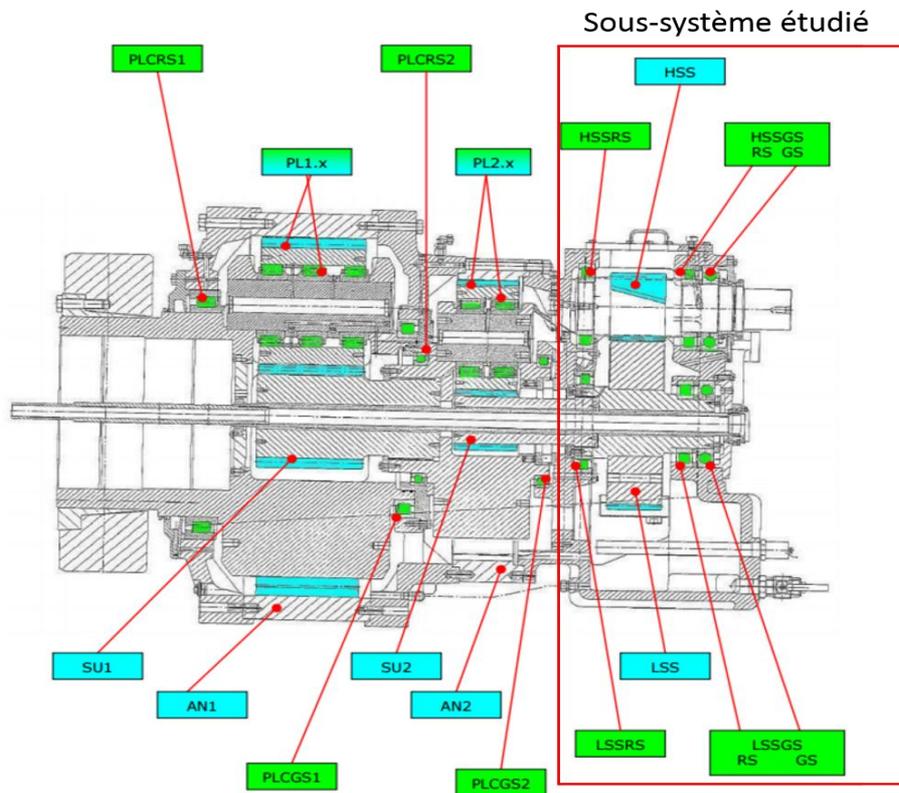


Figure 1 : Vue de section d'un multiplicateur à double trains épicycloïdaux

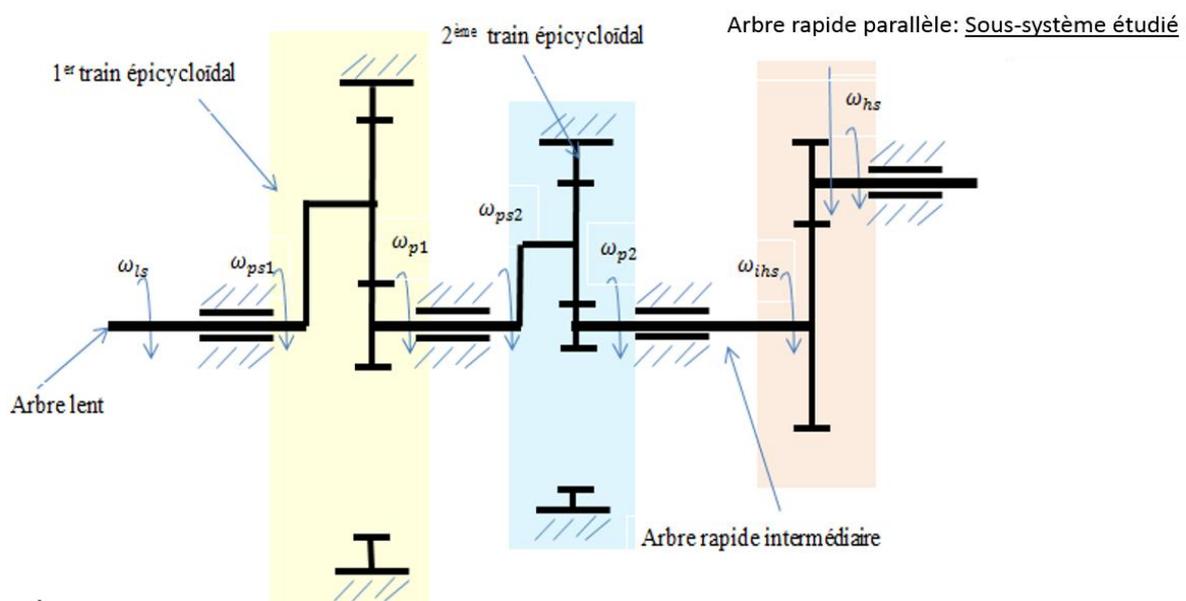


Figure 2 : Schéma cinématique du multiplicateur de vitesse à double trains épicycloïdaux

$$\begin{cases} e_4 * f_4 = P_{elec} \\ e_1 * f_1 = \frac{P_{elec}}{\eta_{Gear}} \end{cases} \quad (5)$$

En remplaçant l'équation (5) dans (4) on a :

$$\frac{P_{elec}}{\eta_{Gear}} - P_{elec} - f_6 = 0 \quad (6)$$

En utilisant les relations physiques issues du pseudo bond graph thermique et, en supposant un régime constant on a :

$$f_6 = \frac{1}{R_t} (T_{Bear} - T_{cater}) \quad (7)$$

En posant $U_{Gear} = \frac{1}{R_t}$ et en substituant l'équation (7) dans (6), on obtient une relation d'équilibre où toutes les variables sont connues :

$$\left(\frac{1}{\eta_{Gear}} - 1 \right) * P_{elec} - \frac{1}{R_t} (T_{Bear} - T_{cater}) = 0 \quad (8)$$

L'équation de redondance analytique obtenue à partir des bonds graphs est :

$$\left(\frac{1}{\eta_{Gear}} - 1 \right) * P_{elec} - U_{Gear} * (T_{Bear} - T_{cater}) = ARR_1 \quad (9)$$

Deux autres relations de redondances analytiques sont issues d'une réécriture de ces équations physiques développées par Feng et Qui, [7],[8],[9]. L'équation ci-dessous représente donc l'ensemble des trois relations :

$$\begin{cases} \left(\frac{1}{\eta_{Gear}} - 1 \right) * P_{elec} - U_{Gear} * (T_{Bear} - T_{cater}) = ARR_1 \\ (1 - \eta_{Bear}) * \frac{1}{2} J_{Bear} * \omega_{hs}^2 - U_{Gear} * (T_{Bear} - T_{cater}) = ARR_2 \\ (1 - \eta_{Gear}) * \frac{1}{2} J_{Gear} * \omega_{hs}^2 - U_{Gear} * (T_{Gear} - T_{cater}) = ARR_3 \end{cases} \quad (10)$$

Les valeurs numériques des RRAs (ARR_1, ARR_2, ARR_3) sont respectivement les résidus (r_1, r_2, r_3).

5. Conception d'un module de diagnostic

Un module de diagnostic se compose de trois tâches : la détection d'une anomalie, la localisation du composant présentant un signe précurseur de défaillance, et la caractérisation de ce signe précurseur de défaillance. Le diagnostic élaboré repose sur l'ensemble des hypothèses suivantes : la fiabilité des capteurs ; la fiabilité de l'arbre intermédiaire qui entraîne l'arbre rapide ; la fiabilité de la génératrice ; un seul mode de dégradation est supposé être présent lors de l'élaboration de diagnostic.

L'algorithme de diagnostic est implémenté à base de la matrice de reconnaissance des causes. Les lignes de la matrice représentent les signatures des différents types d'endommagement. La valeur « 1 » signifie que le type d'endommagement influe la réponse du (ou des) résidu(s) (« 0 » sinon). Si un type d'endommagement est sensible à au moins un résidu, alors il est détectable ($M_b = I$). Si la signature d'un type d'endommagement est unique, alors il est isolable ($I_b = I$).

La matrice théorique de la matrice de reconnaissance est présente dans le tableau 2 ci-dessous. Cette matrice permettra d'implémenter un algorithme de diagnostic (détection et identification du signe précurseur de défaillance).

Type d'endommagement	Composant physique du système	r_1	r_2	r_3	M_b	I_b
Dégradation de l'huile de lubrification	$U_{Gear} : F_1$	1	1	1	1	1
Usure des dentures	$\eta_{Gear} : F_2$	1	0	1	1	1
Dégradation des roulements	$\eta_{Bear} : F_3$	0	1	0	1	0
Rupture de l'arbre : moment excessif	$J_{Gear} : F_4$	0	0	1	1	1
Rupture de l'arbre : moment excessif	$J_{Bear} : F_5$	0	1	0	1	0

Tableau 2 : Matrice de reconnaissance des causes

6. Conception du module de pronostic

Construire un module de pronostic consiste à modéliser la dégradation ($DM_i(t)$) du composant dans le but de suivre l'évolution de l'endommagement au cours du temps et faire le pronostic sur la durée de vie restante du système. Dans notre cas d'étude nous partons de l'hypothèse fondamentale que le modèle de dégradation est issu d'une analyse statistique (régression linéaire ou non linéaire) et la forme mathématique qui représente au mieux la tendance de l'évolution des résidus (indicateurs de santé) est connue. Connaissant la forme des modèles de dégradation du système, nous utilisons une méthode d'identification basée sur les techniques de moindres carrés non linéaires pour estimer les différents paramètres des modèles (P_i). Ainsi, à partir d'un seuil de défaillance maximal fixé, on peut déterminer le temps de franchissement de ce seuil et estimer la durée de vie restante du système. Pour formaliser notre algorithme de pronostic, nous faisons les hypothèses suivantes : Nous supposons qu'il y a aucune influence du système extérieur (environnement, action de maintenance, etc.) ; la forme mathématique du modèle de dégradation est connu a priori et est égale à :

$$DM_i(t) = P_{1(i)} * \exp(P_{2(i)} * t) \quad (11)$$

Avec $DM_i(t)$ la fonction mathématique d'ajustement du résidu r_i ; $[P_{1(i)}; P_{2(i)}]$ est le vecteur des paramètres du modèle $DM_i(t)$.

Nous supposons que, le seuil de défaillance maximal est connu, il n'y a aucun défaut sur les capteurs de mesures, la forme d'évolution des trois résidus est identique.

7. Présentation des résultats et discussions

La durée de simulation est égale de 30u.t. (unité de temps). Le cas d'étude est la dégradation du système d'huile de lubrification. Pour cela, nous avons introduit un défaut progressif aux instants $t=8u.t.$, $t=16u.t.$ et $t=25u.t$ sur le système de l'huile de lubrification. Cela se traduit physiquement par l'augmentation du coefficient de transfert thermique. En présence de ce signe précurseur de défaillance, le coefficient de transfert thermique augmente de façon anormale et les résidus sensibles à ce type d'endommagement s'écartent de leurs valeurs normales. Les figures 4 & 5 illustrent respectivement la variation des résidus sans défaut et la variation des résidus en présence d'une dégradation de l'huile de lubrification. La figure 6 présente l'évolution des indicateurs de santé issus des modèles prévisionnelles.

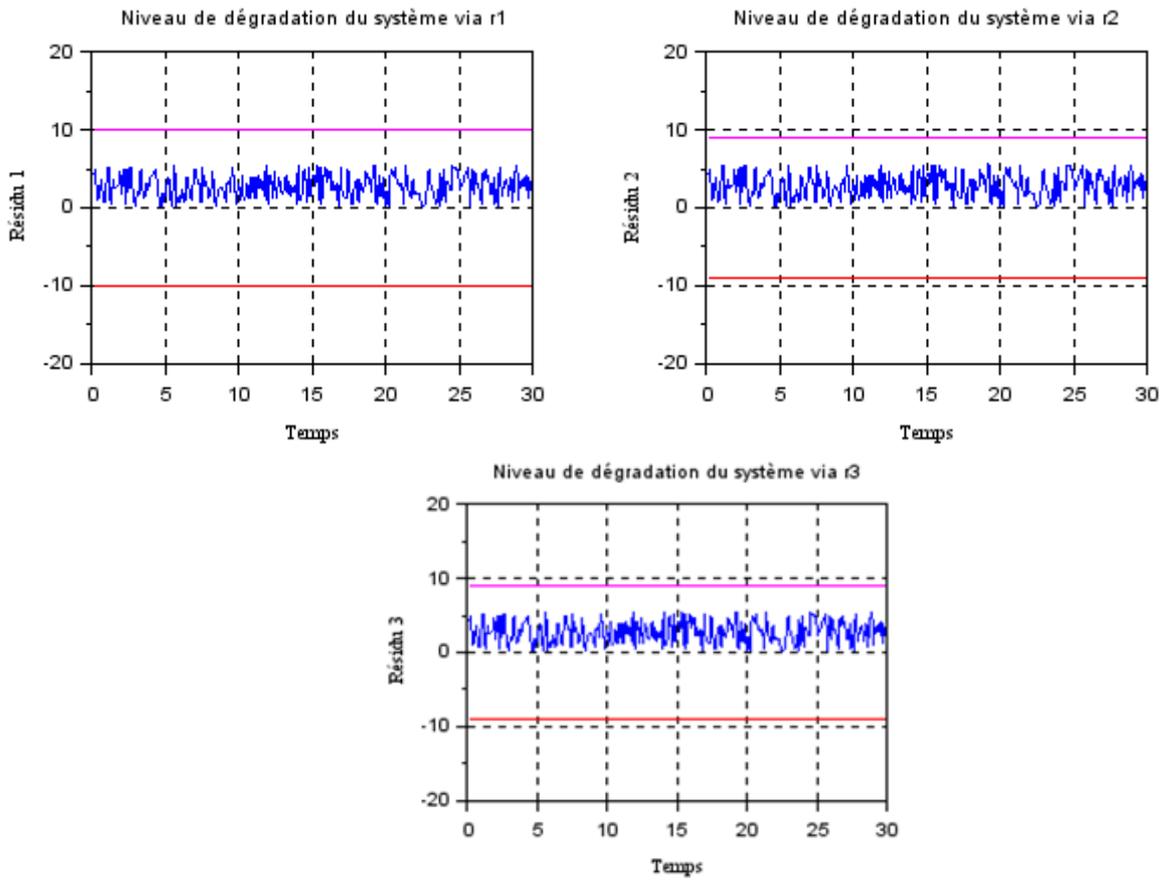


Figure 4 : variation des résidus sans influence de défaut

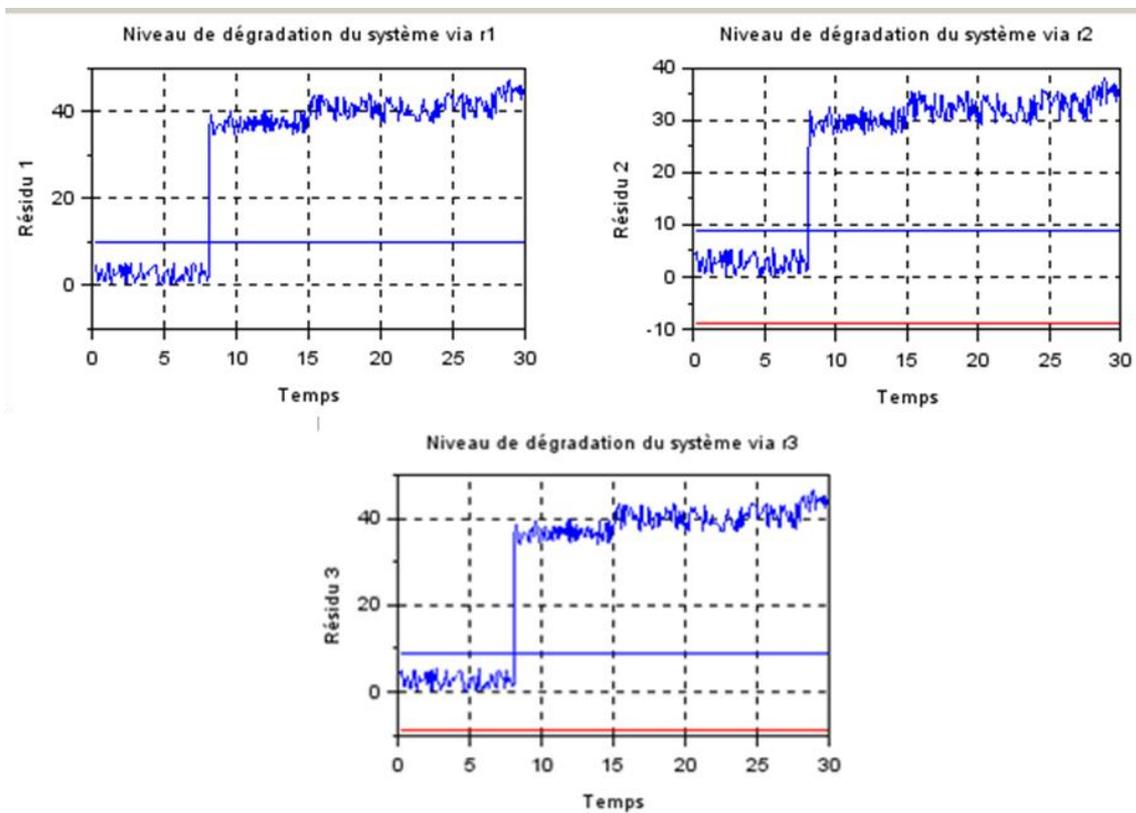


Figure 5 : Variation des résidus sous influence d'un défaut progressif

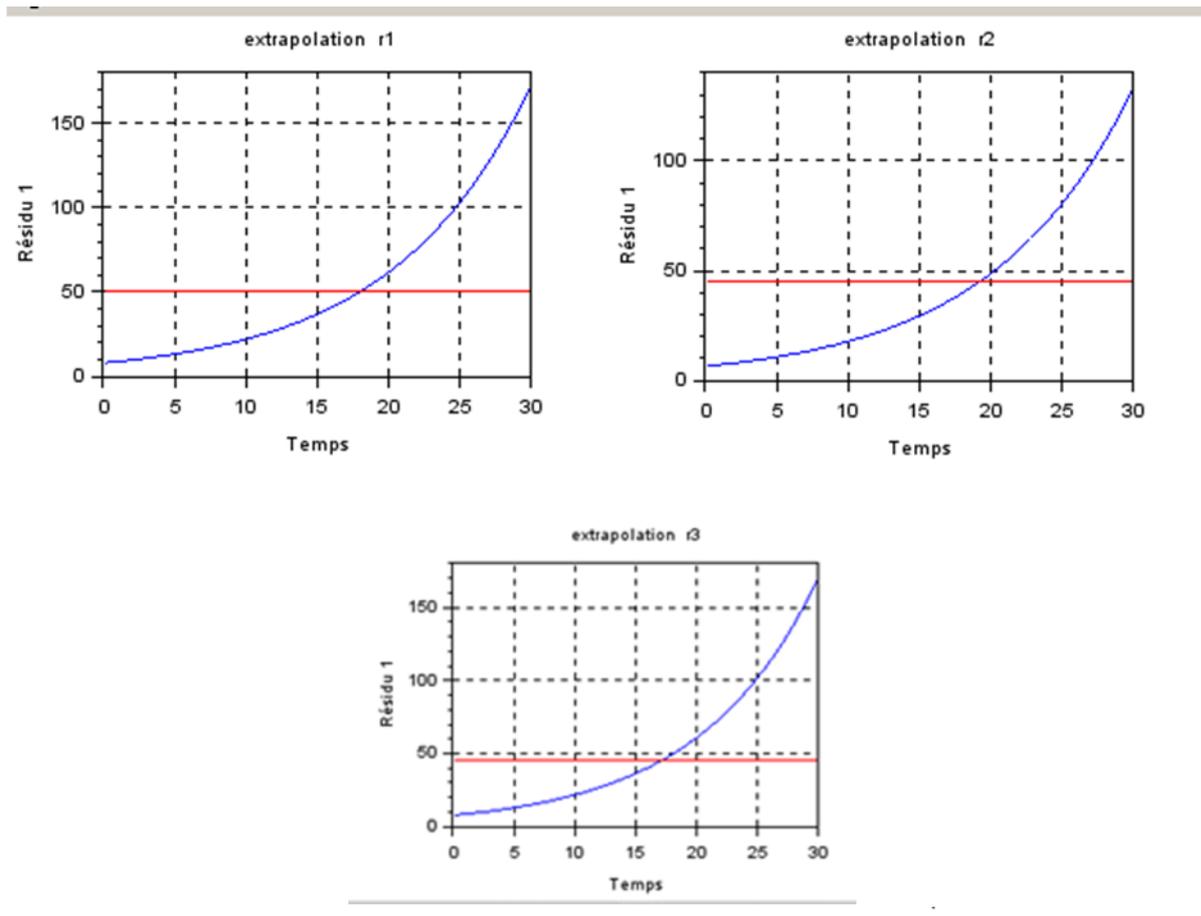


Figure 6 : Extrapolation des résidus

L'analyse des graphes de la figure 4 montre qu'en fonctionnement normal, tous les résidus sont dans une plage de fonctionnement normal; par contre, en présence d'un signe précurseur de défaillance sur l'huile de lubrification, on observe une dérive de tous les résidus du système de surveillance (figure 5). La signature du type d'endommagement est : $V_j = [1, 1, 1]$. Cette signature correspond bel et bien à une dégradation de l'huile de lubrification ce qui est en accord avec la matrice théorique de reconnaissance des causes. L'instant de remontée de la présence d'un signe précurseur est égal à $8.1u.t$ soit un retard de $0.1u.t$ par rapport à l'instant d'introduction de ce défaut progressif. Ce retard est dû aux erreurs d'identification des paramètres des modèles de surveillance. La figure 6 illustre l'extrapolation des indicateurs de santé (résidus) à travers le temps. L'algorithme de pronostic calcule l'instant de franchissement des seuils maximums admissibles. La RUL du système est égale au minimum des trois RULs des indicateurs de santé :

$$RUL = \min(RUL(r_1); RUL(r_2); RUL(r_3)) = \min(9.87; 11.12; 8.97) = 8.97u.t.$$

En supposant une durée moyenne de fonctionnement de 5 ans, en admettant que 5ans correspond à $30u.t$ on a : $1u.t$ qui correspond à 2 mois. Ainsi, dès la présence d'un signe précurseur de défaillance, la durée de vie restante est estimée à 17mois et 28 jours.

Connaissant ainsi la durée de vie restante du système, l'opérateur de maintenance et le gestionnaire de parc éolien peuvent prendre des décisions adéquates (planning de maintenance, disponibilité des pièces de rechange, ...).

Conclusion

Dans cet article, nous avons montré l'intérêt des modèles analytiques sur la surveillance et le diagnostic de l'état d'un multiplicateur de vitesse et plus précisément sur l'arbre rapide parallèle. A partir d'un

ensemble de signaux simulés, la simulation des modules développés nous montre qu'il est possible de coupler les différents résultats issus des modules dans un processus de maintenance prévisionnel et ainsi, mieux cerner la dégradation des composants du système. Un autre objectif serait de tester ces modèles sur des signaux d'entrées/sorties d'un multiplicateur présentant une défaillance réelle. Les futurs travaux prendront en compte l'incertitude sur les paramètres des modèles analytiques, puis de les simuler sur un régime dynamique.

Référence

- [1] A. C. Guerrero, A. J. Guillén, and J. F. Gómez, A process to develop a quantitative FMECA analysis of critical systems in an offshore wind turbine, in *2013 International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA)*, 2013, pp. 590–594.
- [2] H. D. M. de Azevedo, A. M. Araújo, and N. Bouchonneau, A review of wind turbine bearing condition monitoring: State of the art and challenges, *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 56, 2016, pp. 368–379.
- [3] A. Gómez González and S. D. Fassois, A supervised vibration-based statistical methodology for damage detection under varying environmental conditions & its laboratory assessment with a scale wind turbine blade, *J. Sound Vib.*, vol. 366, , 2016, pp. 484–500.
- [4] H. Arabian-Hoseynabadi, H. Oraee, and P. J. Tavner, Failure Modes and Effects Analysis (FMEA) for wind turbines, *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 32, no. 7, 2010, pp. 817–824.
- [5] C. CRABTREE and others, Condition monitoring techniques for wind turbines, Thesis, Durham University, 2011.
- [6] A. P. Verma, Performance monitoring of wind turbines: a data-mining approach, Thesis, University of Iowa, 2012.
- [7] E. Lapira, D. Brisset, H. Davari Ardakani, D. Siegel, and J. Lee, Wind turbine performance assessment using multi-regime modeling approach,” *Renew. Energy*, vol. 45, 2012, pp. 86–95.
- [8] M. A. Djeziri, Diagnostic des Systèmes Incertains par l'Approche Bond Graph, Thèse, Ecole Centrale de Lille, 2007.
- [9] N. Chatti, Contribution à la supervision des systèmes à base des Bond Graphs signés, Thèse, Ecole polytechnique universitaire de Lille, 2013.
- [10] Y. Feng, Y. Qiu, C. J. Crabtree, H. Long, and P. J. Tavner, Monitoring wind turbine gearboxes, *Wind Energy*, vol. 16, no. 5, 2013, pp. 728–740.
- [11] Y. Qiu *et al.*, Model based wind turbine gearbox fault detection on SCADA data, in *3rd Renewable Power Generation Conference (RPG 2014)*, 2014, pp. 1–5.
- [12] Y. Feng, Y. Qiu, C. J. Crabtree, H. Long, and P. J. Tavner, Use of SCADA and CMS signals for failure detection and diagnosis of a wind turbine gearbox, in *European Wind Energy Conference and Exhibition 2011, EWEC 2011*, 2011, pp. 17–19.
- [13] M. G. Thurston, An open standard for Web-based condition-based maintenance systems, in *2001 IEEE Autotestcon Proceedings. IEEE Systems Readiness Technology Conference. (Cat. No.01CH37237)*, 2001, pp. 401–415.