

Sujet de thèse - 2017

Prise en compte des effets conjoints du vieillissement, des maintenances et de l'hétérogénéité sur des systèmes réparables.

Mots clés : Fiabilité, processus stochastiques, statistique, probabilités appliquées.

Laboratoire de rattachement : Laboratoire Jean Kuntzmann (LJK), équipe FIGAL, Université Grenoble Alpes, Grenoble, France.

Directeur de thèse : Laurent Doyen, laurent.doyen@univ-grenoble-alpes.fr, LJK.

Co-directeur de thèse : Christophe Bérenguer, christophe.berenguer@grenoble-inp.fr, GIPSA-lab.

Sujet de thèse :

Contexte :

Pour un industriel, il y a un enjeu majeur à l'évaluation quantitative de l'effet des maintenances et à l'optimisation de ces actions dans le respect des contraintes de sécurité, de disponibilité et de coût. Pour répondre à cette problématique, de nombreux modèles stochastiques ont été proposés afin de prendre en compte les effets conjoints du vieillissement et des maintenances. Les hypothèses basiques sur l'effet de la maintenance supposent soit qu'elle est minimale (ou "As Bad As Old"), quand elle remet le système dans le même état où il était juste avant l'événement, soit qu'elle est parfaite (ou "As Good As New") quand elle remet le système à neuf. La réalité se situe naturellement entre ces deux cas extrêmes, on parle alors de modèle de maintenance imparfaite, pour lesquels le processus des défaillances et maintenances constitue un processus stochastique de comptage pouvant être caractérisé par une intensité aléatoire. Les plus connues des modèles de maintenance imparfaite sont les modèles d'âge virtuel (Kijima 1989) qui supposent que l'effet des maintenances est de rajeunir le système. Le LJK travaille depuis de nombreuses années sur la modélisation et l'évaluation des effets des différents types de maintenance (correctives et/ou préventives) et du vieillissement (Doyen et Gaudoin 2004). Ces contributions et celles d'autres équipes sont intégrées dans un package R, développé par le LJK, et nommé VAM (Virtual Age Models).

Depuis quelques années, avec la généralisation de la présence de capteurs sur les équipements, on arrive à collecter des nouvelles données liées par exemple aux niveaux de détérioration ou de sollicitation des matériels ou aux conditions environnementales auxquelles ils sont soumis. Il est primordial de proposer des méthodes permettant de prendre en compte cette information supplémentaire dans l'évaluation de la fiabilité des systèmes, dans la prédiction de leur durée de vie résiduelle et dans l'optimisation de leur maintenance. L'état de dégradation du système ou l'effet des conditions environnementales constituent ce que l'on appelle des covariables. Elles peuvent permettre d'expliquer le comportement hétérogène d'un ensemble de systèmes pourtant identiques. Une autre source d'hétérogénéité observée peut être liée, au contraire, à des différences technologiques (constructeur, dimensionnement des installations, type de matériel, ...). L'hétérogénéité peut aussi être non observée, par exemple quand certains systèmes souffrent de dysfonctionnement internes. L'hétérogénéité non observée peut aussi refléter l'impossibilité de prendre en compte toute la complexité des facteurs environnementaux. Ce genre de caractéristiques peuvent être incluses dans les modèles sous forme de fragilité ("frailty"), c'est à dire à l'aide d'effets aléatoires non observés.

Les modèles évoqués précédemment sont des modèles dits de survie ou plus généralement

des modèles d'événements récurrents. Ces modèles sont définis à partir de la distribution du temps d'attente jusqu'à défaillance ou de façon plus générale à partir des distributions conditionnelles des durées entre événements successifs. Pour autant, il existe une autre approche couramment utilisée en fiabilité qui consiste à modéliser la dégradation du système par un processus aléatoire (processus Gamma, Lévy monotone, Wiener, ... cf. Van Noortwijk 2009) et à définir la défaillance comme un franchissement de seuil pour ce processus. La maintenance imparfaite peut alors correspondre à une réduction soit directement du processus de dégradation soit de son âge virtuel (Mercier et Castro 2013). Cette approche par modèle de dégradation est généralement utilisée quand on peut observer ou quantifier la détérioration du système. Pour autant, en pratique, on observe souvent que le phénomène lié à la défaillance est plus complexe qu'un simple franchissement de seuil pour le processus de dégradation. Certains auteurs ont donc proposé de considérer le seuil de défaillance comme aléatoire. L'idée serait ici plutôt de considérer la dégradation comme une covariable du modèle de survie et de pouvoir ainsi faire le lien entre les deux approches de modélisation.

Etat de l'art :

Peña (2006) a proposé un modèle d'événements récurrents très générale qui permet d'inclure à la fois des modèles d'âge virtuel, des effets de covariables et de l'hétérogénéité non observée. Pour des modèles légèrement moins généraux (en particulier qui n'incluent pas l'hétérogénéité non observée), des travaux sur l'estimation semi-paramétrique et le comportement asymptotique des estimateurs ont été proposés par Peña (2016). Mais la quasi-totalité de ces travaux, comme ceux qui y sont reliés, supposent que l'effet des maintenances sur l'âge virtuel est connu. Seuls Li et Hanson (2014) ont travaillé sur l'inférence de l'effet simultané de la maintenance, de l'âge et des covariables. Ils ont proposé une méthode d'estimation semi-paramétrique Bayésienne. Contrairement à ce qui avait été proposé par Peña, l'effet des covariables dans leur modèle ne porte pas sur la distribution du temps à défaillance mais sur l'efficacité de la maintenance. On peut enfin citer les travaux de Slimacek et Lindqvist (2016) qui permettent de prendre en compte à la fois une hétérogénéité observée et non observée, mais en supposant que l'effet des maintenances est minimal. Ils ont appliqué leurs travaux à l'analyse de la fiabilité d'éoliennes.

Description du sujet :

Le sujet principal de la thèse sera donc de développer une méthodologie pour la prise en compte de l'hétérogénéité dans les modèles de maintenance imparfaite, en partant de la modélisation, en allant jusqu'à la prise de décision et en proposant également des méthodes d'inférence pour les modèles développés. Le travail de thèse sera structuré suivant trois axes de recherche.

- Modélisation probabiliste :

Les modèles développés devraient mélanger les caractéristiques des modèles d'âge virtuel (pour l'effet des maintenances imparfaites), des modèles de hasard proportionnel type Cox (pour l'hétérogénéité observée), et des modèles de fragilité Bayésien (pour l'hétérogénéité non observée). Ils devront permettre de prendre en compte différents types de maintenances (ce qui n'a pas encore été considéré par Peña). Les propriétés théoriques des modèles seront étudiés.

- Inférence statistique :

L'inférence statistique, pour les modèles développés, pourra être paramétrique ou semi-paramétrique, inférentielle ou Bayésienne et se basera sur les différents travaux cités dans l'état de l'art. La principale difficulté vient du fait de considérer que l'effet de

la maintenance n'est pas connu. En effet, Beutner et al. (2017) ont montré qu'il est difficile d'ajuster des modèles d'âge virtuel pour lesquels l'effet de maintenance doit conjointement être estimé. En effet, la méthode classique de vraisemblance profilée ne permet pas d'obtenir des estimateurs consistants dans ce cas. Les différentes méthodes développées ont vocation à être intégrées dans le package VAM et expérimentées sur des données réelles. Le comportement asymptotique des estimateurs sera aussi exploré et caractérisé.

- Utilisation des modèles pour la prise de décision de maintenance :

L'un des buts de l'intégration des covariables observées dans les modèles de maintenance imparfaite sera de pouvoir faire le lien avec les modèles de dégradation (Bérenghier et Co 2012, 2016). L'idée serait donc de pouvoir intégrer la dégradation comme étant une covariable du modèle de maintenance imparfaite. On pourrait ainsi répondre à des questions stratégiques, comme par exemple savoir s'il est économiquement plus rentable de suivre le profil d'utilisation ou les conditions environnementales d'exploitation, plutôt que l'état de dégradation du système. En effet, dans le cas des éoliennes l'usure des pales est directement reliée à la vitesse du vent et plus généralement aux conditions environnementales. Il peut donc être plus simple et moins cher de suivre les conditions environnementales plutôt que de faire des inspections afin de constater l'état de dégradation des pales. Une autre problématique stratégique est la prise de décision en ligne dans le cadre de politiques de maintenance préventive optimales dépendant des différentes observations recueillies sur le système. Dans ce cadre de maintenance conditionnelle, on ne cherche plus à déterminer a priori un échéancier de maintenance "statique", optimisé sur un critère de coût de maintenance ou d'indisponibilité. Pour prendre une décision de maintenance sur la base de l'information de surveillance, il faut proposer des règles de décision "dynamiques" permettant d'intégrer explicitement l'information recueillie en ligne (sur l'état courant de détérioration du système ou sur ses conditions opératoires ou environnementales) pour élaborer la décision. Il est également nécessaire de développer des modèles de coût de maintenance, permettant d'évaluer les performances de ces politiques de maintenance dynamiques. Ces modèles de coût peuvent permettre de calculer par exemple des critères faisant explicitement apparaître les coûts de recueil d'information à différents niveaux du système : il est ainsi possible de choisir entre différentes options possibles de niveaux de surveillance du système.

Ces trois axes de recherche justifient la collaboration du LJK et du GIPSA-lab pour la direction de cette thèse. Le LJK amène des compétences en statistique et probabilités appliquées qui devraient permettre de soutenir les deux premiers axes. Le GIPSA-lab amène des compétences sur les modèles de dégradation, la conception, la modélisation et l'évaluation des politiques de maintenance dynamiques et le diagnostic/pronostic de l'état de santé des systèmes afin de soutenir le travail, principalement sur le troisième axe, mais également sur le premier. La collaboration du LJK et du GIPSA-lab sur ces thématiques a déjà été initiée par le projet exploratoire AMORE (Advanced MOdelling for Reliability and maintenance Evaluation) du LabEx PERSYVAL-Lab. Ce projet est actuellement codirigé par les deux futurs encadrants de la thèse.

Bibliographie

1. BEUTNER E., BORDES L. ET DOYEN L. (2017). The failure of the profile likelihood method for semi-parametric effective age models, *Bernoulli*, 23(4B), p. 3650–3684.
2. DELOUX E., FOULADIRAD M. ET BÉRENGUER C. (2016). Health and usage based

- maintenance policies for a partially observable deteriorating system, *Journal of Risk and Reliability - Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O*, 230(1), p. 120–129.
3. DOYEN L. ET GAUDOIN O. (2004). Classes of imperfect repair models based on reduction of failure intensity or virtual age, *Reliability Engineering and System Safety*, 84(1), p. 45–56.
 4. HUYNH K.T., BARROS A. ET BÉRENGUER C. (2012). Maintenance Decision-making for Systems Operating Under Indirect Condition Monitoring : Value of Online Information and Impact of Measurement Uncertainty, *IEEE Transactions on Reliability*, 61(2), p. 410–425.
 5. M. KIJIMA (1989). Some results for repairable systems with general repair, *Journal of Applied Probability*, 26(9), p. 89–102.
 6. LI L. ET HANSON T.E. (2014). A Bayesian semiparametric regression model for reliability data using effective age, *Computational Statistics and Data Analysis*, 73, p. 177–188.
 7. MERCIER S. ET CASTRO I.T. (2013). On the modelling of imperfect repairs for a continuously monitored gamma wear process through age reduction, *Journal of Applied Probability*, 50(4), p. 1057–1076.
 8. PEÑA E.A. (2006). Dynamic modeling and statistical analysis of event times, *Statistical Science*, 21(4), p. 487–500.
 9. PEÑA E.A. (2016). Asymptotics for a class of dynamic recurrent event models, *Journal of Nonparametric Statistics*, 28, p. 716–735.
 10. SLIMACEK V. ET LINDQVIST B.H. (2016). Nonhomogeneous Poisson process with nonparametric frailty, *Reliability Engineering and System Safety*, 149, p. 14–23.
 11. VAN NOORTWIJK, J. (2009). A survey of the application of gamma processes in maintenance, *Reliability Engineering and System Safety*, 94(1), p. 2–21.