

Politique de maintenance dynamique pour un système multi-composant intégrant les informations de surveillance

Dynamic maintenance policy for a multi-component system integrating the monitoring information

Lesobre Romain et Bouvard Keomany
Volvo Group Trucks Technology
1 avenue Henri Germain
69806 Saint Priest Cedex

Bérenghier Christophe
GIPSA-lab, Grenoble INP
Domaine Universitaire, BP46
38402 Saint Martin d'Hères

Barros Anne
Institut Charles Delaunay, UTT
12 rue Marie Curie, BP2060
10010 Troyes Cedex

Cocquempot Vincent
LAGIS, Université Lille 1
Polytech'Lille
59655 Villeneuve d'Ascq Cedex

Résumé

Ce papier traite de la mise en place d'une politique de maintenance dynamique pour un système multi-composant basée sur le concept de la Maintenance Free Operating Period (MFOP). La MFOP définit une période d'opération sans action de maintenance durant laquelle le système devra mener à bien ses missions sans panne et sans limitation. A chaque fin de MFOP ou quand une panne survient au niveau du système, la politique considérée évalue la nécessité d'une intervention de maintenance pour assurer la prochaine période avec un niveau de confiance spécifié. Lorsqu'une intervention de maintenance est jugée nécessaire, la politique sélectionne les opérations à réaliser pour atteindre le niveau souhaité. Pour soutenir le processus de décision implémenté dans cette politique de maintenance, l'information de surveillance disponible sur le système et ses composants devra être prise en compte. Ici, l'information de surveillance fait référence à l'information sur l'état des composants et aux conditions d'utilisation des composants. Les principales contributions vont ainsi consister à intégrer ces informations et à évaluer leurs impacts sur l'optimisation de la politique de maintenance développée.

Summary

This paper deals with a dynamic maintenance policy for a multi-component system based on the Maintenance Free Operating Period (MFOP) concept. This MFOP is defined as a period of operation without maintenance action during which the system, should be able to carry out all its assigned missions without system fault or limitation. At each end of MFOP or when a failure occurs, the considered policy evaluates if a maintenance action is required to ensure the next period with a specified confidence level. If a maintenance action is mandatory, the policy identifies the operations which have to be performed to reach the required level. Available monitoring information may be taken into account in order to support the applied maintenance decision process with this policy. In our case, the monitoring information refers to the component state information and information on the component operating conditions. The main contributions consist of integrating this monitoring information and evaluating their impacts on the proposed maintenance policy.

1. Contexte industriel

Actuellement dans l'industrie du poids lourd, le véhicule est perçu comme un véritable outil de travail permettant à leurs utilisateurs de réaliser des profits. Pour optimiser le profit, la diminution des coûts de possession de leurs matériels sans remettre en cause la qualité de service est primordiale. Pour diminuer ce coût de possession, un des principaux leviers est de se focaliser sur la disponibilité opérationnelle du véhicule. Celle-ci est vue aujourd'hui comme un indicateur important de rentabilité. Ainsi, la capacité d'un constructeur à développer un système de gestion efficace de la maintenance pour optimiser cette disponibilité opérationnelle apparaît comme une importante clef du succès.

Les contrats de maintenance actuels sont définis lors de l'achat du véhicule à partir de sa configuration et des conditions d'utilisation spécifiées par l'utilisateur. Ces informations vont être utilisées pour sélectionner les intervalles de remplacement de chaque opération de service. En se basant sur ces intervalles, un planning de maintenance est créé pour informer l'utilisateur des opérations de service planifiées sur son véhicule. A noter que ces opérations s'appuient sur une logique composant dans laquelle les interactions et la structure du système ne sont pas prises en compte. Ces plannings de maintenance sont également statiques dans le sens où chaque opération de maintenance est réalisée à intervalles réguliers, ces intervalles n'étant pas mis à jour durant la vie du véhicule. Cet aspect statique ne permet donc pas de s'adapter à l'utilisation réelle du véhicule. En conséquence, le coût global de la maintenance est impacté soit par des maintenances non planifiées générant un coût d'immobilisation très important soit par des remplacements précoces de ces composants.

Pour pallier à ces problèmes, une politique de maintenance dynamique pour un système multi-composant capable d'intégrer les possibilités offertes par les technologies de l'information et de la communication est étudiée. Pour optimiser la disponibilité opérationnelle d'un système et réduire ses immobilisations, une politique de maintenance basée sur la fiabilité peut être utilisée. La plupart du temps, l'optimisation de ces politiques va consister à définir les meilleurs moments pour réaliser les opérations ou les inspections de maintenance en vue de trouver le meilleur compromis entre maintenances préventive et corrective (Dekker, 1996). Néanmoins, la problématique et les contraintes sont différentes dans l'industrie du poids lourd. En effet la maintenance peut être réalisée de manière préventive uniquement quand le véhicule retourne à l'atelier. En dehors de ces interventions de maintenance, c'est-à-dire en mission, la maintenance est presque impossible ou génère des coûts importants d'immobilisation. Pour surmonter ces différentes contraintes, la politique de maintenance développée doit être capable d'assurer le bon fonctionnement du système sur une période donnée avec un niveau de confiance élevé et de sélectionner les opérations de

maintenance à effectuer pendant l'arrêt du véhicule à l'atelier. Ces recommandations visent ainsi à placer la disponibilité opérationnelle du véhicule au centre de la politique de maintenance.

La principale contribution de ce papier est de proposer une politique de maintenance dynamique pour un système multi-composant basée sur le concept de la Maintenance Free Operating Period (MFOP). Ce concept introduit par la Royal Air Force en 1996 a pour objectifs d'améliorer la disponibilité opérationnelle des systèmes et de réduire les coûts de maintenance (Kumar *et al.*, 1999). La politique proposée intègre les informations de surveillance, que ce soit celles autour de l'état de santé des composants ou celles sur les conditions d'utilisation opérationnelles, pour optimiser le processus de décision de maintenance et ainsi réduire les coûts.

Cette communication s'organise de la façon suivante. Le chapitre 2 définit le concept de la MFOP et la politique de maintenance mise en œuvre. Le chapitre 3 décrit les différents types d'information considérés. Le chapitre 4 décrit le cadre de simulation implémenté pour pallier l'absence de données réelles. Le chapitre 5 présente les modèles de mélange comme un outil de connexion entre les conditions d'utilisation et la durée de vie des composants. Le chapitre 6 évoque l'estimation de la durée de vie résiduelle des composants dans un environnement dynamique. Le chapitre 7 traite de l'évaluation de la politique de maintenance basée sur le calcul du coût total de la maintenance. Enfin le dernier chapitre évalue les différents cas de surveillance considérés sur un exemple numérique.

2. Principes de la politique de maintenance dynamique proposée

Comme mentionné précédemment, la politique proposée repose sur le concept de la MFOP. La MFOP se définit comme une période d'opération pendant laquelle l'équipement devra être capable de mener à bien ses missions sans action de maintenance et sans que l'opérateur ne soit limité par des pannes ou des limitations du système (Hockley, 1998). L'idée de ce concept est ainsi d'éviter les opérations de maintenance non planifiées en déplaçant toutes les maintenances correctives à venir vers une période planifiée de maintenance préventive. En d'autres termes, une politique de maintenance basée sur la MFOP va avoir pour objectif de regrouper les opérations de maintenance à la fin de la MFOP ou à la fin de plusieurs cycles de MFOP. Contrairement aux autres types de regroupement proposés actuellement dans la littérature (Tinga *et al.*, 2013), ce concept va permettre de prévoir précisément le moment où le système pourra être maintenu et également d'assurer aux clients des périodes d'utilisation sans défaillance. Les caractéristiques de cette politique de maintenance conviennent parfaitement aux contraintes des systèmes de transport où le nombre d'opportunités de maintenance est assez limité et où l'immobilisation du système entraîne de fortes conséquences financières.

Pour assurer cette MFOP, des politiques de maintenance basées sur ce concept ont été introduites (Long *et al.*, 2009). Ces politiques sont développées pour des systèmes mono-composant et ne prennent pas en compte l'information disponible dans le processus de décision de maintenance. L'objectif est ainsi d'étendre ses travaux à des systèmes multi-composant et d'intégrer les possibilités offertes par les nouvelles technologies de l'information et de la communication en ce qui concerne la surveillance. Dans le cadre de cette étude, un système peut représenter le véhicule complet ou uniquement une partie du véhicule. Il se décompose en composants qui peuvent être remplacés afin de le maintenir dans des conditions de fonctionnement optimales.

La politique de maintenance dynamique proposée consiste à estimer à t , représentant soit la fin d'une MFOP ou une panne au niveau du système, la probabilité que le système multi-composant fonctionne pendant la prochaine MFOP sachant l'information disponible à t (Kumar *et al.*, 1999). Dans le cas où le système fonctionne à t et que les recommandations en termes de fiabilité imposent une MFOP de t_{MFOP} , cette probabilité appelée Maintenance Free Operating Period Survivability (*MFOPS*) est donnée par:

$$MFOPS(t) = \frac{R_{syst}(t + t_{MFOP})}{R_{syst}(t)} \quad \{1\}$$

avec $R_{syst}(t)$ la fiabilité du système à t . A noter que cette définition permet de prendre en compte la structure du système dans le processus de décision de maintenance et de sortir ainsi de l'approche « composant ». La politique développée considère que si la *MFOPS* est supérieure au niveau de confiance spécifié, aucune opération de maintenance n'est nécessaire et le système peut être déployé sur la prochaine MFOP. Dans le cas contraire, si la *MFOPS* est inférieure au niveau de confiance spécifié, une intervention de maintenance est nécessaire. Cette *MFOPS* apparaît ainsi comme une variable de décision permettant de statuer sur la nécessité d'une intervention de maintenance.

Quand une intervention de maintenance est requise pour atteindre le niveau de confiance souhaité, un critère doit être établi pour sélectionner les opérations de maintenance à effectuer. Contrairement à un système mono-composant où la sélection de l'opération de maintenance (remplacement du composant) à réaliser est évidente, les composants à maintenir dans un système multi-composant doivent être déterminés. Dans ce travail, la minimisation du coût de remplacement pendant l'intervention de maintenance pour atteindre le niveau de confiance spécifié est utilisée comme critère. Le problème peut être formulé comme suit:

$$\min_{\{x_i\}} \sum_{i=1}^n x_i * C_i \quad \{2\}$$

tel que $MFOPS_x > NC$

avec n le nombre de composants dans le système, x_i une variable binaire qui indique la sélection d'une opération de maintenance (remplacement) sur le composant i , C_i le coût de l'opération de maintenance sur le composant i incluant les coûts de la pièce et de la main d'œuvre, X un ensemble de composants à remplacer pour une solution donnée, $MFOPS_x$ la *MFOPS* du système lorsque les composants X ont été changés et enfin NC le niveau de confiance spécifié pour le déploiement du système

sur la prochaine MFOP. Dans ce papier, les opérations de maintenance sont supposées indépendantes. Néanmoins la politique de maintenance proposée pourrait intégrer des dépendances, notamment liées à la structure du système ou à l'organisation des opérations de maintenance, par l'intermédiaire du critère de décision de maintenance défini.

3. Présentation des différents types d'information de surveillance considérés

La caractéristique intéressante de cette politique, et plus précisément de la MFOPS, est sa capacité à se mettre à jour à t en s'appuyant sur la fiabilité des composants du système. Basée sur cette caractéristique, l'incertitude de la MFOPS et par extension la qualité de la décision de maintenance dépendent fortement de l'information de surveillance disponible. Dans ce travail, l'information de surveillance regroupe celle de l'état des composants du système et celle des conditions d'utilisation opérationnelles de chacun des composants. A noter que l'information sur les conditions d'utilisation d'un composant peut être aussi vue comme une information complémentaire à son état de santé.

3.1 Informations relatives à l'état de santé des composants du système

Aujourd'hui les technologies de l'information et de la communication permettent de donner accès à des niveaux d'information toujours plus précis sur l'état de santé des composants. D'une manière générale, un meilleur niveau d'information sur l'état des composants à l'intérieur du système permet de baser la décision de maintenance à t sur une estimation de la MFOPS beaucoup plus pertinente. En effet si à l'instant t , l'unique information de surveillance disponible est le fonctionnement du système, la MFOPS réalise une moyenne des situations possibles par composant. Dans le cas où un niveau d'information plus important est disponible sur certains des composants, l'estimation de la MFOPS intègre cette information pour éliminer des situations impossibles. La pertinence de l'évaluation est donc accrue.

Table 1. Définition des niveaux d'information sur l'état des composants

Niveau d'information	Information disponible au niveau composant
Niveau 1	Aucune Information
Niveau 2	Marche/Panne
Niveau 3	Mesure de dégradation

Considérons qu'à l'instant t , l'information sur le fonctionnement du système multi-composant est toujours disponible. Ensuite suivant les hypothèses considérées (voir Table 1), différents niveaux d'information peuvent être disponibles par composant. Dans un premier niveau, considérons qu'aucune information sur l'état du composant n'est disponible. Dans un second niveau, l'information marche/panne est supposée disponible. A noter que l'impact de cette information sera fortement corrélé à la structure du système. Pour un composant qui se trouve en série dans le système, ce niveau d'information n'influe pas sur le calcul de la MFOPS lorsque le système fonctionne. En effet, le fonctionnement du composant est directement déduit du fonctionnement du système. Néanmoins cette information permet d'économiser du temps et de l'argent lors du diagnostic quand le système est immobilisé. Pour un composant qui se trouve en parallèle, outre les économies liées au diagnostic, l'information marche/panne influe sur la MFOPS lorsque le système fonctionne en éliminant des situations impossibles. Enfin, avec le troisième niveau une mesure de dégradation du composant est supposée connue. Cette mesure décrit plus précisément l'état réel du composant et rend le calcul de la MFOPS plus pertinent.

3.2 Informations relatives aux conditions d'utilisation des composants du système

Outre les informations relatives à l'état de santé des composants du système, la qualité de la décision prise repose sur la connaissance des conditions d'utilisation opérationnelles de chaque composant du système. Dans le cas d'un système de transport, que ce soit le véhicule complet ou un sous-système du véhicule, celui-ci évolue dans un environnement dynamique qui influence le mécanisme de dégradation de ses composants. Suivant les composants et leurs fonctions dans le système, une combinaison de variables liée par exemple à l'environnement opérationnel (topographie, état de la route ...), à l'utilisation du véhicule (changement de vitesse, ...) ou aux types de missions réalisés pourra impacter cette dégradation. Actuellement, de nombreux projets sont en cours au sein du groupe Volvo afin de développer des méthodes permettant d'acquérir une connaissance précise de l'environnement dynamique dans lequel évolue chaque système.

Notons que la situation actuelle ne permet pas d'avoir accès à l'environnement dans lequel chaque composant évolue. Ne pas prendre en compte cette information, notamment si le composant opère dans des conditions variables, conduit à une forte incertitude sur les paramètres des modèles et une efficacité limitée de la politique de maintenance (Tinga, 2010). Aujourd'hui, les modèles de durée de vie sont obtenus à partir de l'historique de maintenance disponible par véhicule. Ces modèles sont construits par composant pour une gamme de véhicule donnée et par année de mise en circulation. Les résultats obtenus montrent que les modèles possèdent une variance très importante. La raison principale de cette variance est que la construction du modèle s'appuie sur une méconnaissance des conditions d'utilisation. Ainsi, les pannes observées peuvent provenir de composants utilisés dans des conditions totalement différentes. Dans ce contexte, considérer un modèle unique pour un jeu de données de pannes peut s'avérer inapproprié et peut conduire à définir un modèle avec une variance trop importante. Pour éviter ce type de problème, Tinga (2010) mentionne que la diminution de l'incertitude sur les conditions d'utilisation suivies par le composant contribue à réduire la largeur de la distribution et ainsi gagner en précision dans l'estimation de la fiabilité des composants du système.

4. Définition du cadre de simulation utilisé

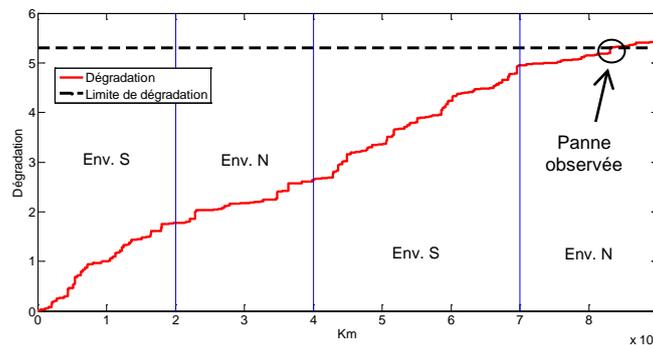
Dans le chapitre précédent, il a été mentionné que l'environnement réel dans lequel les composants du système évoluent, est aujourd'hui inconnu. Concrètement cela signifie qu'aucune information n'est disponible pour corréler les conditions d'utilisation d'un composant et les pannes ou les dégradations associées. Dans ce contexte afin de pouvoir évaluer l'impact de l'information de surveillance sur la politique de maintenance développée, une base de données est construite par simulation pour chacun des composants. Pour la création de ces bases, un cadre de simulation identique est proposé dans les paragraphes suivants.

Considérons que les conditions d'utilisation d'un composant donné évoluent entre un environnement « normal » et un environnement « stressé ». Dans la réalité, la distinction entre ces deux environnements pourra être effectuée par le suivi de

variables liées à l'environnement opératoire, à l'utilisation du véhicule ou aux types de missions. Afin de retranscrire la variabilité observable au niveau des conditions d'utilisation des composants, différentes histoires sont simulées. Pour chaque histoire considérée, les conditions d'utilisation simulées sont différentes. Chaque histoire peut être vue comme une succession de périodes kilométriques dont les longueurs sont définies à partir d'une loi normale $N(10000, 1000)$. Pour chaque période, un environnement « normal » ou « stressé » est affecté. Pour effectuer cette affectation une probabilité de se trouver dans un environnement « stressé » comprise entre 0 et 60% est associée à chaque histoire. Les paramètres utilisés pour modéliser la longueur des périodes ont été définis avec des experts et sont indépendants de la fiabilité des constituants du système.

Afin de simuler le mécanisme de dégradation suivi par le composant, il est supposé que l'environnement va influencer sur la rapidité et la variance de sa dégradation. Dans ce cas des processus Gamma avec des paramètres différents sont affectés à l'environnement « normal » et à l'environnement « stressé ». Notons $Ga(\alpha_N, \beta_N)$ et $Ga(\alpha_S, \beta_S)$ les processus de dégradation correspondant respectivement à l'environnement normal et à l'environnement stressé pour un composant. Le processus Gamma est un processus à accroissements positifs très utilisé pour modéliser l'usure d'un composant (Abdel-Hameed, 1975). Le composant est considéré en panne dès lors que son niveau de dégradation noté $Z(t)$ dépasse une limite de dégradation spécifiée L . La Figure 1 illustre, pour une histoire donnée, le mécanisme de dégradation d'un composant en fonction de son environnement simulé.

Figure 1. Evolution de la dégradation d'un composant dans un environnement dynamique



Pour être en mesure d'évaluer l'impact de l'information de surveillance sur la politique de maintenance développée, plusieurs cas de surveillance sont considérés (voir Table 2). Dans le premier cas, supposons que la base de données simulée répertorie uniquement les instants où le composant va tomber en panne. Les conditions d'utilisation de ces composants sont inconnues. Notons également que les processus de dégradation utilisés pour construire cette base sont inconnus. Dans ce contexte un modèle de durée de vie unique basée sur les pannes répertoriées est construit par composant afin de mettre en place la politique de maintenance développée. Ces modèles de durée de vie sont utilisés pour évaluer la *MFOPS* du système dans ce premier cas de surveillance. La politique de maintenance est ensuite appliquée sur un système multi-composant où de nouvelles histoires de dégradation sont simulées pour chacun des composants. Le cadre de simulation est similaire à celui utilisé pour la construction de la base de données initiale. Ces nouvelles histoires simulées permettent de tester la politique développée en supposant que l'information marche/panne est disponible pour chaque composant. Les conditions d'utilisation des composants sont supposées inconnues. Ce premier cas de surveillance est très proche de la situation actuelle et sert de base de comparaison.

Table 2. Définition des différents cas de surveillance considérés

Cas de surveillance	Hypothèses
Cas 1	Aucune information sur les conditions d'utilisation des composants + Information marche/panne disponible pour chaque composant + Modèle de durée de vie unique par composant
Cas 2	Information sur les conditions d'utilisation des composants disponible + Aucune information sur l'état des composants + Modèles de durée de vie liés aux conditions d'utilisations par composant
Cas 3	Information sur les conditions d'utilisation des composants disponible + Information de dégradation disponible pour chaque composant + Processus de dégradation pour l'environnement « normal » et « stressé » connus pour chaque composant

Dans le second cas, supposons que la base de données simulée contient les instants où le composant va tomber en panne et l'information sur les conditions d'utilisation des composants. Cette information prendra la forme d'une variable τ_i^s exprimée en pourcentage pour chaque composant. Cette variable τ_i^s correspond au ratio de la distance passée par un composant dans un environnement « stressé » sur la distance totale parcourue à t . Dans le cas où la variable τ_i^s est associée à une panne, t représente la durée de vie du composant. Notons que les processus de dégradation utilisés pour construire la base initiale sont toujours supposés inconnus dans ce second cas de surveillance. Ces informations permettent de définir des modèles de durée de vie qui vont être liés aux conditions d'utilisation du composant. La méthode utilisée pour relier conditions d'utilisations et modèles de durée de vie est explicitée dans le chapitre suivant. De manière similaire au premier cas de surveillance, la politique de maintenance est ensuite appliquée sur un système multi-composant. Pour les nouvelles histoires simulées permettant d'évaluer la politique implémentée, l'information marche/panne est supposée non disponible pour les composants. Néanmoins les conditions d'utilisation de chaque composant sont supposées connues. Dans ce contexte, l'information sur les conditions d'utilisation entraîne, à chaque décision de maintenance, la sélection du modèle de durée de vie adéquat pour chaque composant.

Dans le troisième et dernier cas de surveillance, les conditions d'utilisation des différents composants sont supposées disponibles. Considérons également que les processus de dégradation suivis par le composant dans l'environnement « normal »

et dans l'environnement « stressé » sont connus. Pour les nouvelles histoires simulées permettant d'évaluer la politique, une mesure de dégradation et les conditions d'utilisation sont supposées disponibles à chaque décision de maintenance pour chaque composant. Pour intégrer ces informations, une méthode permettant d'estimer la fiabilité conditionnelle du composant en fonction de ses conditions d'utilisation et de sa mesure de dégradation est décrite au chapitre 6.

5. Lien entre les conditions d'utilisation et les modèles de durée de vie

Afin de mettre en place le second cas de surveillance considéré dans le paragraphe précédent, il est nécessaire de relier les différents profils d'utilisation d'un composant à des modèles de durée de vie. Dans ce chapitre, une méthode basée sur l'expérience sera proposée pour établir cette connexion. Ainsi sous l'hypothèse que les conditions d'utilisation du composant affectent sa fiabilité, une méthode basée sur les modèles de mélange pourra être utilisée.

5.1 Définition des modèles de mélange

Un modèle de mélange de lois de probabilité consiste à supposer que les données proviennent d'une source contenant plusieurs sous-populations. Chaque sous-population est modélisée de manière séparée par une loi de probabilité. La population totale est donc un mélange de ces sous-populations. Dans notre contexte, chaque sous-population représente un profil d'utilisation différent pour un composant. La fonction de densité de la loi de mélange est donnée par:

$$g(x) = \sum_{j=1}^k w_j f_j(x, \theta_j) \quad (3)$$

avec k le nombre supposé de sous-populations dans le mélange étudié, w_j la proportion de la j ième sous-population dans le mélange et $f_j(x, \theta_j)$ la densité de probabilité de la j ième sous-population. L'estimation des différents paramètres de la loi de mélange est effectuée avec la méthode du maximum de vraisemblance. Cette méthode consiste à rechercher les valeurs des paramètres qui maximisent le logarithme de la vraisemblance des données observées (Lebarbier *et al.*, 2008). Pour atteindre cet objectif en présence de données incomplètes, l'algorithme EM (Expectation-Maximisation) est utilisé. Cette procédure va ainsi permettre à partir de la population de panne simulée initialement d'estimer les paramètres du modèle de mélange pour un nombre donné de k sous-populations. Cependant en principe le nombre de sous-populations est inconnu. Même si l'on dispose d'informations a priori sur les données, il est difficile de le fixer par avance. Pour déterminer le nombre de sous-populations k , le coefficient de détermination permettant d'appréhender la qualité de l'ajustement entre les données initiales et les données estimées avec le modèle de mélange est introduit. Le coefficient de détermination s'exprime de la façon suivante:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{l=1}^m (P_l - \hat{P}_l)^2}{\sum_{l=1}^m (P_l - \bar{P})^2} \quad (4)$$

avec m le nombre de données dans la population totale, P_l les données observées, \hat{P}_l les données modélisées avec les lois de mélange et \bar{P} la moyenne des données observées. La qualité de l'ajustement augmente naturellement avec le nombre de sous-populations considéré. Pour éviter de choisir toujours le nombre de sous-populations maximal défini par notre connaissance a priori, un seuil de 0.99 est fixé pour le coefficient de détermination. Ainsi le premier modèle de mélange à k sous-populations avec un coefficient de détermination supérieur à 0.99 est retenu.

5.2 Affectation des données a posteriori

Une fois le nombre de sous-populations et les paramètres du mélange identifiés, il est ensuite nécessaire de pouvoir affecter chaque panne observée à une sous-population donnée. Pour se faire, l'idée naturelle est de classer la panne dans la sous-population dont elle a le plus de chances d'être issue au vu de sa valeur observée et des caractéristiques des sous-populations. On s'intéresse donc ici à la probabilité que l'individu a appartienne à la sous-population b , sachant que l'on a observé pour cet individu la valeur x_a pour sa date de défaillance. Cette probabilité notée τ_{ab} est appelée probabilité a posteriori que l'individu soit dans la population b et elle est donnée par :

$$\tau_{ab} = \frac{w_b f_b(x_a, \theta_b)}{\sum_{j=1}^k w_j f_j(x_a, \theta_j)} \quad (5)$$

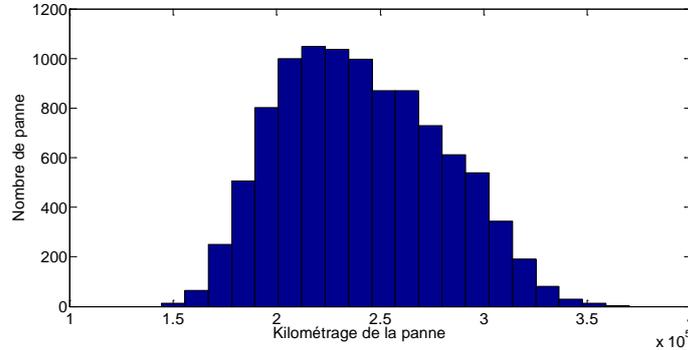
En s'appuyant sur cette probabilité, une classification basée sur la règle du Maximum A Posteriori (MAP) va être utilisée (Lebarbier *et al.*, 2008). On va ainsi classer l'individu a dans la sous-population b correspondant à la probabilité τ_{ab} maximale pour cet individu. Si cette quantité est proche de 1 pour une sous-population, l'individu est classé de manière quasi certaine dans cette sous-population. Si au contraire les probabilités sont assez proches, le classement de l'individu est plus incertain. En pratique cette affectation réalise une classification des pannes observées. Pour rappel, la variable τ_t^s est supposée connue pour chaque panne répertoriée. Cette variable permettra dans ce contexte de connaître le ratio de la distance passée par un composant dans un environnement « stressé » sur la distance totale parcourue par ce composant avant la panne. En utilisant la combinaison de ces informations, des valeurs limites au niveau de la variable τ_t^s sont fixées pour distinguer les différentes sous-populations. Ces limites seront ensuite utilisées quand une décision de maintenance doit être prise pour sélectionner le modèle de durée de vie adéquat pour un composant. Cela signifie qu'à l'instant t quand une décision de maintenance doit être prise que la variable τ_t^s permet de réaliser un choix entre les modèles définis pour les différentes sous-populations.

5.3 Illustration de la méthode

La base de données utilisée pour illustrer la méthode est construite en suivant le cadre de simulation énoncé précédemment. Pour cette illustration le composant choisi suit un processus Gamma de paramètre $Ga(8e^{-4}, 20)$ dans un environnement normal et $Ga(1.6e^{-3}, 20)$ dans un environnement stressé et son seuil de dégradation est fixé à $L = 12$. L'histogramme (voir Figure 2) représente la base de données de panne obtenue pour 10000 histoires de dégradation. A noter que chaque panne mentionnée dans l'histogramme est associée avec sa variable τ_t^s où t dans ce cas représente la durée de vie de chaque composant. A partir

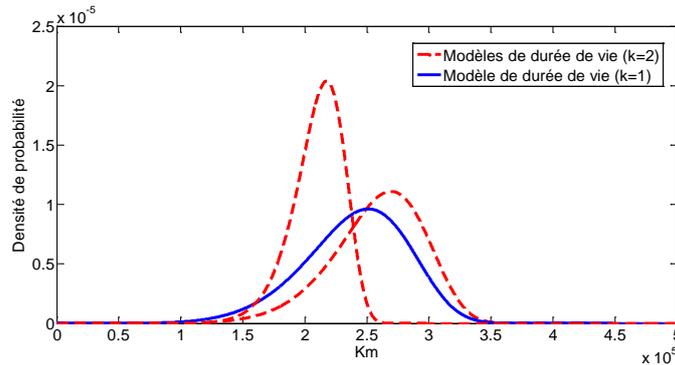
de cette population initiale de panne, l'objectif va être de déterminer si les pannes obtenues pour ce composant sont issues d'une ou de plusieurs sous-populations.

Figure 2. Histogramme représentant la répartition des pannes simulées



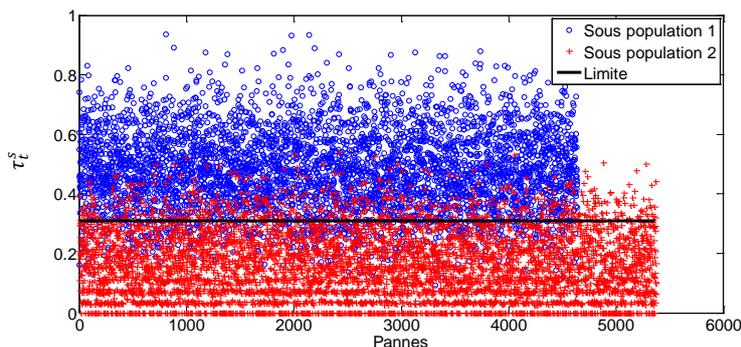
La première étape va ainsi consister à considérer uniquement le cas avec $k = 1$ sous-population. Une loi de Weibull est utilisée pour modéliser la durée de vie de ce composant. A noter que la loi de Weibull est la loi de durée de vie la plus largement utilisée pour modéliser des ensembles de pannes. Pour ce jeu de données, si on considère uniquement une sous-population et une loi de Weibull pour l'estimation on obtient un coefficient de détermination égal à $R^2_{k=1} = 0.985$. Bien que cette valeur soit parfaitement acceptable, la Figure 3 décrit une variance très importante pour le modèle à $k = 1$ sous-population. En appliquant les modèles de mélange pour des lois de Weibull à 2 sous-populations sur ce jeu de données nous obtenons un coefficient de détermination de $R^2_{k=2} = 0.991$. La variance sur les deux modèles définis est beaucoup plus acceptable. Nous allons ainsi retenir un mélange de 2 sous-populations pour ce jeu de données. Les deux courbes pour $k = 2$ représentent les deux sous-populations identifiées.

Figure 3. Modèles de durée de vie pour $k = 1$ et $k = 2$ sous-populations



Une fois les paramètres des différents modèles de mélange estimés et le nombre de sous-populations sélectionné, l'affectation des pannes a posteriori aux différentes sous-populations doit être effectuée. Considérons que la sous-population 1 correspond au modèle le plus sévère et la sous-population 2 au modèle le moins sévère. Les résultats de cette affectation sont proposés dans la Figure 4. L'analyse de cette figure fait ressortir que les variables τ_i^s sont globalement plus élevées pour les pannes associées à la sous-population 1. La dernière étape consiste à définir une valeur limite au niveau de la variable τ_i^s permettant de distinguer les deux sous-populations. Cette limite est déterminée en maximisant le nombre de pannes correctement placées. Dans notre illustration, la limite est fixée à 31%. Cette limite permet ainsi quand une décision de maintenance doit être prise de sélectionner le modèle de durée de vie adéquat pour un composant en se basant uniquement sur ses conditions d'utilisation.

Figure 4. Allocation des pannes initiales et détermination de la limite sur les conditions d'utilisation



6. Estimation de la durée de vie résiduelle dans un environnement dynamique

6.1 Présentation de l'approximation proposée

Pour mettre en place le troisième cas de surveillance considéré, une méthode permettant d'estimer la durée de vie résiduelle d'un composant à t_1 conditionnellement à son niveau de dégradation $Z(t_1)$ et à ses conditions d'utilisation doit être développée. A noter que cette information sur les conditions d'utilisation est retranscrite dans la variable $\tau_{t_1}^s$. Rappelons également que les processus de dégradation pour l'environnement « normal » et l'environnement « stressé » sont supposés connus dans ce cas. Pour estimer cette durée de vie résiduelle, le problème est que l'environnement futur du composant est inconnu. Dans ce contexte plusieurs hypothèses peuvent être formulées. La première hypothèse est de considérer qu'après t_1 , le composant va évoluer uniquement dans un environnement dit « normal », dans ce cas l'estimation de la fiabilité conditionnelle est donnée par :

$$R(t|Z(t_1)) = 1 - \frac{\Gamma(\alpha_N(t-t_1), (L-Z(t_1))\beta_N)}{\Gamma(\alpha_N(t-t_1))} \quad \{6\}$$

Une autre hypothèse est de considérer qu'après t_1 , le composant va évoluer uniquement dans un environnement dit « stressé », dans ce cas l'estimation de la fiabilité conditionnelle est donnée par :

$$R(t|Z(t_1)) = 1 - \frac{\Gamma(\alpha_S(t-t_1), (L-Z(t_1))\beta_S)}{\Gamma(\alpha_S(t-t_1))} \quad \{7\}$$

A noter pour ces deux premières hypothèses que l'environnement du composant après t_1 est supposé unique et invariant. Ces hypothèses semblent peu réalistes dans le cas où les conditions d'utilisation passées du composant sont très variables. Dans ce papier l'hypothèse retenue va être de considérer que l'environnement après t_1 sera un mélange d'environnements « normaux » et d'environnements « stressés ». La proportion entre ces deux environnements est supposée similaire à son utilisation passée. Dans ce contexte, une approximation du mécanisme de dégradation après t_1 peut être vue comme un processus Gamma dont la moyenne et la variance des incréments sont des moyennes pondérées par $\tau_{t_1}^s$ des moyennes et des variances relatives aux processus gamma $Ga(\alpha_N, \beta_N)$ et $Ga(\alpha_S, \beta_S)$ initiaux. Les paramètres à t_1 de ce nouveau processus de dégradation nommé $Ga(\alpha_{mix}, \beta_{mix})$ sont définis de la manière suivante :

$$\frac{\alpha_{mix}}{\beta_{mix}} = (1 - \tau_{t_1}^s) * \left(\frac{\alpha_N}{\beta_N}\right) + (\tau_{t_1}^s) * \left(\frac{\alpha_S}{\beta_S}\right) \quad \{8\}$$

$$\frac{\alpha_{mix}}{\beta_{mix}^2} = (1 - \tau_{t_1}^s) * \left(\frac{\alpha_N}{\beta_N^2}\right) + (\tau_{t_1}^s) * \left(\frac{\alpha_S}{\beta_S^2}\right)$$

avec $\left(\frac{\alpha_N}{\beta_N}\right)$ et $\left(\frac{\alpha_N}{\beta_N^2}\right)$ l'espérance et la variance des incréments du processus Gamma $Ga(\alpha_N, \beta_N)$. Ainsi l'estimation de la fiabilité conditionnelle est donnée par :

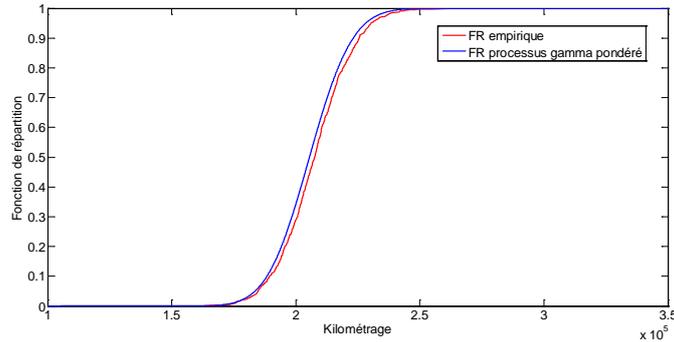
$$R(t|Z(t_1)) = 1 - \frac{\Gamma(\alpha_{mix}(t-t_1), (L-Z(t_1))\beta_{mix})}{\Gamma(\alpha_{mix}(t-t_1))} \quad \{9\}$$

6.2 Evaluation de l'approximation proposée

Afin de valider l'approximation de la fiabilité conditionnelle donnée par l'équation 9, la première étape consiste à reproduire des histoires de dégradation avec des conditions d'utilisation similaires. La fonction de répartition des pannes obtenues sera ensuite comparée avec la fonction de répartition d'un processus gamma dont la moyenne et la variance des incréments sont des moyennes pondérées des processus gamma $Ga(\alpha_N, \beta_N)$ et $Ga(\alpha_S, \beta_S)$ initiaux. Pour réaliser cette comparaison, un processus markovien composé de deux états représentant « l'environnement normal » et « l'environnement stressé » est introduit. Ce processus est utilisé pour simuler les différents changements d'état durant la vie du composant. Supposons que le taux de transition entre un environnement normal et stressé suit une loi exponentielle de paramètre λ et que le taux de transition entre un environnement stressé et normal suit une loi exponentielle de paramètre μ . Pour ce processus, considérons que la loi stationnaire définit une valeur de 40% pour l'environnement « normal » et une valeur de 60% pour l'environnement « stressé ». De plus notons que le nombre de kilomètres moyens de séjour dans un environnement normal est fixé à 1000 km. Le mécanisme de dégradation suit un processus gamma $Ga(7e(-4), 17)$ pour l'environnement normal et un processus gamma $Ga(1.4e(-3), 20)$ pour l'environnement stressé. Le seuil limite de dégradation est fixé à $L = 12$ pour le composant considéré. Les hypothèses précédentes permettent de déterminer les valeurs de $\lambda = 0.001$ et de $\mu = \frac{2}{3} \lambda$.

En se basant sur ces paramètres pour simuler les changements d'état de l'environnement et sur les processus de dégradation considérés pour chaque environnement, 1000 histoires de dégradation vont être simulées. Pour chaque histoire, le kilométrage où la panne se produit est enregistré. Comme l'horizon de simulation est très grand, la loi stationnaire est considérée comme atteinte. Cette hypothèse est vérifiée sur les simulations avec la variable τ_t^s associée à la panne d'un composant qui est en moyenne égale à 60% sur l'ensemble des histoires simulées avec une variance de l'ordre de 0.0014. Pour valider l'approximation proposée, la figure 5 compare la fonction de répartition empirique construite à partir des pannes simulées et la fonction de répartition obtenue en se basant sur l'équation 9. A noter que la pondération utilisée est similaire à la loi stationnaire définie pour le processus markovien. Cette figure permet ainsi de visualiser la grande proximité entre la fonction de répartition empirique et l'approximation proposée. Le calcul de coefficient de détermination $R^2 = 0.98$ entre ces deux courbes permet de confirmer et de valider que l'approximation réalisée est pertinente.

Figure 5. Comparaison entre la fonction de répartition empirique et l'approximation proposée



7. Evaluation de la politique de maintenance considérée

Pour évaluer la politique de maintenance développée et ainsi pouvoir comparer les différents cas de surveillance considérés, le coût total de maintenance C_{TM} peut être calculé sur un horizon de cinq ans. Cet horizon correspond à la durée nominale d'un contrat de maintenance. Le coût total de maintenance s'exprime de la façon suivante:

$$C_{TM} = C_{rempl} + S_{cor} + S_{diag} \quad \{10\}$$

avec C_{rempl} le coût total de remplacement que le remplacement soit effectué en maintenance préventive ou à la panne du système, S_{cor} le surcoût lié à la maintenance corrective lors de la panne du système et S_{diag} le surcoût lié au diagnostic lors de la panne du système. Le coût total de remplacement C_{rempl} correspond à:

$$C_{rempl} = \sum_{i=1}^n C_i * N_{i,prev} + \sum_{i=1}^n C_i * N_{i,cor} + C_{Setup} * N_{AM} \quad \{11\}$$

avec N_{AM} le nombre total d'arrêts de maintenance, n le nombre de composants dans le système, C_i le coût total de l'opération de maintenance sur le composant i , $N_{i,prev}$ le nombre de remplacements du composant i pendant un arrêt préventif du système, $N_{i,cor}$ le nombre de remplacements du composant i pendant un arrêt correctif du système, C_{Setup} les coûts fixes inhérents à l'entrée du système en atelier de maintenance. Ensuite, le surcoût engendré par la maintenance corrective correspond à:

$$S_{cor} = \left(\sum_{i=1}^n D_i * N_{i,cor} * \tau_{immo} \right) + (D_{Setup} * \tau_{immo} * N_{spanne}) + (C_{remor} * N_{spanne}) + (D_{remor} * N_{spanne} * \tau_{immo}) \quad \{12\}$$

avec N_{spanne} le nombre d'arrêts liés à la panne du système, D_{remor} et C_{remor} respectivement la durée et le coût de remorquage, D_{Setup} la durée inhérente à l'entrée du système en atelier de maintenance et τ_{immo} le taux horaire d'immobilisation. On va ainsi considérer qu'un arrêt correctif va impacter le client non seulement par le coût de remorquage mais aussi par la durée totale de cet arrêt qui va lui entraîner une perte de production. Cette perte de production est prise en compte par l'intermédiaire de τ_{immo} .

Enfin, le surcoût engendré par le diagnostic correspond à :

$$S_{diag} = C_{uddiag} * N_{spanne} * N_{SE} + D_{uddiag} * N_{spanne} * N_{SE} * \tau_{immo} \quad \{13\}$$

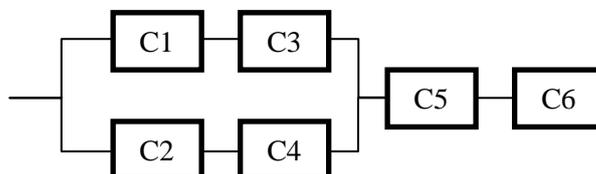
avec C_{uddiag} et D_{uddiag} respectivement le coût et la durée unitaire liés au diagnostic et N_{SE} le nombre de composants pour lesquels aucune information sur leur état n'est disponible. En effet quand le système est en panne et qu'aucune information n'est disponible sur l'état de fonctionnement de certains composants, on va considérer que le diagnostic est obligatoire sur ces composants pour réparer le système. A noter ici que l'évaluation est réalisée à l'aide d'un indicateur de coût. D'autres indicateurs liés par exemple à la qualité de service comme la durée d'indisponibilité peuvent être envisagés pour compléter cette évaluation.

8. Exemples numériques

8.1 Définition du système

Définissons le système multi-composant suivant (voir Figure 6):

Figure 6. Définition de la structure du système étudié



Ce système est un système théorique, néanmoins les modèles et les grandeurs utilisés sont proches de la réalité. Par la suite, une application à un système réel, correspondant à une partie du véhicule, est envisagée. Pour ce système, le coût et le temps de diagnostic unitaire est fixé à $C_{udiag} = 20\text{€}$ et $D_{udiag} = 5\text{min}$. Le coût d'une heure d'immobilisation est fixé à $\tau_{immob} = 100\text{€}$. Au niveau du remorquage le coût est fixé à $C_{remor} = 1500\text{€}$ pour un temps moyen estimé à $D_{remor} = 5\text{h}$. Enfin C_{setup} et D_{setup} sont fixés respectivement à 100€ et 30min . Le kilométrage annuel moyen est fixé à 100000 km . Les processus de dégradation utilisés pour construire les bases de données initiales ainsi que les modèles de fiabilité obtenus pour $k = 1$ et $k = 2$ sous-populations sont présentés dans la Table 3. Notons que pour le second cas de surveillance, le modèle de mélange à deux sous-populations a été retenu pour tous les composants. La Table 3 comprend également le coût (pièce + main d'œuvre) et la durée de réparation pour chaque composant du système.

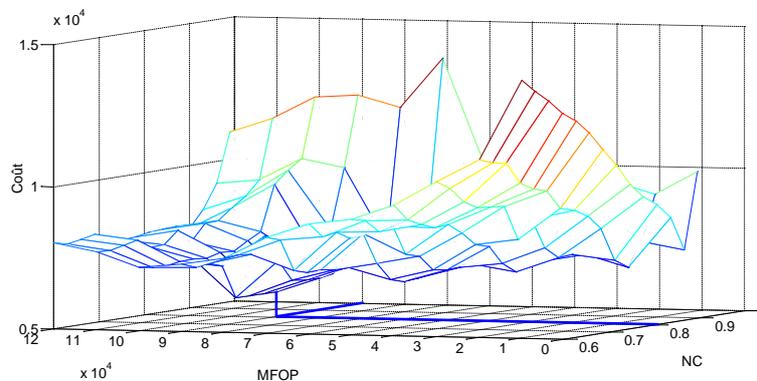
Table 3. Paramètres du système

	C1	C2	C3	C4	C5	C6
Modèles Gamma initiaux	Ga(7e(-4),20) Ga(1.4e(-3),20) L=12	Ga(7e(-4),20) Ga(1.4e(-3),20) L=12	Ga(8e(-4),20) Ga(1.6e(-3),20) L=12	Ga(8e(-4),20) Ga(1.6e(-3),20) L=12	Ga(6e(-4),20) Ga(1e(-3),20) L=11	Ga(6.4e(-4),20) Ga(1.4e(-3),20) L=11
Modèles de durée de vie (k=2)	W(2.5e5,12.24) W(3.12e5,8.21)	W(2.5e5,12.24) W(3.12e5,8.21)	W(2.19e5,12.1) W(2.73e5,8.21)	W(2.19e5,12.1) W(2.73e5,8.21)	W(2.96e5,15.08) W(3.46e5,9.94)	W(2.39e5,10.84) W(3.08e5,7.44)
Modèles de durée de vie (k=1)	W(2.93e5,6.65)	W(2.93e5,6.65)	W(2.57e5,6.65)	W(2.57e5,6.65)	W(3.32e5,8.56)	W(2.87e5,5.95)
Coût (Euro)	458	458	407	407	842	1268
Durée (h)	1	1	1.5	1.5	3.7	1.8

8.2 Comparaison des différents cas de surveillance considérés

Un modèle de maintenance est développé dans le but d'estimer les C_{TM} sur un horizon de cinq ans en s'appuyant sur une simulation de Monte Carlo. Pour les différents cas de surveillance considérés, l'estimation des C_{TM} est réalisée pour les mêmes valeurs de MFOP et de niveau de confiance. Pour la comparaison, nous prendrons des MFOP entre 10000 et 120000 km par pas de 10000 km et des niveaux de confiance allant de 60 à 99% par pas de 3% . Notons également que les coûts liés à la mise en place des différents cas de surveillance, comme le coût des capteurs ou des solutions technologiques, ne sont pas pris en compte.

Premièrement la Figure 7 représente les C_{TM} pour les différents couples de variables de décision (MFOP/NC) lorsque le premier cas de surveillance est considéré. Rappelons que pour ce premier cas de surveillance, l'information marche/panne sur les composants est disponible à chaque décision de maintenance et que les conditions d'utilisation des composants sont inconnues. Notons également qu'un modèle de durée de vie unique est disponible par composant. Dans ce cas, le C_{TM} optimal est atteint pour une MFOP de 90000 km et un niveau de confiance égal à 81% . Cette solution fournit le meilleur compromis en terme de coût entre les opérations de maintenance préventives et correctives. Dans certaines configurations, des paliers sont observables. Ces paliers définissent une augmentation puis une diminution des C_{TM} en lien avec l'augmentation de la valeur du niveau de confiance. Ce comportement signifie que jusqu'à un certain seuil de niveau de confiance, le coût additionnel généré par la maintenance préventive est plus important que les gains entraînés par la réduction de la maintenance corrective.

Figure 7. C_{TM} relatif au premier cas de surveillance


La Table 4 permet de comparer les différents cas de surveillance considérés. Pour le deuxième cas de surveillance, rappelons qu'aucune information sur l'état des composants du système n'est disponible et que les conditions d'utilisation des composants sont connus. La sélection d'un modèle de durée de vie adéquat pour chaque composant en fonction de ces conditions d'utilisation est ainsi rendu possible. La prise en compte des conditions d'utilisation des composants permet d'économiser plus de 5% sur le C_{TM} optimal pour le système considéré relativement au premier cas de surveillance. Notons également que le gain moyen observé sur chaque couple de variables de décision est de 14% en comparaison du premier cas. Pour le système considéré, la connaissance des conditions d'utilisation de chaque composant apparaît ainsi plus efficace sur le coût de maintenance que l'information marche/panne.

Pour le troisième cas de surveillance, une mesure de dégradation et les conditions d'utilisation sont disponibles pour les composants du système à chaque décision de maintenance. De plus les processus de dégradation pour l'environnement « normal » et « stressé » sont connus pour l'ensemble des composants. L'intégration de ces informations dans le processus de décision de maintenance fait économiser plus de 17% sur le C_{TM} optimal par rapport au premier cas de surveillance. Le gain moyen observé sur chaque couple de variables de décision est quant à lui de 32% en comparaison du premier cas. Ces résultats montrent clairement sur le système considéré, l'impact de l'information de surveillance sur l'optimisation de la politique de maintenance.

Pour le dernier cas de surveillance, le C_{TM} optimal est obtenu pour une MFOP de 10000 km et un niveau de confiance de 99%. En comparaison avec les autres couples optimaux pour les cas de surveillance 1 et 2, la MFOP est fortement inférieure. Cette différence s'explique au niveau de l'évaluation de la MFOPS. Pour les cas de surveillance 1 et 2, cette évaluation est réalisée à partir des modèles de durée de vie définis par composant. Les résultats montrent pour les premières valeurs de MFOP considérées que le nombre de panne est très significatif. Cela signifie pour ce système que l'évaluation de la MFOPS basée sur les modèles de durée de vie n'est pas assez précise pour les premières valeurs de MFOP. Concernant le troisième cas de surveillance, l'évaluation de la MFOPS est basée sur des processus de dégradation et sur une mesure de dégradation. Ainsi plus la décision de maintenance est fréquente, plus l'évaluation de la MFOPS sera pertinente. Ce constat explique pourquoi les meilleurs résultats sont obtenus pour la première valeur de la MFOP. Dans le cas où une contrainte impose une valeur de MFOP au moins supérieure à 60000 km, le troisième cas de surveillance permet d'économiser environ 13% sur le C_{TM} optimal relativement au premier cas de surveillance.

Table 4. Comparaison des cas de surveillance considérés

Hypothèses de surveillance	C_{TM} optimal pour les couples de variables de décision considérées	Gain observé au niveau de la valeur optimale relativement au Cas 1 (%)	Gain moyen observé pour chaque couple de variables de décision considéré relativement au Cas 1 (%)
Cas 1	5866 € (MFOP=90000, NC=81%)	-	-
Cas 2	5539€ (MFOP=80000, NC=72%)	5.6%	14.2%
Cas 3	4824€ (MFOP=10000, NC=99%)	17.8%	31.9%

9. Conclusion

Dans cette communication, une politique de maintenance dynamique pour un système multi-composant basée sur le concept de la MFOP est proposée. La définition de cette politique permet de garantir avec un certain niveau de confiance, des périodes d'opérations sans limitation liée à la maintenance ou à la panne du système. Pour soutenir le processus de décision de maintenance mis en place, des méthodes ont été développées pour intégrer différents niveaux d'information de surveillance. Cette politique est ainsi capable de prendre en compte à chaque décision de maintenance le niveau d'information disponible sur l'état des composants et sur les conditions d'utilisations. Les résultats des simulations sur un système multi-composant en considérant différents cas de surveillance illustrent l'impact positif de l'information de surveillance sur l'optimisation de la politique de maintenance et sur la réduction des coûts. Enfin au niveau des perspectives industrielles, ces travaux permettront d'optimiser la politique de maintenance actuelle.

10. Références

- Abdel-Hameed M., 1975, A gamma wear process, IEEE Transactions on Reliability, 24(2), 152-153.
- Dekker R., 1996, Applications of maintenance optimization models: a review and analysis, Reliability Engineering and System Safety, 51, 229-240.
- Hockley C.J., 1998, Design for success, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, 212, 371-378.
- Kumar U.D., Knezevic J., Crocker J., 1999, Maintenance Free Operating Period – an alternative measure to MTBF and failure rate for specifying reliability, Reliability Engineering and System Safety, 64, 127-131.
- Lebarbier E., Mary-Huard T., 2008, Polycopié de classification non supervisée, AgroParisTech.
- Long J., Shenoj R.A., Jiang W., 2009, A reliability-centred maintenance strategy based on maintenance free operating period philosophy and total lifetime operating cost analysis, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, 223, 711-719.
- Tinga T., 2010, Application of physical failure models to enable usage and load based maintenance, Reliability Engineering & System Safety, 95, 1061-1075.
- Tinga T., Janssen R.H.P., 2013, The interplay between deployment and optimal maintenance intervals for complex multi-component systems, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability, 1-14.