



HAL
open science

GENERATION D'INDICATEURS DANS LE CADRE D'UNE POLITIQUE DE MAINTENANCE PREVENTIVE CONDITIONNELLE

Pascal Vrignat, Manuel Avila, Florent Duculty, Bernard Robles, Stéphane
Begot, Frédéric Kratz

► **To cite this version:**

Pascal Vrignat, Manuel Avila, Florent Duculty, Bernard Robles, Stéphane Begot, et al.. GENERATION D'INDICATEURS DANS LE CADRE D'UNE POLITIQUE DE MAINTENANCE PREVENTIVE CONDITIONNELLE. GENERATION D'INDICATEURS DANS LE CADRE D'UNE POLITIQUE DE MAINTENANCE PREVENTIVE CONDITIONNELLE, Oct 2012, Tours, France. pp.177-196. hal-00744121

HAL Id: hal-00744121

<https://hal.science/hal-00744121>

Submitted on 22 Oct 2012

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.

GENERATION D'INDICATEURS DANS LE CADRE D'UNE POLITIQUE DE MAINTENANCE PREVENTIVE CONDITIONNELLE

Indicators generation as part of a policy of conditional preventive maintenance

Pascal VRIGNAT, Manuel AVILA, Florent DUCULTY, Bernard ROBLES, Stéphane BEGOT, Frédéric KRATZ*.

Laboratoire PRISME, pôle IRAuS
IUT de l'Indre
2, Av. François MITTERRAND
36000 Châteauroux
Tél : 02 54 08 25 50
Fax : 02 54 07 78 00
pascal.vrignat@univ-orleans.fr
manuel.avila@univ-orleans.fr

florent.duculty@univ-orleans.fr
bernard.robles@univ-orleans.fr
stephane.begot@univ-orleans.fr
Laboratoire PRISME, pôle IRAuS
*ENSI
88 Bd Lahitolle
18020 Bourges Cedex
Tél : 02 48 48 40 00
Fax : 02 48 48 40 50
frederic.kratz@ensi-bourges.fr

Résumé

Le système d'aide à la décision présenté dans cet article permet à l'expert de contrôler le niveau de dégradation du processus maintenu et de disposer également d'un Retour sur EXPérience Off line concernant l'impact des interventions de maintenance. Ce système d'aide à la décision utilise des modèles statistiques (modèles de durée de vie) et des modèles probabilistes (Modèles de Markov Cachés). Ces modèles sont établis à partir d'informations issues d'une base de données (interventions de maintenance).

Summary

Decision support presented in this paper, allows maintenance manager to control the degradation level of a process and to have a background EXperience "Off line" about maintenance activities impact. This system uses statistical (life data analysis) and probabilistic models (Hidden Markov Models). Models are based on information from a database (maintenance activities).

1. Introduction

La modélisation et l'optimisation de la maintenance ont fait l'objet de nombreux travaux [14], [27], [32], [34]. La modélisation nécessite de pouvoir disposer d'un modèle mathématique rendant compte de l'évolution du comportement du système afin de pouvoir modéliser une politique de maintenance. L'évaluation du critère de performance d'une politique de maintenance nécessite la connaissance du processus de défaillance du système soumis à cette maintenance. Le processus de défaillance est généralement lié aux caractéristiques physiques des différents éléments du système. Leurs lois de comportement peuvent être trop complexes à définir et ne permettent pas le développement d'expressions analytiques décrivant cette défaillance. Des hypothèses fortement restrictives doivent être posées pour aboutir à une modélisation simple respectant une réalité opérationnelle. Dans ce contexte, la Figure 1 représente l'objectif de nos travaux.

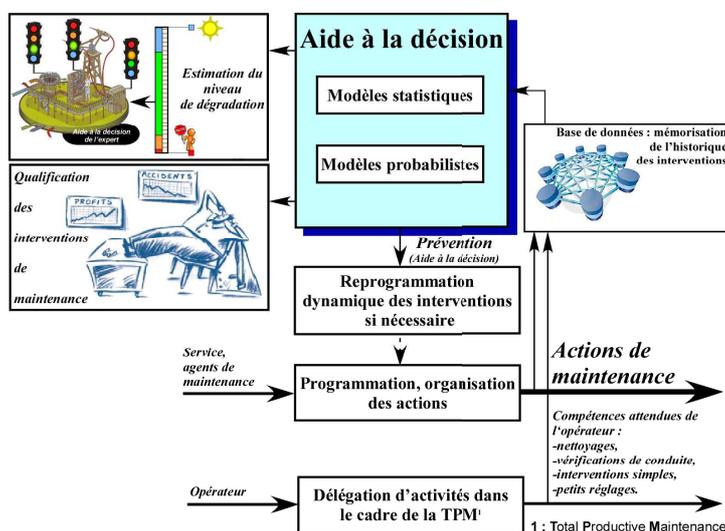


Figure 1 : Objectif de nos travaux

Le comportement du système est généralement modélisé au travers de caractéristiques de dégradation de celui-ci. Il peut être traduit stochastiquement en fonction de la durée de fonctionnement (temps écoulé depuis la mise en service du système) ou/et d'une variable stochastique représentant un niveau cumulé de dégradation. De nombreuses classifications des défaillances existent pour représenter les comportements possibles d'un système [2], [25], [29], [35]. Elles portent sur les causes des défaillances et leurs impacts sur les performances du système.

Nous proposons dans cet article de classer les phénomènes de défaillance d'un système donné en fonction du niveau de connaissance du niveau de fonctionnement :

- le système est considéré en fonctionnement ou en panne (situation qui amènera à une intervention de dépannage : défaillance soudaine). Il est nécessaire de déterminer une loi de comportement de l'instant de panne qui peut être directement fonction de la durée de fonctionnement du système. Dans ce cas, nous modéliserons le niveau de dégradation du système à partir de modèles de durée de vie.

- le système se dégrade graduellement au cours de son fonctionnement. Cette dégradation peut s'effectuer de manière discrète. Le processus peut être assimilé à un modèle de type sauts, ou continu. Dans ce cas, nous utiliserons une modélisation à base d'un automate stochastique élaboré à partir d'un Modèle de Markov Caché.

Enfin, et suite à la modélisation markovienne, l'expert pourra disposer d'informations complémentaires concernant la qualité individuelle des interventions (Retour sur Expérience (REx) Off line) : impact des interventions de maintenance sur le processus (Figure 1).

2. Classification de la défaillance par cause

Cette classification (Figure 2) distingue les défaillances aléatoires et systématiques [16]. Les défaillances aléatoires sont des défaillances physiques pour lesquelles les performances du système diminuent à cause d'une dégradation physique. Dans les défaillances aléatoires, on distingue :

- Les défaillances liées à la dégradation du système (vieillessement du système),
- Les défaillances liées à des stress excessifs sur le système : ces stress peuvent être dus à des causes extérieures ou à des erreurs humaines durant la phase d'opération ou de maintenance.

Les défaillances systématiques ne sont pas physiques. Les performances du système diminuent alors que ce dernier n'est physiquement pas dégradé. Ces défaillances peuvent être éliminées uniquement par une modification de sa conception ou du processus de fabrication, des procédures d'opération ou la documentation. On distingue :

- Les défaillances liées à la conception : elles sont initiées lors des études préliminaires, de la fabrication ou des installations et peuvent être latentes depuis la mise en service du système,
- Les défaillances liées aux interactions : elles sont initiées par des erreurs humaines durant les phases de réglages, de maintenance ou de tests.

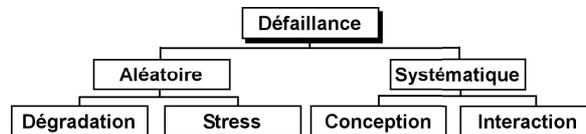


Figure 2 : Classification de la défaillance en fonction de sa cause

3. Classification des défaillances par impact sur les performances du système

Les défaillances peuvent également être classées en fonction de leurs impacts sur les performances du système [16] (Figure 3). Les défaillances intermittentes résultent d'une perte de certaines des fonctions pour une très courte durée dans le temps. Le bloc fonctionnel retrouve ses performances d'opération tout de suite après la défaillance. Les défaillances étendues résultent d'une perte permanente de certaines des fonctions dans le temps jusqu'à ce que le bloc fonctionnel soit remplacé ou réparé. On trouve les défaillances suivantes pour les défaillances étendues :

- les défaillances complètes qui causent la perte totale de la fonction principale,
- les défaillances partielles qui conduisent à la perte de certaines fonctions mais ne causent pas la perte complète de la fonction principale.

Ces deux défaillances (complètes et partielles) peuvent être divisées en deux types :

- les défaillances soudaines qui ne peuvent pas être prédites par des tests,
- les défaillances graduelles qui peuvent être prédites par des tests ou des inspections. Une défaillance graduelle représente une perte graduelle des performances du système.

Enfin, les défaillances catastrophiques correspondent aux défaillances complètes et soudaines, alors que les défaillances dégradées correspondent aux défaillances partielles et graduelles.

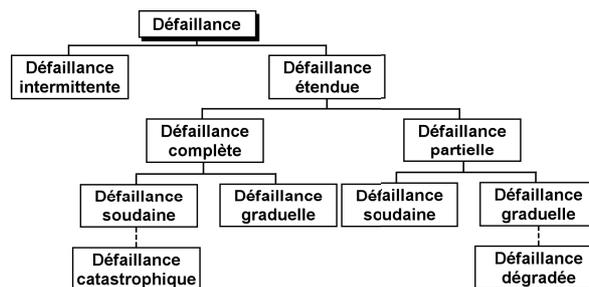


Figure 3 : Classification de la défaillance en fonction du niveau d'information

4. Défaillance soudaine : modèles de durée de vie

On appelle modèle de durée de vie, l'ensemble des états que peut parcourir le système. Cette situation peut se réduire à l'état de panne et à l'état de marche où λ caractérise le taux de panne et μ le taux de réparation (Figure 4).

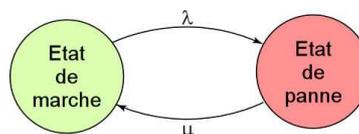


Figure 4 : Schématisation d'un modèle de durée de vie à partir d'un système à 2 états

Les modèles de durée de vie se prêtent à divers types d'estimations et donc de modélisations. On peut classer cette modélisation en trois catégories :

- les modèles non paramétriques,
- les modèles semi-paramétriques,
- les modèles paramétriques.

On s'intéressera aux modèles de durée de vie qui permettent de modéliser un système dès que le (ou les) phénomène(s) d'intérêt se modélise(nt) à l'aide d'une variable aléatoire positive. Il s'agit, en général, d'estimer et de modéliser les lois décrivant le temps qui s'écoule entre deux événements : durée de vie d'un système, durée avant la réparation...

Ces modèles ont été particulièrement utilisés en biologie, en médecine (biostatistiques, épidémiologie, [11]) et en démographie (espérance de vie aux divers âges, âge au mariage [8]). Ils se sont révélés d'usage courant aujourd'hui en économie (analyse du marché du travail, [23]), en finance (processus économique, [17]), en fiabilité (durée de vie de composants industriels, [19])...

4.1 Modèles non paramétriques

4.1.1 Estimateur : Kaplan-Meier ou méthode du produit-limite

La méthode de Kaplan-Meier [20] permet d'estimer les fonctions de survie, sans que les intervalles de temps ne soient nécessairement réguliers, contrairement à la méthode des tables actuarielles. Les courbes de survie permettent d'analyser l'évolution de l'effectif d'une population donnée dans le temps. Cette technique (appelée aussi estimateur produit-limite) est utilisée pour l'analyse de données de survie, qu'il s'agisse d'individus (recherche sur le cancer (données événement) ...). Dans ce cas, à la fin de la période de suivi, si l'événement d'intérêt n'est pas survenu pour tous les individus, le temps de survie est dit censuré. Soit $S(t)$, la fonction de survie et (y_1, \dots, y_n) les données, l'estimateur empirique sans biais de Kaplan-Meier se formule de la manière suivante :

$$S_n(t) = \prod_{i \in \{1, \dots, n\}, y_i < t} \left(\frac{n-i}{n-i+1} \right)^{\delta_i} \quad \{1\}$$

où $\delta_i = 1$ si y_i est une donnée non censurée (0 sinon).

4.1.2 Estimateur : Nelson-Aalen

Cette méthode permet d'obtenir rapidement une courbe de risque cumulé. Elle permet d'estimer les fonctions de risque, sans que les intervalles de temps soient nécessairement réguliers. Nelson [22] et Aalen [1] ont proposé un estimateur concernant le taux de panne cumulé $\lambda(t)$. Connu sous le nom d'estimateur de Nelson-Aalen, il est donné par :

$$\lambda(t) = \sum_{i | t_i \leq t} \frac{d_i}{n_i} \quad \{2\}$$

avec :

- d_i : le nombre d'événements (défaillances) au temps i .
- n_i : le nombre de cas présents dans l'étude, juste avant le temps i , c-à-d, avant que les événements et censures possibles aient lieu au temps t_i .

La fonction de survie associée à l'estimateur est :

$$S(t) = \exp[-\lambda(t)] \quad \{3\}$$

4.1.3 Estimateur : test de l'incidence cumulée ou proportion d'indidence

Ce test permet d'estimer des incidences lorsque plusieurs événements compétitifs peuvent survenir. Les échantillons ne sont pas nécessairement réguliers. Pour une période donnée, l'incidence cumulée est la probabilité qu'une observation (toujours incluse dans l'analyse au début de la période et présente tout au long de celle-ci) soit affectée par un événement au cours de la période [12], [26].

Soient T_1, \dots, T_k , des variables aléatoires continues représentant l'instant d'apparition de chacun des risques concurrents k , les fonctions de survie respectives sont alors : $S_j(t) = P[T_j > t], j = 1, \dots, k$. En pratique, les seules observations dont nous disposons sont celles du couple (T, J) , où $T = \min(T_1, \dots, T_k)$ est le temps de survie du système (qui ne peut tomber en panne qu'à partir d'une seule des causes). La variable aléatoire J , spécifie la cause en question telle que $J = j$ si $T = T_j, j = 1, \dots, k$. Sous l'hypothèse d'indépendance des risques T_j avec $j = 1, \dots, k$, le couple (T, J) fournit une information suffisante pour déterminer la fonction de distribution de T_j , [19].

La fonction d'incidence cumulée due à la cause j , est la fonction définie pour tout $j = 1, \dots, k$ et tout $\tau > 0$.

$$F_j(\tau) = P[T \leq \tau, J = j] = \int_0^\tau h_j(t) S_\tau(t) dt = \int_0^\tau h_j(t) \exp \left\{ - \int_0^t h_{tot}(u) du \right\} dt$$

$$= \int_0^{\tau} h_j(t) \exp\{-H_{\text{tot}}(t)\} dt \quad \{4\}$$

La fonction de survie selon le risque peut alors être décrite par :

$$\begin{aligned} S_T(t) &= \exp\left\{-\int_0^t h_{\text{tot}}(u) du\right\} = \exp\left\{-\int_0^t \sum_{i=1}^k h_i(u) du\right\} \\ &= \prod_{i=1}^k \left[\exp\left\{-\int_0^t h_i(u) du\right\} \right] = \prod_{i=1}^k S_i^*(t) \end{aligned} \quad \{5\}$$

$$S_i^*(t) = \exp\left\{-\int_0^t h_i(u) du\right\}$$

est la fonction de survie correspondant à la fonction du risque $h_i(t)$.

4.2 Modèle semi-paramétrique

4.2.1 Analyse d'un modèle à risques proportionnels de Cox

Un modèle semi-paramétrique cherche à estimer la fonction de survie en tenant compte de l'influence des facteurs exogènes et sans faire aucune hypothèse *a priori* sur la forme de la distribution de base. Ce modèle développé par Cox [13] est basé sur une estimation par maximum de vraisemblance dite partielle. Le principe du modèle de Cox qui se rapproche des méthodes de régression classique est de relier la date d'arrivée d'un évènement à des variables explicatives. Par exemple, dans le domaine médical, on cherche à évaluer l'impact d'un pré-traitement sur le temps de guérison d'un patient. Cette approche se distingue par son pouvoir d'estimer la relation entre le taux de défaillance et les variables explicatives sans mettre aucune hypothèse sur la forme de la fonction de survie de base. Elle est basée sur l'hypothèse des risques proportionnels (le risque instantané de survenue de l'évènement considéré s'écrit comme le produit d'une fonction qui dépend du temps et d'une fonction qui dépend uniquement des caractéristiques du sujet étudié) et s'applique à toute situation où l'on étudie le délai d'occurrence d'un évènement. Le modèle de Cox est un modèle à risque proportionnel, dont le risque de base n'a pas de forme spécifiée et dont le risque relatif a une forme exponentielle.

Dans les modèles à risque proportionnel, le risque instantané s'écrit :

$$\lambda(t | \mathbf{z}, \theta) = \lim_{dt \rightarrow 0} \frac{1}{dt} P(t < T \leq t + dt | T > t, \mathbf{Z} = \mathbf{z}) = \alpha_0(t) f_{\beta}(\mathbf{z}) \quad \{6\}$$

avec :

- $\mathbf{Z} = (Z_1, \dots, Z_p)^T$: un vecteur de covariables,
- θ : les paramètres estimés en deux composants : un risque de base α_0 (le risque de base, inconnu, indépendant de \mathbf{Z}), et une fonction $\phi(\mathbf{z}, \theta)$,
- β : le paramètre de régression, inconnu,
- $f_{\beta}(\mathbf{z})$: le risque relatif, indépendant du temps.

Par exemple : le ratio des risques pour deux individus est indépendant du temps. Les variables explicatives Z_1, \dots, Z_p , quantitatives ou qualitatives sont appelées facteurs pronostics (âge, sexe, traitement...). Cox [13] a proposé comme modèle de survie pour le sujet i :

$$\lambda(t | \mathbf{Z}_i) = \alpha_0(t) \exp^{(\beta_1 Z_{i,1} + \dots + \beta_p Z_{i,p})} = \alpha_0(t) \exp^{(\beta^T \mathbf{Z}_i)} \quad \{7\}$$

où $\alpha_0(t)$ est une fonction quelconque qui ne dépend que du temps (risque de base) et $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ sont des constantes avec :

- $\alpha_0(t)$: le risque de base inconnu, indépendant de \mathbf{Z}_i ,
- $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)^T$: le vecteur de paramètres de régression inconnu,
- $\exp^{(\beta^T \mathbf{Z}_i)}$: le risque relatif, indépendant du temps,
- $\mathbf{Z}_i = (Z_{i,1}, \dots, Z_{i,p})$: le vecteur des variables indépendantes.

Si l'on note S_0 la fonction de survie de base associée à α_0 , nous avons la relation suivante : $S(t | \mathbf{Z}_i) = [S_0(t)] \exp^{(\beta^T \mathbf{Z}_i)}$, ce qui permet d'obtenir une estimation de S connaissant l'estimation du vecteur β . Pour estimer les composantes du vecteur β à partir d'un

échantillon ordonné $(Y_{(1)}, \dots, Y_{(n)})$, on calcule la fonction de vraisemblance partielle de Cox qui n'est autre que (s'il n'y a pas de données censurées) :

$$L(y_{(1)}, \dots, y_{(n)}; \beta) = \prod_{i=1}^n \frac{\exp(\beta^T Z_i)}{\sum_{k \in R_{y_i}} \exp(\beta^T Z_k)} \quad \{8\}$$

Cette fonction de vraisemblance partielle reste identique dans le cas de données censurées à droite.

A noter, par exemple que :

$\exp(\beta_i)$: taux relatif des sujets pour lesquels $Z_i = 1$ par rapport à ceux pour lesquels $Z_i = 0$.

Pour l'interprétation des résultats, on considérera : $\exp(\beta_i) > 1$: effet néfaste ; $\exp(\beta_i) = 1$: pas d'effet ; $\exp(\beta_i) < 1$: effet protecteur.

5. Défaillance graduelle : modèles de dégradation

On appelle modèles de dégradation, les modèles dont l'espace des états dans lesquels peut se retrouver un composant, n'est pas réduit aux états de marche et de panne (arrêt du système). On distingue en général des états de dégradation intermédiaires qui permettent de transiter successivement entre l'état neuf (ou le moins dégradé) et l'état de panne [35], [30], [29]. Il faut alors trouver les lois de dégradation qui vont donner les dates de réalisation de ces différents états intermédiaires et le temps passé dans chaque état. On distingue deux grandes classes de dégradation [9] : les modèles à dégradation discrète et les modèles à dégradation continue.

5.1 Les modèles à dégradation discrète

Ces modèles permettent de modéliser des dégradations de type choc. On peut alors considérer que le système passe d'un état de dégradation à un autre par un incrément de type saut. Entre deux seuils, l'état du composant reste le même et les incréments de dégradation s'ajoutent jusqu'à la défaillance totale du système (Figure 5). Les processus markoviens ou semi-markoviens peuvent être utilisés pour modéliser à la fois l'instant du choc et l'état dans lequel se retrouve le composant [10], [15].

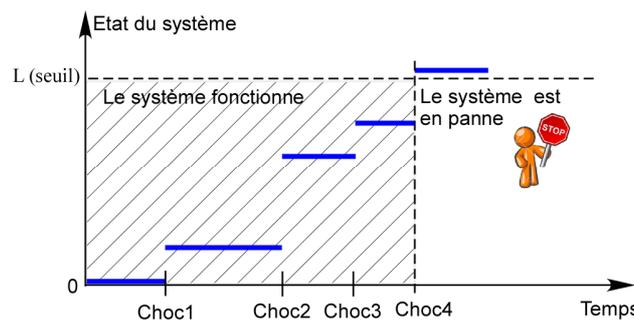


Figure 5 : Schématisation d'un modèle de durée de vie à partir d'un système à 2 états

Par ailleurs, la loi de dégradation peut ne pas être disponible ou bien peut engendrer certaines difficultés au niveau de la formalisation mathématique du processus de maintenance. Ainsi, il peut être intéressant d'identifier un certain nombre d'états transitoires de dégradation que l'on peut classer par ordre croissant du système neuf jusqu'à la défaillance [21], [5], [36]. Ces niveaux de dégradation peuvent être de nature discrète et dénombrables. On cherche à déterminer la matrice P de transition d'un état i vers un état j avec un taux de transition constant dans le cas markovien ou en fonction du temps dans un cadre non markovien. La caractérisation de cette matrice de transition peut s'avérer délicate et nécessite un grand nombre de données pour avoir une bonne estimation.

5.2 Utilisation d'un Modèle de Markov Caché dans le cadre d'un modèle à dégradation discrète

Un Modèle de Markov Caché (MMC) discret correspond à la modélisation de deux processus stochastiques : un processus caché parfaitement modélisé par une chaîne de Markov discrète et un processus observé dépendant des états du processus caché [4], [32], [33].

Définition : Soit $\mathcal{S} = \{S_1, \dots, S_N\}$ l'ensemble des N états cachés du système. Soit $\mathbf{S} = (S_1, \dots, S_T)$ un T -uplet de valeurs aléatoires définies sur \mathcal{S} . Soit $\mathcal{V} = \{V_1, \dots, V_L\}$ l'ensemble des L symboles émissibles par le système. Soit $\mathbf{V} = (V_1, \dots, V_T)$ un T -uplet de valeurs aléatoires définies sur \mathcal{V} .

Un Modèle de Markov Caché du premier ordre est alors défini par les probabilités suivantes :

- les probabilités d'initialisation des états cachés : $P(S_1 = s_i)$,
- les probabilités de transition entre états cachés : $P(S_t = s_j \mid S_{t-1} = s_i)$,
- les probabilités d'émission des symboles dans chaque état caché : $P(V_t = v_j \mid S_t = s_i)$.

Si le MMC est stationnaire, alors les probabilités de transition entre états cachés et les probabilités d'émission des symboles depuis chaque état caché, sont indépendantes du temps t . On peut alors définir pour tout $t > 1$ quelconque : $A = (a_{i,j})_{1 \leq i,j \leq N}$ avec $a_{i,j} = P(S_t = s_j | S_{t-1} = s_i)$, $B = (b_i(j))_{1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq L}$ avec $b_i(j) = P(V_t = v_j | S_t = s_i)$ et $\Pi = (\pi_1, \dots, \pi_N)'$ avec $\pi_i = P(S_1 = s_i)$ [3]. Un Modèle de Markov Caché stationnaire du premier ordre λ est donc totalement défini par le triplet de matrices (A, B, Π) . Par la suite, nous utiliserons la notation $\lambda = (A, B, \Pi)$. Nous emploierons le terme MMC pour les Modèles de Markov Cachés stationnaires du premier ordre.

Les relations de dépendance entre les différentes variables aléatoires d'un MMC sont représentées sur la Figure 6 (a). Dans notre étude, nous avons transposé cette représentation initiale (Figure 6 (a)) sur 4 états représentatifs du niveau de dégradation du processus (Figure 6 (b)). La topologie de l'automate stochastique adoptée pour la modélisation est représentée Figure 6 (c). Pour de plus amples informations concernant ces choix, le lecteur pourra se référer à [5] et [31].

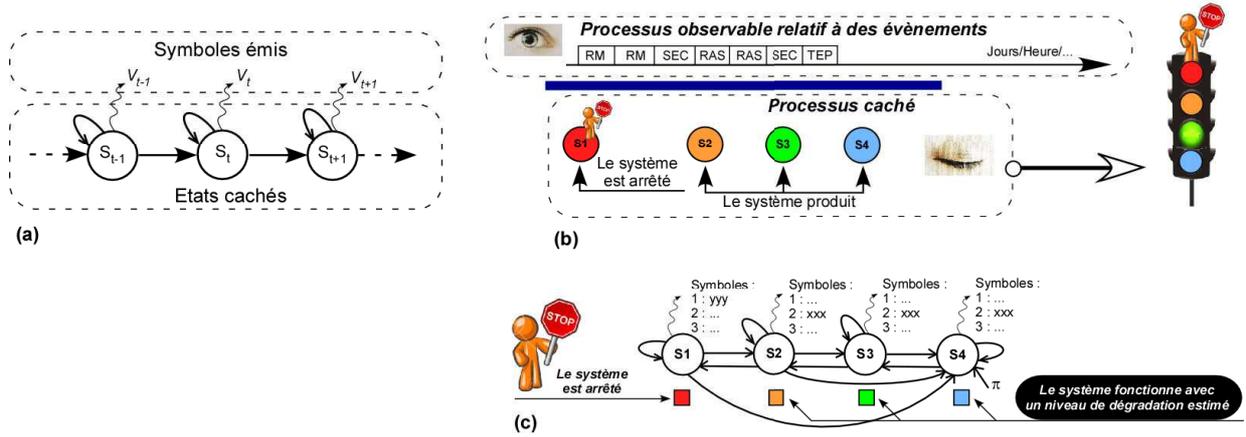


Figure 6 : Relations de dépendance entre les variables aléatoires d'un MMC et topologie adoptée pour le modèle

On note $Q = (q_1, \dots, q_T) \in \mathbb{S}_T$ une séquence d'états cachés et $O = (o_1, \dots, o_T) \in \mathbb{V}_T$ une séquence de symboles observés. La probabilité de réalisation simultanée de la séquence d'états cachés Q et de la séquence d'observations O par rapport au MMC est alors :

$$P(V = O, S = Q | A, B, \Pi) \quad \{9\}$$

ou plus simplement :

$$P(V = O, S = Q | \lambda) \quad \{10\}$$

En utilisant les dépendances des probabilités conditionnelles, on peut en déduire que :

$$P(V = O, S = Q | \lambda) = P(V = O | S = Q, \lambda) P(S = Q | \lambda) \quad \{11\}$$

A partir d'un MMC λ , d'une séquence d'états cachés Q et d'une séquence d'observations O , il est possible de calculer l'adéquation entre λ et les séquences Q et O . Pour cela, il suffit de calculer la probabilité $P(V = O, S = Q | \lambda)$.

Nous avons déjà proposé dans ce paragraphe, différents champs disciplinaires utilisant ces modèles. Cependant, le lecteur intéressé par une liste bibliographique sur l'utilisation de ces modèles depuis plusieurs années, pourra se référer à [4], [7], [18], [28].

5.2.1 Outils utilisés

La mise en œuvre d'un MMC nécessite l'usage de plusieurs outils pour les phases d'apprentissage et de décodage. Cette étude a nécessité de résoudre les deux problèmes classiques suivants :

- l'adaptation optimale du modèle λ aux données initiales (l'apprentissage) : comment ré-estimer les paramètres du modèle λ pour maximiser $P(V = O | \lambda)$ sur la base d'un ensemble de séquences d'observations ? Deux méthodes différentes d'apprentissage ont été considérées,

- à partir d'une séquence d'observations, comment estimer la séquence d'états la plus probablement suivie ? (décodage). Deux méthodes différentes de décodage ont été considérées.

5.2.1.2 Apprentissage du modèle : algorithme de Baum-Welch

On parle d'apprentissage supervisé du MMC lorsque son architecture (sa topologie) est connue (Figure 6 (a)). L'algorithme d'apprentissage le plus communément utilisé est l'algorithme de Baum-Welch [6]. Cet algorithme est dérivé de l'algorithme EM (Expectation Maximization). Il

apporte une solution au problème d'apprentissage avec le critère du maximum de vraisemblance. Pour une séquence de T observations, ce critère consiste à rechercher le MMC λ^* qui a la plus grande probabilité d'engendrer la séquence O . On cherche donc à maximiser $P(V = O | \lambda)$. Cet algorithme est une procédure d'estimation itérative des matrices A , B et Π à partir d'un MMC initial. Il converge vers un optimum local de la fonction de vraisemblance. En appliquant cet apprentissage avec différents modèles initiaux, il est possible de se rapprocher de l'optimum global, c'est-à-dire d'obtenir un modèle presque optimal pour le critère considéré.

On obtient après exécution de l'algorithme, un MMC λ^* tel que :

$$P(O = o | \lambda) \approx P(O = o | \lambda^*) \quad \{12\}$$

5.2.1.3. Décodage : algorithme Variables Forward

Une fois le modèle caractérisé, par l'algorithme de Baum-Welch, nous cherchons à estimer, pour de nouvelles séquences d'observations, les états probables du système. Ce qui peut également s'exprimer par « la recherche du chemin le plus probable (estimation de la partie cachée du modèle) : étant donné la suite d'observations O et un modèle λ , comment trouver une suite d'états $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ qui soit optimale ».

Pour un apprentissage avec l'algorithme de Baum-Welch, nous estimons l'état le plus probable à un instant donné en utilisant les variables Forward [24]. Soit $\alpha_t(j)$ la probabilité de générer la séquence d'observations $O = \{o_1, o_2, \dots, o_t\}$ et de se trouver dans l'état q_t à l'instant t , c'est-à-dire :

$$\alpha_t(j) = P(o_1, o_2, \dots, o_t, Q_t = s_j | \lambda) \quad \{13\}$$

L'état le plus probable à l'instant t est défini par : $\operatorname{argmax}_{j=1..k} \alpha_t(j)$.

6. Application de la démarche sur une étude de cas

Le contexte industriel concerne un processus discontinu pour la fonderie aluminium. Ce processus appelé « presse basse pression » fabrique des produits moulés pour l'automobile. Le procédé consiste à remplir un moule qui formera la future pièce, en injectant sous basse pression (0,2 à 2 bars) un alliage à base d'aluminium fondu (Figure 7 (a)). Ce processus est maintenu par un service de maintenance et par une délégation de petits travaux effectués par les opérateurs dans le cadre d'une démarche TPM. La codification des interventions est donnée Figure 7 (b). Ce processus fonctionne 24H/24 avec des équipes travaillant en 3x8. Le premier travail a consisté à effectuer la collecte des informations « terrain » (partie observable) dans la base de données (Figure 7 (c)). Ces données collectées sur six mois (janvier-juin) représentent 1132 lignes d'information pour l'année 2008.

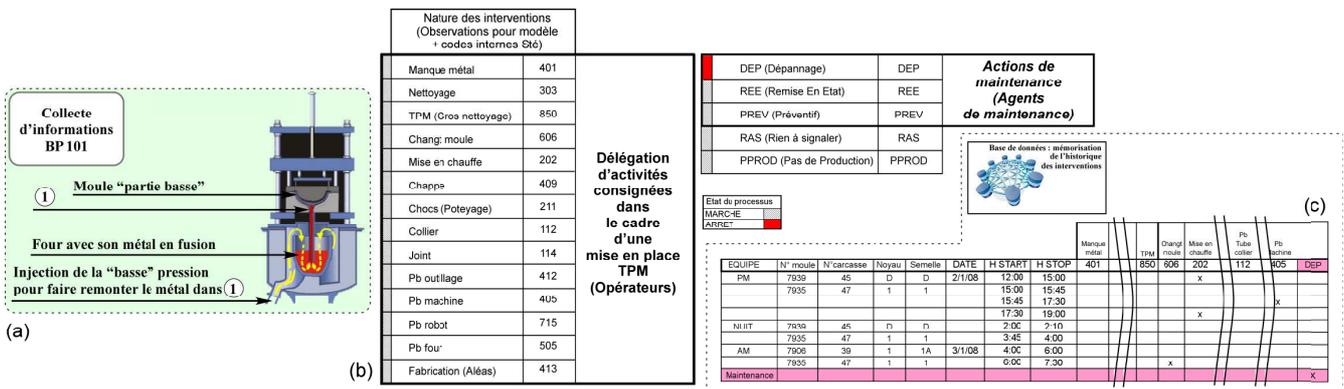


Figure 7 : Schématisation de la presse basse pression, codification symbolique des observations, exemple de tableau consigné par les opérateurs (activités de maintenance dans le cadre d'une démarche TPM)

La Figure 8 (a) décrit la démarche adoptée concernant l'estimation du niveau de dégradation du processus à partir de MMC dans le cadre d'une défaillance graduelle.

La Figure 8 (b) propose un extrait des informations collectées, relatives aux activités de maintenance sur la période retenue (données complètes non censurées). Le tableau ainsi constitué représente 57 lignes de situations de dépannage. Chaque ligne est caractérisée par une concaténation des différents temps cumulés pour chaque activité. Les définitions des en-têtes du tableau sont :

- CAS : situations de dépannage,
- D_PRODOK : date de production OK,
- D_DEP : date d'apparition d'une situation de dépannage,
- J_DEP : nombre de jours entre 2 dépannages (jour),

- T_xxx (temps passé dans l'activité en min) avec xxx : 401, 303, 850, 606, 202, 409, 211, 112, 114, 412, 405, 715, 505, 413, REE, PREV, RAS, PPROD,
- EPOQ : époque de l'année (mois).

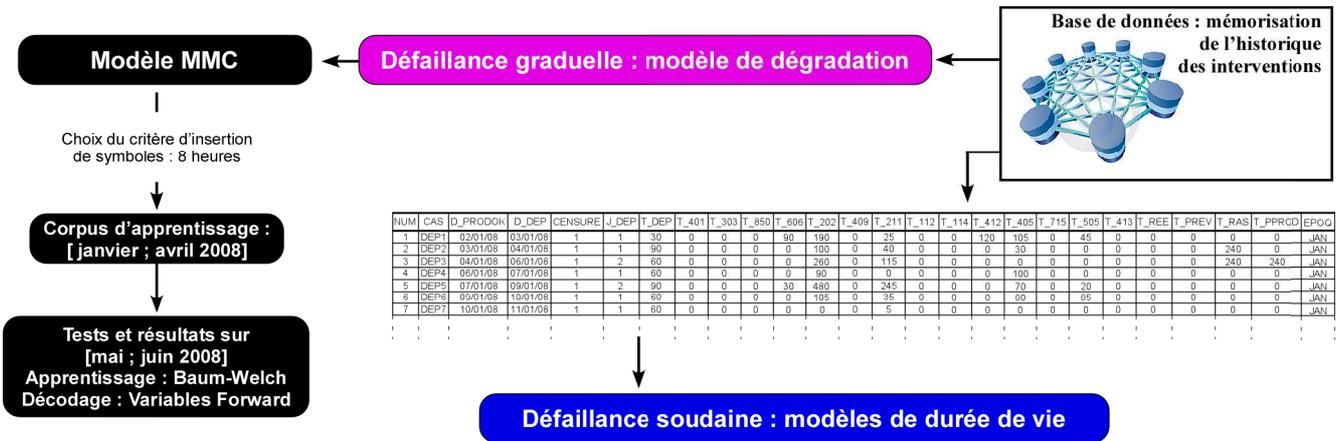


Figure 8 : Modalité des tests effectués

La Figure 9 (a) présente l'estimation du niveau de dégradation avec le modèle MMC sur une séquence complète. Une nouvelle observation permet une nouvelle estimation du niveau de dégradation sans remise en cause du passé. L'état S2 est désigné comme le niveau d'alarme le plus fort avant le dépannage (situation non souhaitée car c'est un arrêt de production non maîtrisé). Dans ces conditions, l'expert disposant de ce type d'informations, pourrait adapter son niveau de vigilance dans l'organisation de sa politique de maintenance. Le 09/06/08, il y a une première alarme (S2). Une journée après, le processus est en panne. La Figure 9 (b) présente une synthèse des résultats concernant la capacité du modèle MMC à prédire l'arrivée de la panne pour 100% des cas étudiés.

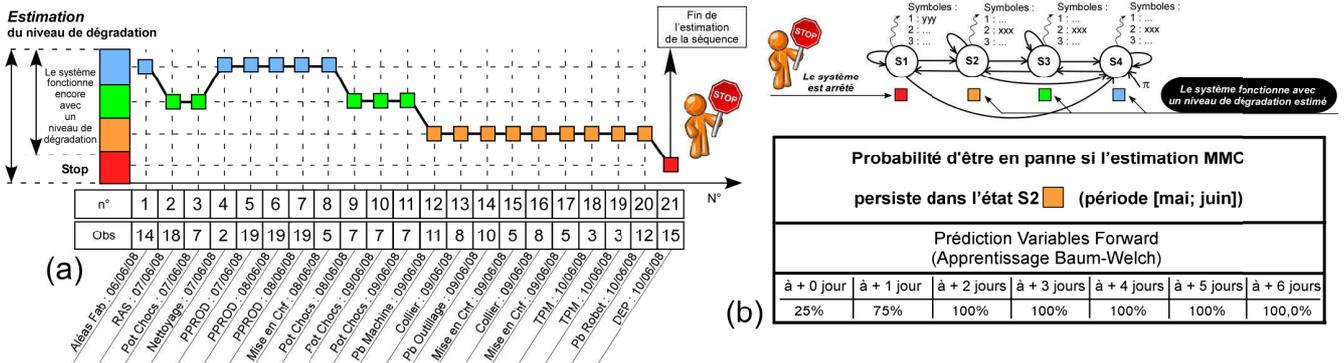


Figure 9 : Résultat de l'estimation du niveau de dégradation avec le modèle MMC sur une séquence & prédiction de panne du modèle MMC

La Figure 10 (a) décrit l'ensemble des résultats obtenus à l'aide des modèles statistiques choisis. On peut noter que l'estimateur de Cox est le plus pessimiste des estimateurs. Dans cette démarche, plusieurs problèmes se posent. Où placer le curseur de vigilance pour programmer une intervention de maintenance avant l'arrivée d'une possible panne ? Est-il possible de rajouter des états intermédiaires entre « marche » et « arrêté » ? Est-il possible d'anticiper l'arrivée d'une panne ?

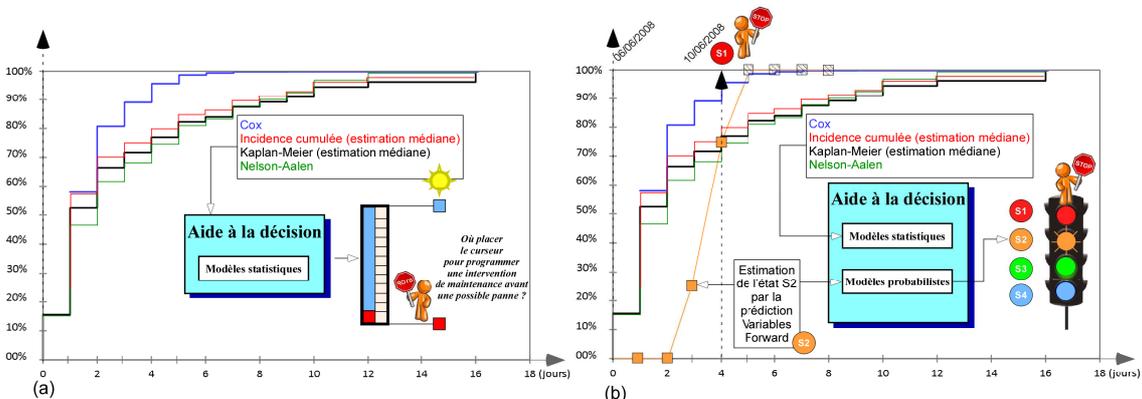


Figure 10 : Probabilité de détecter l'arrivée de la panne (modèles de durée de vie) et comparaison des 2 approches

Les résultats présentés (Figure 10 (b) & (a)) confrontent les deux approches de travail et apportent des réponses aux questions soulevées précédemment. L'indicateur (état S2) doit être considéré avec le plus grand soin par l'expert. Au 09/06/2008, l'estimation du niveau de

dégradation est en S2 (1ère alarme forte). Les autres indicateurs des modèles statistiques estiment que le processus a plus d'une chance sur deux de tomber en panne. Le 10/06/2008 le processus est arrêté, et nécessitera une intervention en dépannage avec un impact sur la qualité du taux de rendement synthétique du processus.

Les premières analyses des événements transmises à l'industriel, lui ont permis de conforter sa connaissance sur les effets de certaines actions de maintenance (l'estimation par le MMC peut, dans certains cas, informer sur la « qualité » des actions de maintenance (Table 1)). Nous avons observé qu'une activité codée TPM et cumulée dans le temps ne permettait pas de faire remonter l'estimation du niveau de dégradation (Table 1). En effet, ces travaux engageaient de gros nettoyages, avec notamment l'utilisation de produits non adaptés. Après Retour sur Expérience (REX), le responsable de la maintenance a confirmé ce résultat (modification des réglages d'un certain nombre de capteurs enclenchant par la suite des interventions en dépannage). Une modification opérationnelle de cette procédure d'intervention a donc été effectuée. La Table 1 montre également que le MMC a intégré un phénomène de dégradation si le processus fonctionne seul (sans aucune intervention de maintenance (Rien à Signaler).

Cumul d'activités identiques			Estimation du niveau de dégradation : Apprentissage Baum-Welch - Décodage Variables Forward				Cumul d'activités identiques			Estimation du niveau de dégradation : Apprentissage Baum-Welch - Décodage Variables Forward			
Cumul - Horaire	Observation	Codage symbolique	Etat S1	Etat S2	Etat S3	Etat S4	Cumul - Horaire	Observation	Codage symbolique	Etat S1	Etat S2	Etat S3	Etat S4
08:00	Manque métal	1	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	08:00	TPM	3	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%
16:00	Manque métal	1	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	16:00	TPM	3	0,00%	0,00%	83,40%	16,60%
00:00	Manque métal	1	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	00:00	TPM	3	0,00%	86,70%	3,60%	9,70%
08:00	Nettoyage	2	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	08:00	Rien à Signaler	18	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%
16:00	Nettoyage	2	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	16:00	Rien à Signaler	18	0,00%	0,00%	97,70%	0,30%
00:00	Nettoyage	2	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	00:00	Rien à Signaler	18	0,00%	1,80%	98,20%	0,00%

Table 1: Estimation de la qualité des interventions cumulées et identiques (exemple sur 4 activités (ou observations) parmi 19 observations différentes possibles)

5. Conclusion

Notre système d'aide à la décision montre qu'il est possible d'apporter des éléments de réponse à l'expert, afin qu'il dispose d'indicateurs pour prévoir un arrêt non contrôlé sur son processus. Pour cela, nous avons utilisé des outils nous permettant de travailler dans le cas d'une défaillance soudaine ou graduelle. Les résultats démontrent que notre système d'aide à la décision apporte une bonne estimation de la probabilité de tomber en panne lorsque l'on dispose d'observations. En l'absence d'événements observables, les lois de survie pourraient prendre le relais. Ce travail a permis à l'expert de caractériser individuellement la fiabilité de la presse basse pression ainsi que l'impact individuel d'une intervention de maintenance (déléguée (TPM) ou non). Les tests ayant été effectués a posteriori, nous ne pouvons évaluer les effets de la reprogrammation d'éventuelles actions de maintenance.

6. Perspectives

La suite des travaux scientifiques devraient permettre d'évaluer la pertinence des paramètres d'un Modèle de Markov Caché : topologies, distribution des séquences, analyse des incertitudes, algorithmes d'apprentissage et de décodage. Nous souhaitons également intégrer dans le modèle des lois de dégradation plus complexes : Weibull, ... et coupler l'estimation MMC avec des résultats issus du diagnostic. Un couplage de notre système d'aide à la décision pourrait être envisagé avec une application de supervision afin de pouvoir travailler « On line » et caractériser l'influence d'une reprogrammation dynamique des interventions de maintenance. Un travail similaire pourrait être mené sur l'ensemble du parc de machines (22 presses). La poursuite de nos travaux est actuellement envisagée avec divers projets industriels communs associés au laboratoire de recherche PRISME.

7. Références

- [1] Aalen O.O., *Non-Parametric Inference for a Family of Counting Processes*, Annals of Statistics, 6 (1978), pp. 701–726.
- [2] Amari S. and McLaughlin L., *Optimal design of a condition-based maintenance model*, Proceedings of the Annual Reliability and Maintainability Symposium, Los Angeles, CA, USA, 2004, pp. 528–533.
- [3] Aupetit S., Monmarché N. and Slimane M., *Hidden Markov Models Training by a Particle Swarm Optimization Algorithm*, Journal of Mathematical Modelling and Algorithms, 6 (2007), pp. 175–193.
- [4] Aupetit S., Monmarché N. and Slimane M., *Hidden Markov models training using population based metaheuristics*, in *Advances in Metaheuristics for Hard Optimization*, Natural Computing Series, Siarry P. and Michalewicz Z., Springer-Verlag (2008), pp. 415–438.
- [5] B. Roblès B., Avila M., Duculty F., Vrignat P. and Kratz F., *Evaluation of relevance of stochastic parameters on Hidden Markov Models*, ESREL, European Safety & Reliability International Conference, Troyes, 2011.
- [6] Baum L.E., *An inequality and associated maximization technique in statistical estimation for probabilistic functions of a markov process*, Inequalities, 3, pp. 1-8, 1972.
- [7] Belaid A. and Anigbogu J., *Hidden Markov Models in Text Recognition*, International journal of pattern recognition and, 9(6), 1995.
- [8] Caselli G., Vallin J. and Wunsch G., *Les déterminants de la fécondité. II. Démographie : analyse et synthèse*, Éditions de l'Institut national d'études démographiques, 2002.
- [9] Castanier B., *Modélisation stochastique et optimisation de la maintenance conditionnelle des systèmes à dégradation graduelle* Thèse de doctorat, Université de Technologie de Troyes, 2002.

- [10] Castanier B., Grall A. and Bérenguer C., *A condition-based maintenance policy with non-periodic inspections for a two-unit series system*, Reliability Engineering and System Safety, 87 (2005), pp. 109–120.
- [11] Cheuk-Kit W. and Eng Wie T., *Survival over 5 years in the initial hospital survivors with acute coronary syndrome: a comparison between a community hospital and a tertiary hospital in New Zealand*, Journal of the New Zealand Medical Association, Vol.120, n°1261, 2007.
- [12] Collett D., *Modelling Survival Data in Medical Research*, Chapman & Hall, London, 1994.
- [13] Cox D.R., *Regression Models and Life Tables (with Discussion)*, Journal of the Royal Statistical Society, Series B 34 (1972), pp. 187-220.
- [14] Dekker R., *Applications of maintenance optimization models: a review and analysis*, Reliability Engineering and System Safety, 51 (1996), pp. 229–240.
- [15] Feldman R.M., *Optimal Replacement with Semi-Markov Shocks Models*, Journal of Applied Probability, 13 (1976), pp. 108–117.
- [16] Geymayr J.A.B. and Ebecken N.F.F., *Fault-tree analysis: a knowledge-engineering approach*, IEEE Transactions on Reliability, 44(1) (1995), pp. 37-45
- [17] Gouriéroux C., *Econométrie des variables qualitatives*, Economica, 2^{ème} édition, Paris, 1989.
- [18] Hugues J.P. and Guttorp P., *A hidden Markov model for downscaling synoptic atmospheric patterns to precipitation amounts*, Climate research, 15(1), p. 1, 2000.
- [19] Kalbfleisch J.D. and Prentice R.L., *The Statistical Analysis of Failure Time Data*, 2nd edition, John Wiley & Sons, New York, 2002.
- [20] Kaplan E.L. and Meier P., *Non-parametric Estimation from Incomplete Observations*, Journal of the American Statistical Association, 53 (1958), pp. 457-481.
- [21] Monplaisir M.H. and Arumugadasan N.S., *Maintenance Decision Support: Analysing Crankcase Lubricant Condition by Markov Process Modelling.*, Journal of the Operational Research Society, 45(5) (1994), pp. 509–518.
- [22] Nelson W.B., *Theory and Applications of Hazard Plotting for Censored Data*, Technometrics, 14 (1972), pp. 945–965.
- [23] Pacaut P., Le Bourdais C. and Laplante B., *Dynamique et déterminants de la participation des femmes au marché du travail après la naissance d'un enfant au Canada*, Cahiers québécois de démographie, Vol.36, n°2 (2007), pp. 249-279.
- [24] Rabiner L.R., *A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition*, Proceeding of the IEEE, vol. 77, pp. 257-286, 1989.
- [25] Rausand M. and Hoyland A., *System Reliability Theory-Models, Statistical Methods, and Applications*, Wiley, second edition, 2004.
- [26] Satagopan J.M., Ben Porat L., Berwick M., Robson M., Kutler D. and Auerbach A.D., *A note on competing risks in survival data analysis*, Br J Cancer, 91(7) (2004), pp. 1229-1235.
- [27] Scarf P.A., *On the application of mathematical models in maintenance*, European Journal of Operational Research, 99(3) (1997), pp. 493–506.
- [28] Schalapbach A. and Bunke H., *Using HMM-based recognizers for writer identification and verification*, Workshop on frontiers in Handwriting Recognition, Proc. 9th Int, pp. 167-172, 2004.
- [29] Soro I-W., Nourelfath M. and Ait-Kadi D., *Performance Evaluation of multi-state degraded systems with minimal repairs and imperfect maintenance*, Reliability Engineering and System Safety (2010), pp. 65-69.
- [30] Vignat P., Avila M., Duculty F. and Kratz F., *Maintenance policy: degradation laws versus hidden Markov model availability indicator*, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability, 226 (2) (2012), pp. 137-155.
- [31] Vignat P., Avila M., Duculty F. and Kratz F., *Modélisation des dysfonctionnements d'un système dans le cadre d'activités de maintenance*, Congrès de Maîtrise des Risques et de Sécurité de Fonctionnement, $\lambda\mu 16$, Communication 4A-1, Avignon, 2008.
- [32] Vignat P., Avila M., Duculty F. and Kratz F., *Towards a maintenance and servicing indicator*, In *Advances in Production Management Systems, New Challenges, New Approaches, IFIP, International Federation for Information Processing, AICT 318, B. Vallespir & T. Alix (Eds)*, Springer, ISBN 978-3-642-16357-9, 2010, pp. 113-120.
- [33] Vignat P., Avila M., Duculty F. and Kratz F., *Use of HMM for evaluation of maintenance activities*, Int. J. Adaptive and Innovative Systems, Vol. 1, Nos. 3/4 (2010), pp. 216-232.
- [34] Wang H., *A survey of maintenance policies of deteriorating systems*, European Journal of Operational Research, 139 (2002), pp. 469–489.
- [35] Welte T., *Deterioration and Maintenance Models for Components in Hydropower Plants*, Ph D thesis, Norwegian University of Science and Technology, Department of Productions and Quality Engineering, 2008.
- [36] Yeh R.H., *State-age-dependent maintenance policies for deteriorating systems with Erlang sojourn time distributions*, Reliability Engineering and System Safety, 58 (1997), pp. 55–60.