



HAL
open science

Génération d'indicateurs de maintenance par une approche semi-paramétrique et par une approche markovienne

Pascal Vrignat, Manuel Avila, Florent Duculty, Sébastien Aupetit, Mohamed
Slimane, Frédéric Kratz

► **To cite this version:**

Pascal Vrignat, Manuel Avila, Florent Duculty, Sébastien Aupetit, Mohamed Slimane, et al.. Génération d'indicateurs de maintenance par une approche semi-paramétrique et par une approche markovienne. *Revue Sciences et Maintenance*, Association française des ingénieurs et responsables de maintenance (AFIM), 2012, pp.1-28. hal-00684468

HAL Id: hal-00684468

<https://hal.science/hal-00684468>

Submitted on 2 Apr 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.

Génération d'indicateurs de maintenance par une approche semi-paramétrique et par une approche markovienne

Pascal Vrignat* - Manuel Avila* - Florent Duculty* - Sébastien Aupetit** - Mohamed Slimane** - Frédéric Kratz***

* Laboratoire PRISME – Pôle IRAUS - Equipe MCDS – Université d'Orléans
IUT de l'Indre – 2 avenue François Mitterrand
36000 Châteauroux
{pascal.vrignat, manuel.avila, florent.duculty}@univ-orleans.fr

** Université François Rabelais Tours – Laboratoire d'Informatique
Polytech'Tours - 64 avenue Jean Portalis
37200 Tours
{sebastien.aupetit, mohamed.slimane}@univ-tours.fr

*** Institut PRISME – Equipe MCDS – Université d'Orléans
ENSI - 88 boulevard Lahitolle
18020 Bourges Cedex
frederic.kratz@ensi-bourges.fr

RÉSUMÉ. Les stratégies de maintenance et leurs évaluations demeurent une préoccupation particulièrement forte au sein des entreprises aujourd'hui. Les enjeux socio-économiques dépendant de la compétitivité de chacune d'entre elles sont de plus en plus étroitement liés à l'activité et à la qualité des interventions de maintenance. Une suite d'événements particuliers peut, éventuellement, informer l'expert d'une panne prochaine. Notre étude tente d'appréhender « cette signature » à l'aide d'un modèle de Markov caché. Nous proposons à l'expert deux stratégies sur l'estimation du niveau de dégradation du système maintenu. La première stratégie consiste à utiliser des lois de dégradation non paramétriques. La deuxième stratégie consiste à utiliser une approche markovienne.

ABSTRACT. Today, maintenance strategies and their analyses remain a worrying problem for companies. Socio economic stakes depending on competitiveness of each strategy are even more linked to activity and quality of maintenance interventions. A series of specific events can eventually warn the expert of an imminent breakdown. Our study aims at understanding this "signature" thanks to an hidden Markov model. On that purpose, two strategies on damage level estimation of maintained system are proposed to expert. The first one consists in using of non parametric degradation laws. The second one consists in using of an markovian approach.

*MOTS-CLÉS : diagnostic, gestion de maintenance, évaluation, lois de dégradation, chaîne de Markov cachée.
KEYWORDS: diagnosis, maintenance management, assessment, degradation laws, Hidden Markov Model.*

1. Introduction

La maintenance industrielle, qui a pour vocation initiale d'assurer le bon fonctionnement des outils de production, est une fonction stratégique dans les entreprises. Etroitement liée à l'incessant développement des technologies, à l'apparition de nouveaux modes de gestion, à la nécessité de réduire les coûts de production dans une économie de marché international, elle est en constante évolution. Elle n'a plus aujourd'hui comme seul objectif de « *réparer l'outil de production* » mais aussi de prévoir et éviter les dysfonctionnements. Au fil de sa perpétuelle adaptation, l'activité des personnels de maintenance a également évolué, pour combiner compétences technologiques, compétences organisationnelles et compétences relationnelles. Se rajoute à ces différentes missions professionnelles, une mission majeure, indispensable et hiérarchiquement supérieure : « *l'expertise* ».

Dans l'entreprise, la fonction « *maintenance* » consiste de moins en moins souvent à remettre en état l'outil de production mais de plus en plus fréquemment à anticiper ses dysfonctionnements. L'arrêt ou le fonctionnement anormal de celui-ci, et le non-respect des délais qui s'en suivent, engendrent des coûts que l'entreprise n'est plus capable de supporter. Elle ne peut plus attendre que la panne se produise pour y remédier, mais doit désormais s'organiser pour procéder aux diverses opérations qui permettent de l'éviter. Nous sommes ainsi passés d'une « *maintenance curative* » à une « *maintenance préventive* ». Ce phénomène se traduit par la définition de plans d'actions et d'interventions sur le système ou processus, par le remplacement de certains composants en voie de dégradation afin d'en limiter l'usure. Ces actions préventives étaient dans un premier temps effectuées de façon systématique selon des calendriers prédéfinis. Elles permettaient effectivement d'anticiper les pannes, mais au prix d'un alourdissement important des coûts de maintenance. « *Une nouvelle maintenance* » se développe aujourd'hui grâce aux différents travaux de recherche et aux technologies de diagnostic et de contrôle utilisant les réseaux de communication. Cette « *nouvelle maintenance* » utilise des techniques de prévision des pannes (par exemple : l'analyse des vibrations ou des huiles). Ce stade ultime de la maintenance, dite « *prédictive* » ou « *préventive conditionnelle* », permet de remplacer des composants juste avant leur rupture. Le passage de la maintenance curative à la maintenance prédictive n'est cependant pas systématique. Il vise moins à minimiser les coûts de maintenance qu'à les optimiser en fonction des objectifs de production. Il peut ainsi être économiquement rentable d'appliquer une maintenance préventive systématique à un processus de production particulier (par exemple : pour un produit phare à forte marge bénéficiaire). La maintenance curative peut s'avérer la seule « *économiquement acceptable* » pour un autre produit ou équipement sur lequel l'entreprise dispose de l'expérience et l'habitude de réparer des pannes. Les entreprises opèrent donc des choix parmi les différents types de maintenance, en fonction de nombreux critères techniques, économiques, internes et externes tels que la fréquence des défaillances cycliques ou aléatoires des équipements, les aptitudes et compétences du personnel de maintenance ou des sous-traitants, les politiques et modes d'organisation du travail...

Dans cet article, nous montrons qu'il est possible de proposer à l'expert, responsable de la maintenance, un niveau de dégradation du processus maintenu à partir d'une collecte d'informations « *terrain* ». Une suite d'évènements particuliers peut, éventuellement, informer l'expert d'une panne prochaine. Notre étude tente d'appréhender « cette signature » à l'aide d'un modèle de Markov caché. Nous proposons à l'expert deux stratégies sur l'estimation du niveau de dégradation du système maintenu. La première stratégie consiste à utiliser une loi non paramétrique ainsi qu'une loi semi-paramétrique en vue d'estimer le niveau de dégradation du système. La deuxième stratégie consiste à utiliser une approche Markovienne permettant d'apporter à l'expert un complément d'informations sur le niveau de dégradation du système. Enfin, nous proposerons à l'expert différentes stratégies de « *sortie de crise* », appliquées à des modalités de travaux opérationnels en maintenance. Toutes les propositions sont illustrées sur un cas concret correspondant à une situation industrielle réelle (système continu pour l'alimentaire).

2. Contexte général en maintenance

2.1. La maintenance

La fonction maintenance, dont la vocation est d'assurer le bon fonctionnement des outils de production, est maintenant une des fonctions stratégiques majeures dans les entreprises. De manière plus pragmatique, un système de production n'est performant que si sa finalité, les objectifs qui lui sont attribués, les résultats qu'il fournit et les moyens (financiers, stratégiques, technologiques et humains) qu'il met en œuvre, sont en parfaite cohérence (Chandler, 1989). D'autres définitions de ce concept peuvent être trouvées dans (Tarondeau *et al.*, 1998) et (Thiétart *et al.*, 2001).

Par exemple, les résultats des performances des entreprises en agroalimentaire (fabrication des pains de mie, brioches...) ou en verrerie (fabrication des plats pour cuisiner, de verres pour boire...) dépendent essentiellement du rendement des machines qui fabriquent les produits. Les fabricants de voitures tiennent à la qualité de leurs produits pour pérenniser leur image. Les industries fabriquant des produits « *de haute technologie* » (ordinateurs, vidéo-projecteurs, téléviseurs) sont dépendantes de la vitesse à laquelle leur produit est commercialisable.

2.2. Evolution de la notion de maintenance

Dans un contexte de concurrence économique à l'échelle planétaire, la gestion de la maintenance est loin d'être stabilisée dans un environnement où l'automatisation et le processus de fabrication deviennent de plus en plus complexes. D'après (Moubray, 2000), depuis les années 1940, l'évolution de la maintenance peut être tracée à travers trois générations (Figure 1).

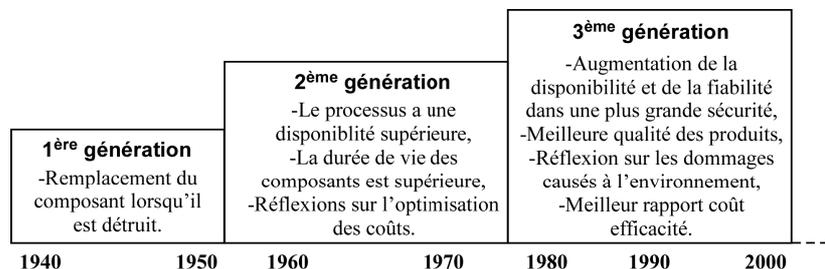


Figure 1. Evolution de la maintenance depuis 1940

La première génération couvre la période allant jusqu'à la seconde guerre mondiale. Pendant cette période, les temps d'arrêt n'avaient pas beaucoup d'importance. La prévention de la défaillance de l'équipement n'était pas une priorité dans les esprits de la plupart des gestionnaires. La majorité des équipements étaient techniquement plus simples qu'aujourd'hui et de ce fait, fiables et faciles à réparer. Par conséquent, les activités de maintenance se résumaient à des routines de nettoyage et de lubrification. Le besoin de compétences était également inférieur à ce qu'il est aujourd'hui.

Durant la deuxième génération, des changements significatifs ont eu lieu. Avec l'arrivée des années 50, et une pression de la demande de marchandises, le volume de main-d'œuvre industrielle chute (Boulat *et al.*, 2007). Cela conduit à une « *mécanisation accrue* ». Pendant les années 1950, des machines de tous types apparaissent en nombre et de plus en plus complexes. Pour maintenir ou augmenter ses performances, l'industrie commence à en dépendre. La gestion des temps d'arrêt rentre dans l'orientation générale de l'organisation de l'entreprise. Cela conduit à l'idée que les pannes d'équipements pourraient et devraient être évitées. Cette idée conduit à son tour, à la notion de maintenance préventive. Dans les années 1960, cela consiste principalement à effectuer des révisions à intervalles fixes sur les composants. Le coût de la

maintenance commence à augmenter fortement par rapport à d'autres coûts d'exploitation. Cela conduit à la croissance de la planification de la maintenance et des systèmes de contrôle.

La troisième génération commence au milieu des années 70, le processus de changement dans l'industrie rassemble encore plus de dynamiques et de remises en causes. Ces changements peuvent être classés sous les rubriques :

- nouvelles attentes,
- nouvelles recherches,
- nouvelles techniques (Moubray, 2000).

La norme FD X 60-000 (AFNOR, 2002) définit la maintenance comme l'ensemble des actions permettant de maintenir ou de rétablir un bien dans un état spécifié ou en mesure d'assurer un service déterminé. (Retour *et al.*, 1990) présentent la fonction maintenance comme un ensemble d'activités regroupées en deux sous-ensembles : les activités à dominante technique et les activités à dominante gestion (voir Figure 2).

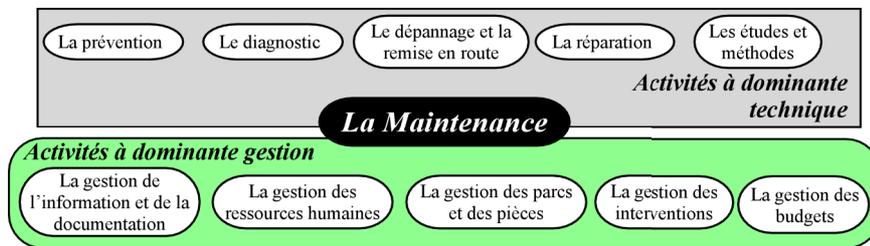


Figure 2. Le contenu de la fonction maintenance

Le processus fonctionnel de maintenance peut être décrit plus en détail (Despujols, 2004).

La complexification de l'outil de production doit relever le double challenge « *développement durable / flexibilité et réactivité* ». Cela nécessite que chacun des sous-processus de production apporte sa propre contribution à l'obtention de la performance globale. En ce sens, le processus de Maintien en Conditions Opérationnelles (MCO¹) met en oeuvre un ensemble d'activités et de moyens logistiques (ravitaillement, acquisition et gestion des pièces de rechange, opérations de maintenance, outillages, documentation, formation...) dans l'objectif de garantir tout au long de la phase d'exploitation la finalité (produit ou service) attendue du système.

(Fleurquin *et al.*, 2006) ont développé une plate-forme logicielle (OPTIMAIN) s'orientant principalement vers l'élaboration de stratégies de maintenance de systèmes complexes en développant une approche de modélisation combinant optimisation et simulation. Cette plate-forme est capable de prendre en compte le comportement dynamique des systèmes à maintenir en tenant compte de leurs fiabilités.

3. Mise en œuvre d'une politique de maintenance

Dans la définition de la maintenance, nous trouvons deux mots-clés : maintenir et rétablir. Le premier fait référence à une action préventive, le deuxième fait référence à l'aspect correctif. On peut résumer les différentes politiques de maintenance selon la Figure 3. Une bonne synthèse de ces différentes stratégies de

¹ le terme MCO est issu du domaine militaire où la maîtrise à chaque instant de la disponibilité et de la sécurité des systèmes d'armes est capitale. Il est également utilisé depuis quelques temps dans le monde de la téléphonie où des systèmes d'informations en tant que processus permettant de garantir la continuité de service du réseau et la résolution la plus rapide possible des incidents de fonctionnement.

maintenance se trouve par exemple dans la thèse de (Castanier, 2001) et l'article de (Despujols, 2004). Le choix d'une politique est parfois imposé, comme c'est le cas dans le nucléaire en France. Ainsi, l'optimisation de la maintenance par la fiabilité détermine la maintenance préventive optimale. Dans le cas où il n'y a pas de maintenance préventive, cela revient à attendre la défaillance, c'est-à-dire une maintenance corrective. De nombreuses études ont montré que les politiques de maintenance préventive (ou plutôt mixte) sont souvent les moins onéreuses sur le long terme.

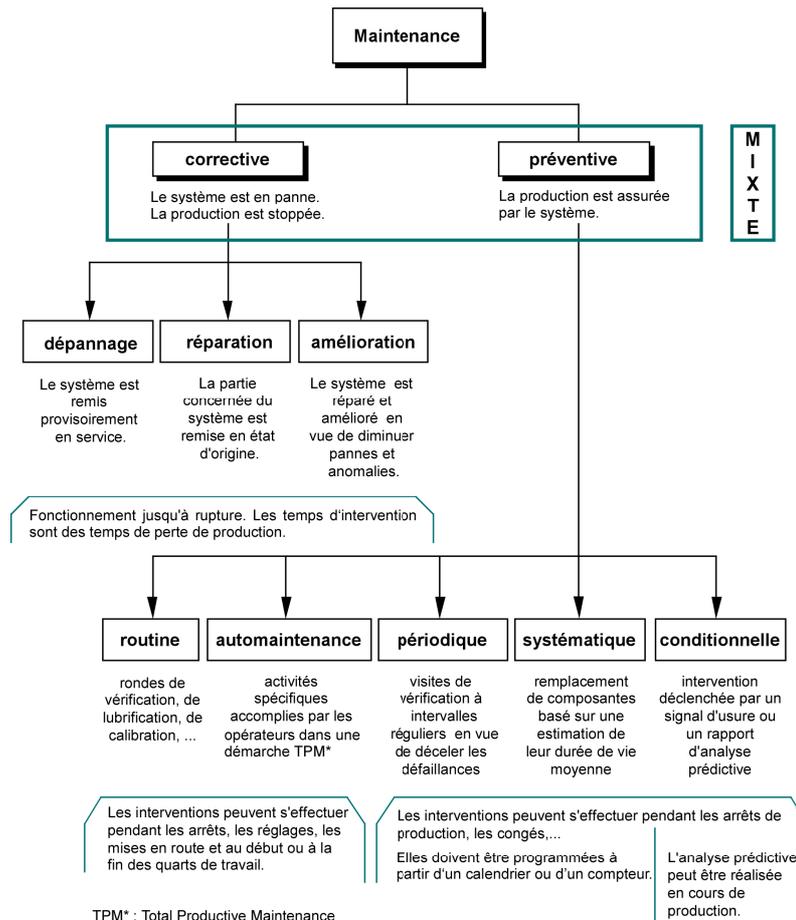


Figure 3. Exemple de politiques de maintenance

3.1. Critères de réparation minimale

La défaillance d'un équipement peut être caractérisée par un taux (λ) appelé taux de panne. Ce taux est aussi appelé taux de défaillance, taux de hasard ou taux de mortalité. Il est défini comme étant la probabilité conditionnelle que l'équipement tombe en panne entre l'instant t et $t + \Delta t$ sachant qu'il a survécu jusqu'à l'instant t . Il peut aussi être défini comme la proportion de composants ayant survécu jusqu'à l'instant t (équation [1]). Il représente également la vitesse d'arrivée de la panne (Monchy, 1991). On peut noter, que la variable « temps » doit être considérée comme une unité d'usage. En effet, dans le cas de certains dispositifs, il convient de considérer : une distance parcourue, un nombre de tours, un nombre de sollicitations...

$$\lambda(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left(\frac{1}{\Delta t} \frac{R(t) - R(t + \Delta t)}{R(t)} \right) \quad [1]$$

Avec :

- $R(t)$: nombre de composants ayant survécu jusqu'à l'instant t ,
- $R(t+\Delta t)$: nombre de composants ayant survécu jusqu'à l'instant $t+\Delta t$.

Cette loi s'appuie sur le constat que l'évolution de la fonction d'intensité $\lambda(t)$ est déterminée par l'efficacité des opérations de maintenance. En pratique, une activité de maintenance est dite :

- minimale si l'état du système après réparation est le même que celui avant réparation : ABAO² ($\lambda(t) = \lambda t ; \forall t \geq 0$), (Figure 4),
- parfaite si la maintenance remet le système à neuf : AGAN³ ($\lambda_t = \lambda(t - T_{NL})$ avec T_{NL} la limite à gauche du processus stochastique $N(t)$), (Figure 4). Ce type de problème, envisagé à l'origine par (Hastings, 1969), a fait l'objet de nombreux développements ultérieurs incluant diverses variantes (Phelps, 1981), (Muth, 1997), (Meier-Hirmer *et al.*, 2008),
- nuisible si l'état du système après réparation est moins fiable qu'avant réparation,
- efficace si le système est remis dans état moins sujet aux pannes qu'avant réparation mais moins bien que le neuf,
- améliorative si l'état du système après réparation dispose d'une réduction du taux de panne par rapport au neuf.

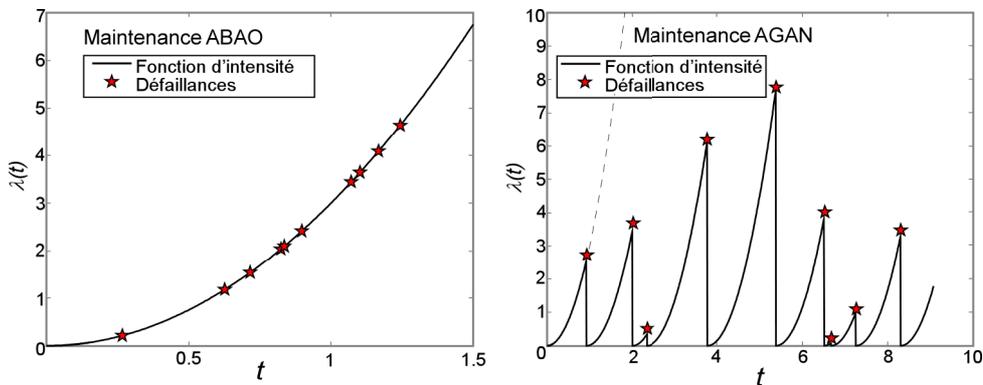


Figure 4. Fonction d'intensité pour une maintenance ABAO et AGAN (Basile, 2007)

3.2. Maintenance corrective

Cette maintenance est exécutée après détection d'une panne ou d'une défaillance (Figure 5). Elle est destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise. Pratiquement, c'est faire fonctionner sans entretien un système jusqu'à la « rupture, la panne » de ce dernier. Nous constatons (Figure 5) que les activités de maintenance corrective sont subies et découlent directement des conséquences de l'apparition d'une défaillance. Ces activités englobent deux types d'intervention :

- les interventions palliatives qui remettent le système en état de fonctionnement provisoire,

² As Bad As Old

³ As Good As New

- les interventions curatives permettant de réparer le système d'une manière définitive.

C'est une « *politique de maintenance* » (dépannage ou réparation) qui correspond à une réactivité, à des événements plus ou moins aléatoires et qui s'applique après la panne. C'est un choix politique de l'entreprise qui malgré tout, nécessite la mise en place d'un certain nombre de méthodes qui permettent d'en diminuer les conséquences :

- analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leur criticité (exemple : AMDEC (méthode permettant de mettre en évidence de façon prospective un certain nombre d'organes ou de machines critiques pour la sécurité ou la fiabilité d'un système après inventaire des défaillances élémentaires possibles)),
- installation d'éléments de secours (redondance de matériels),
- utilisation de technologies plus fiables,
- recherche de méthodes de surveillance les mieux adaptées aux points névralgiques (mouchards, capteurs intégrés...),
- utilisation de méthodes de diagnostic de pannes (arbre des causes de défaillances, historique des pannes, systèmes experts...). Ces différentes méthodes ne sont pas exposées dans cet article.

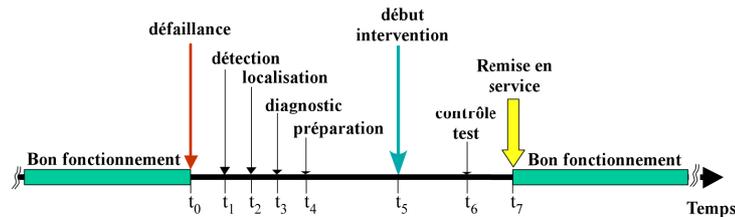


Figure 5. Processus de déroulement d'une maintenance corrective sur un système ou un équipement

On peut remarquer que depuis l'instant t_0 jusqu'à l'instant t_5 , aucune intervention opérationnelle n'est encore engagée. Cette durée (t_5-t_0) devra être minimisée pour améliorer la productivité. Elle pourra être diminuée par une gestion efficace d'une maintenance dite préventive et une analyse de retour d'expérience dans le programme de maintenance. Ce type de maintenance sera réservé à du matériel peu coûteux, non stratégique pour la production, et dont la panne aurait peu d'influence sur la sécurité ou le processus de fabrication.

3.3. Maintenance préventive

Dans une stratégie de maintenance globale, il faut tendre vers une diminution des dépannages et des réparations au profit d'activités d'amélioration mais surtout d'entretien préventif structuré. La maintenance préventive peut se réaliser de diverses façons et comprend généralement :

- les routines diverses sur le matériel, les interventions légères de surveillance, de calibration, les corrections mineures ou ajustements réguliers. On y inclut également les rondes de lubrification, de graissage et les vidanges dans le but de réduire les frottements, l'usure, éviter le grippage et économiser l'énergie,
- « *l'automaintenance* », ou la maintenance effectuée par les opérateurs de l'équipement. On dit souvent que ce sont les opérateurs qui connaissent le mieux leur machine, alors pourquoi ne pas tirer des avantages de ce savoir et leur confier certaines tâches qui les responsabilisent vis-à-vis de leur machine tout en déchargeant le personnel de maintenance pour des interventions plus spécialisées. Cette démarche appelée également TPM comprend généralement les réglages simples prévus par le constructeur au moyen d'organes accessibles sans aucun démontage d'équipement, ou les échanges d'éléments accessibles en toute sécurité,

- la maintenance périodique, impliquant un échéancier établi en fonction du temps ou du nombre de cycles de fonctionnement. Elle comprend un ensemble de tâches d'inspection allant d'une simple vérification visuelle au démontage de composantes dans le but d'identifier tout signe d'usure, toute détérioration notable nécessitant une réparation. Elle comporte également des tâches prédéfinies, comme le calibrage, le nettoyage, l'ajustement, la lubrification... Si l'on ignore la durée de vie des pièces et des composantes de l'équipement, ces visites périodiques imposent très souvent des travaux de maintenance décidés sur le champ ou planifiés dans un avenir rapproché,

- la maintenance systématique, demandant un suivi rigoureux du nombre d'heures ou de cycles de fonctionnement. Elle exige cependant une bonne connaissance des durées de vie et des caractéristiques de fiabilité des différents composants et sous-ensembles (ils seront remplacés systématiquement). Ce type de maintenance est souvent appliqué aux pièces critiques d'un équipement dont le coût d'indisponibilité serait élevé.

- la maintenance conditionnelle, plutôt subordonnée à un type d'événement prédéterminé (diagnostic, capteur, signal ou mesure) révélateur de l'état de dégradation. Ce type de maintenance est développé grâce à une meilleure connaissance de l'équipement, de leur cause et mode de défaillance tout en pouvant corréliser leurs apparitions avec un phénomène physique enregistrable. Pour cela, nous avons souvent recours aux analyses prédictives ou prévisionnelles permettant d'estimer la tendance évolutive du dysfonctionnement éventuel. Cette détection est effectuée par un instrument de mesure associant le temps pendant lequel il est possible de continuer à utiliser l'équipement avant la panne : par exemple, l'analyse des huiles, l'analyse des vibrations, la thermographie...

Une étude d'ARC (Chin, 2006) indique que « le coût de la maintenance prédictive sur des valves installées pour la pétro-chimie peut être jusqu'à cinq fois moins élevé que la maintenance préventive et 10 fois moins élevé que la maintenance corrective ». La Figure 6 montre d'une manière très significative l'influence budgétaire dans la mise en place de politiques de maintenance (Henry, 2001).

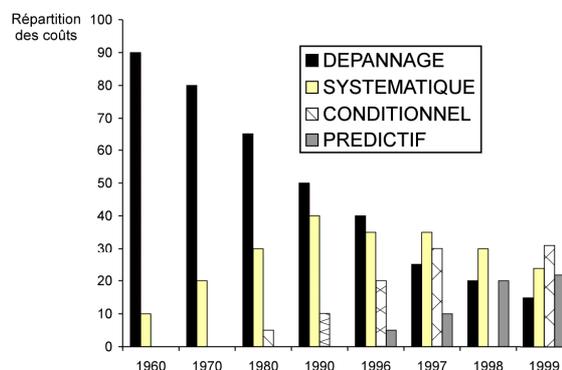


Figure 6. Le budget variable en maintenance – Cockerill-Sambre

Une approche efficace est proposée (NASA, 2000) dans le cadre d'une activité de maintenance basée sur la fiabilité. L'analyse des politiques de maintenance dans l'industrie du transport aérien à la fin des années 1960 et au début des années 1970 a conduit au développement du concept RCM⁴. Cette approche est un concept continu recueillant des données de performance sur les systèmes. Il utilise ces données pour améliorer la conception et l'entretien futur des processus. Ces stratégies d'entretien, plutôt que d'être appliquées indépendamment, sont intégrées pour tirer parti de leurs compétences respectives afin d'optimiser l'efficacité tout en minimisant les coûts du cycle de vie des processus (voir Figure 7).

⁴ Reliability Centered Maintenance

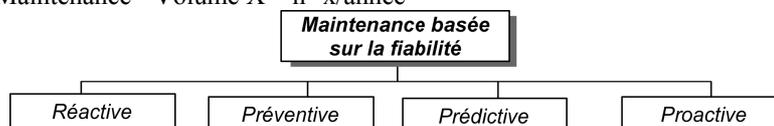


Figure 7. Approche du concept RCM

3.4. Maintenance proactive et opportuniste

La maintenance proactive est un terme pour désigner le renforcement de la maintenance préventive et prédictive. Ainsi, dans cette forme de maintenance, la maintenance prédictive est utilisée pour repérer les causes des problèmes survenant sur les machines ou les processus. Une implantation précise et opportune d'un plan d'action est ensuite systématiquement mise en place. Cette modalité de maintenance fournit à l'expert un moyen pour créer une réduction efficace du temps total de pannes des équipements. En fait, dans ce type de maintenance, les équipements fonctionnent presque sans subir d'arrêt non planifié ; le temps moyen entre les défaillances (MTBF⁵) des équipements est considérablement allongé. L'objectif majeur d'une maintenance proactive est l'analyse de l'évolution « surveillée » des paramètres significatifs de la dégradation du bien, permettant de retarder et de planifier les interventions (Lung *et al.*, 2003), (Leger, 2007). La surveillance de ces paramètres est réalisée dans le cadre d'une automatisation industrielle communicante intégrant les nouvelles technologies et concepts. Le développement des réseaux de communication associés permet d'accéder à un grand nombre de données temps réel existantes et donc d'en établir des paramètres de suivi (Vrignat, 1999), (Vrignat *et al.*, 2008). Les systèmes de maintenance proactive reposent parfois sur la technologie M2M⁶, et permettent notamment de mieux gérer les consommables. Cette stratégie de maintenance intègre, aujourd'hui, un cadre plus global qui se nomme la e-maintenance. Cette e-maintenance résulte d'une utilisation des TIC⁷, d'une nouvelle façon d'envisager la production (e-manufacturing) qui découle d'une nouvelle façon d'envisager le business (e-business) qui découle d'une nouvelle façon d'envisager le travail (e-work) (Shimon, 2003). (Muller *et al.*, 2008) proposent un point particulièrement complet sur les concepts adoptés en e-maintenance avec un large éventail de solutions techniques opérationnelles.

Le Tableau 1 présente une étude comparative sur l'emploi de différentes méthodes d'entretien aux Etats-Unis. Cette mise en pratique demande une décomposition du ou des sous-systèmes en éléments maintenables (palier, réducteur de vitesse, contacteur, ...).

Pratiques en Maintenance	Toutes industries en 2002	Industries d'avant-garde en 2002
Corrective	55%	10%
Preventive	31%	25-35%
Predictive	12%	45-55%
Proactive	2%	5-15%

Tableau 1. Etude comparative sur l'emploi de différentes méthodes d'entretien aux Etats-Unis (Rinehart, 2006)

La maintenance opportuniste prend en compte les interactions entre les différents composants d'un système (Bouillaut, 2007), (Thomas *et al.*, 2006). Cette stratégie, contrairement aux stratégies précédentes, va prendre en compte les interactions entre les composants du système. Un composant subit une

⁵ Mean Time Between Failures

⁶ Machine To Machine

⁷ Technologies de l'Information et de la Communication

maintenance préventive s'il a travaillé pendant N unités de temps. Mais il peut subir un remplacement préventif lorsque l'on doit effectuer un remplacement préventif ou correctif sur un des composants du système et s'il a travaillé pendant n unités de temps ($n < N$) (Vergin *et al.*, 1979). Cette politique est avantageuse lorsqu'il existe une économie d'échelle, c'est-à-dire, lorsque le coût d'une maintenance groupée est inférieur à la somme des coûts des actions de maintenance séparées pour le critère coût par unité de temps ou lorsqu'il est possible de réaliser plusieurs remplacements à la fois pour le critère de disponibilité des matériels et des hommes.

4. Etude de la fiabilité du processus maintenu

Cette étude de la fiabilité est très souvent utilisée par l'expert. Nous présentons, dans cette section, quelques distributions de vie qui interviennent le plus fréquemment dans l'analyse des données de vie et qui sont communes à plusieurs champs disciplinaires. Nous parlerons en particulier des lois continues. Nous énoncerons les principales propriétés de ces lois (densité de probabilité, fonctions fiabilité et taux de défaillance) ainsi que leur application en fiabilité (Villemeur, 1988), (Birolini, 1997). Les modèles de survie historiquement utilisés sont des modèles paramétriques et des modèles non-paramétriques à risques proportionnels (Bertholon, 2001).

Une maintenance optimale est reliée à une prévision de la durée de vie des composants de ces systèmes, prévision qui se fonde en premier lieu sur une analyse fine des données de retour d'expérience (ou REX). Plus précisément, l'étude de la durée de vie de tout système se scinde en deux alternatives distinctes, qu'il est important de ne pas confondre et qui nécessitent un travail important de validation de ce REX :

- *La fiabilité est l'aptitude d'un système à accomplir la fonction à laquelle il est dévolu, dans des conditions d'utilisation données et pendant un intervalle de temps donné (NF X 60-500, 1988), (NF X, 60-510, 1986) et (NF X, 60-520, 1988). L'ingénieur fiabiliste cherche à déduire de l'évolution temporelle de cette fiabilité une future stratégie de maintenance. Le type de REX utilisé est fonctionnel,*

- *La durabilité est l'aptitude d'un système à accomplir cette fonction, dans des conditions d'utilisation et de maintenance données, jusqu'à ce qu'un état limite soit atteint (NF EN 13-306, 2001). On peut grossièrement résumer la démarche de l'ingénieur durabiliste à l'estimation de la durée de vie restante, lorsque le système est en cours de fonctionnement. Une telle étude cherche à prendre en compte la modification des conditions d'exploitation, le renouvellement des matériaux, ... pour en déduire le temps de bon fonctionnement du système.*

4.1. La loi exponentielle

Cette loi a de nombreuses applications dans plusieurs domaines. C'est une loi simple, très utilisée en fiabilité dont le taux de défaillance λ est constant. Elle décrit la vie des matériels qui subissent des défaillances brutales. La densité de probabilité d'une loi exponentielle de paramètre λ s'écrit :

$$f(t) = \lambda e^{-\lambda t} \quad [2]$$

La fonction fiabilité s'écrit :

$$R(t) = e^{-\lambda t} \quad [3]$$

4.2. La loi normale (Laplace-Gauss)

Cette loi est très répandue parmi les lois de probabilité car elle s'applique à de nombreux phénomènes. En fiabilité, la distribution normale est utilisée pour représenter la distribution des durées de vie de dispositifs en fin de vie (usure) car le taux de défaillance est toujours croissant. La densité de probabilité d'une loi normale de moyenne μ et d'écart-type σ s'écrit :

$$f(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\Pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad [4]$$

La fonction de répartition s'écrit :

$$F(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\Pi}} \int_{-\infty}^t e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx \quad [5]$$

La fiabilité est donnée par : $R(t) = 1 - \Phi((t-\mu)/\sigma)$ où Φ est la fonction de répartition de la loi normale centrée ($\mu = 0$) réduite ($\sigma = 1$) :

$$\Phi(t) = \frac{1}{\sqrt{2\Pi}} \int_{-\infty}^t e^{-\frac{u^2}{2}} du \quad [6]$$

4.3. La loi Log-normale (ou de Galton)

Une variable aléatoire continue et positive T est distribuée selon une loi log-normale si son logarithme népérien est distribué suivant une loi normale. Cette distribution est largement utilisée pour modéliser des données de vie, en particulier les défaillances par fatigue en mécanique. La densité de probabilité d'une loi log-normale de paramètres positifs μ et σ s'écrit :

$$f(t) = \frac{1}{\sigma t \sqrt{2\Pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\log(t)-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad t > 0 \quad [7]$$

La fonction fiabilité s'écrit :

$$R(t) = 1 - \Phi\left(\frac{\log(t) - \mu}{\sigma}\right) \quad [8]$$

Φ : fonction de répartition de la loi normale réduite

4.4. La loi de Weibull

Pour des composants mécaniques ou électroniques, on utilise classiquement des lois dont le taux de défaillance est une fonction « puissance » du temps : elles représentent très bien la réalité. On obtient alors une classe de lois de défaillance : les lois de Weibull (Antoni *et al.*, 2008). La loi de Weibull caractérise le comportement du système dans les trois phases de vie : période de jeunesse, période de vie utile et période d'usure ou vieillissement. Dans sa forme la plus générale, la distribution de Weibull dépend des trois paramètres suivants : β , η et γ . La densité de probabilité d'une loi de Weibull a pour expression :

$$f(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t-\gamma}{\eta}\right)^{\beta-1} e^{-\left(\frac{t-\gamma}{\eta}\right)^\beta} \quad t \geq \gamma \quad [9]$$

où : β est le paramètre de forme ($\beta > 0$) ; η est le paramètre d'échelle ($\eta > 0$) ; γ est le paramètre de position ($\gamma \geq 0$).

La fonction fiabilité s'écrit :

$$R(t) = e^{-\left(\frac{t-\gamma}{\eta}\right)^\beta} \quad [10]$$

La taux de défaillance s'écrit :

$$\lambda(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t - \gamma}{\eta} \right)^{\beta-1} \quad [11]$$

Suivant les valeurs de β , le taux de défaillance est soit décroissant ($\beta < 1$) soit constant ($\beta = 1$), soit croissant ($\beta > 1$). La distribution de Weibull permet donc de représenter les trois périodes de la vie d'un dispositif décrites par la courbe en baignoire.

4.5. Etude non paramétrique des durées de vie d'un processus

4.5.1. Estimateur de Kaplan-Meier

La méthode de Kaplan-Meier, utilisée dans un champ disciplinaire large (Pacaut *et al.*, 2007), (Cheuk-Kit *et al.*, 2007), permet d'estimer les fonctions de survie, sans que les intervalles de temps ne soient nécessairement réguliers, contrairement à la méthode des tables actuarielles⁸. Les courbes de survie permettent d'analyser l'évolution de l'effectif d'une population donnée dans le temps. Cette technique (appelée aussi estimateur limite produit) est utilisée pour l'analyse de données de survie, qu'il s'agisse d'individus (recherche sur le cancer par exemple), ou de produits (résistance au temps d'un outil de production). Le premier type d'information est appelé « données événement », tandis que le second est appelé « données censurées ». $S(t)$ est la fonction de survie, connaissant les données (y_1, \dots, y_n) , on peut en fournir l'estimation empirique sans biais de Kaplan-Meier :

$$S_n(t) = \prod_{i \in \{1, \dots, n\}, y_i < t} \left(\frac{n-i}{n-i+1} \right)^{\delta_i} \quad [12]$$

où $\delta_i = 1$ si y_i est une donnée non censurée (0 si une donnée censurée). (Lo *et al.*, 1989) et (Bitouzé *et al.*, 1999) proposent une redéfinition de cet estimateur pour une mesure de la concentration de cet estimateur vis-à-vis de la distribution réelle, dans un cadre non asymptotique.

4.5.2. 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. Le modèle de régression de Cox est une méthode utile lorsqu'on veut déterminer l'impact de variables explicatives sur le temps de survie d'un processus économique (Gouriéroux, 1989), d'un patient dans le cadre d'une étude médicale (Breslow, 1973), d'un système (Kalbfleisch *et al.*, 2002)...

Ce modèle développé par Cox (1972) 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 événement 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 événement. 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 :

⁸ Cette méthode regroupe les observations par intervalles aléatoires ou définis au préalable. Elle permet d'estimer et d'obtenir une représentation du taux de hasard.

$$\lambda(t | z, \theta) = \lim_{dt \rightarrow 0} \frac{1}{dt} P(t < T \leq t + dt | T > t, Z = z) = \alpha_0(t) f_\beta(z) \quad [13]$$

avec :

- $Z = (Z_1, \dots, Z_p)^T$: un vecteur de covariables,
- θ : les paramètres estimés en deux composants : un risque de base α_0 (le risque de base, inconnu, indépendant de Z), et une fonction $\phi(z, \theta)$,
- β : le paramètre de régression, inconnu,
- $f_\beta(z)$: 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 (1972) a proposé comme modèle de survie pour le sujet i :

$$\lambda(t | Z_i) = \alpha_0(t) \exp(\beta_1 Z_{i,1} + \dots, \beta_p Z_{i,p}) = \alpha_0(t) \exp(\beta^T Z_i) \quad [14]$$

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 Z_i),
- $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)^T$ est le paramètre de régression inconnu,
- $\exp(\beta^T Z_i)$ (le risque relatif, indépendant du temps),
- $Z_i = (Z_{i,1}, \dots, Z_{i,p})$ est le vecteur des variables indépendantes.

Si l'on note λ_0 la fonction de survie de base associée à α_0 , nous avons la relation suivante : $\lambda(t | Z_i) = [\lambda_0(t)] \exp(\beta^T Z_i)$, ce qui permet d'obtenir une estimation de λ 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) :

$$L(y_{(1)}, \dots, y_{(n)}; \beta) = \prod_{i=1}^n \frac{\exp(\beta^T Z_i)}{\sum_{k \in R(y_{(i)})} \exp(\beta^T Z_k)} \quad [15]$$

A noter, que 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 $Z_i = 0$, toutes choses égales par ailleurs,
- $\exp(\beta_i) > 1$: effet néfaste ; $\exp(\beta_i) = 1$: pas d'effet ; $\exp(\beta_i) < 1$: effet protecteur.

5. Tentative d'établissement d'un système d'aide à la décision dans une approche markovienne : utilisation de modèles de Markov cachés (MMC⁹)

Les modèles stochastiques sont des représentations de systèmes dynamiques basées sur les probabilités. L'étude des processus stochastiques a commencé au début du 20ème siècle grâce à un mathématicien Russe, Markov Andreï Andreïevitch. Son étude statistique du langage l'a conduit à formuler l'hypothèse markovienne, qui peut se résumer ainsi : « *L'évolution future d'un système ne dépend que de son état présent* ». Autrement dit, cette hypothèse implique que l'état courant du système contient toute l'information apportée par le passé. C'est donc une hypothèse très forte. En pratique, on constate que de nombreux systèmes enfreignent cette condition. Cependant, en affinant le modèle, on peut souvent le rendre markovien. Des travaux originaux (Meier-Hirmer *et al.*, 2006) montrent qu'il est possible de modéliser, à l'aide d'un processus markovien à saut, l'usure des pièces caténares pour la SNCF.

L'analyse des risques des systèmes dynamiques par une approche classique markovienne ne considère que deux états (Marche/Panne (Arrêt)). Entre l'état de marche parfaite et l'état de panne totale, les systèmes industriels présentent généralement un grand nombre d'états dégradés qui continuent à assurer un service, même si celui-ci n'est pas égal à 100 %. « *Ces états dégradés sont donc à prendre en compte pour évaluer correctement le niveau de service des systèmes industriels et cela est plus particulièrement vrai en ce qui concerne les systèmes de production* (Signoret, 2009) ».

Hypothèse : les événements qui précèdent une panne sont souvent récurrents. Une suite d'événements particuliers peut, éventuellement, informer d'une panne prochaine. Quelques exemples connus peuvent illustrer notre hypothèse.

- En mécanique : un bruit, une vibration précèdent la rupture. Une baisse de performances traduit une ou des anomalies.
- En informatique : un déplacement inopiné du pointeur, un ralentissement, un dysfonctionnement d'une application comme un navigateur Internet peuvent traduire la présence d'un virus sur l'ordinateur concerné.

Notre étude tente d'appréhender « *cette signature* » à l'aide d'un Modèle de Markov Caché. Le processus caché correspondra à l'état du système (ou sous-système) et les observations seront les informations observables sur le système (Figure 8).

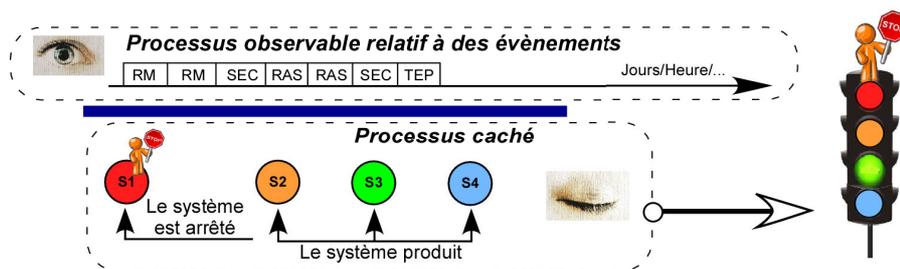


Figure 8. Processus observable et processus caché

Nos travaux présentés dans ce chapitre tentent de montrer qu'il est possible de modéliser le niveau de dégradation d'un processus (dit « *continu* »). Les résultats montrent également que notre démarche de travail, complémentaire aux travaux de (Zille *et al.*, 2007), peut apporter une aide à la décision dans l'organisation et l'évaluation quotidienne de la maintenance (Figure 9).

⁹ Modèle de Markov Caché

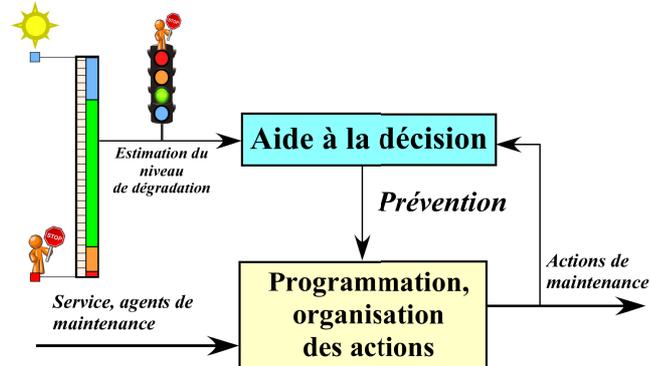


Figure 9. Objectif des travaux initiés

5.1. Approches markoviennes cachées

Les modèles de Markov cachés sont une famille d'outils mathématiques probabilistes parfaitement adaptés à la modélisation de séquences temporelles. C'est au début des années 70 que les modèles markoviens cachés ont véritablement connu leur essor en traitement du signal, essentiellement dans le cadre de la reconnaissance automatique de la parole. Ceci s'explique en partie par la découverte (Baum *et al.*, 1966) d'une procédure générale d'ajustement des paramètres des modèles aux caractéristiques du signal à reconnaître et d'un algorithme de décodage (Viterbi, 1967) utilisé en théorie de l'information puis adapté par la suite au décodage des états cachés de la chaîne. Depuis lors, moyennant l'introduction de nouveaux éléments de modélisation, le cadre théorique des modèles markoviens cachés s'est considérablement élargi tandis que les approches par MMC se sont généralisées à d'autres domaines d'application : les travaux en reconnaissance de la parole (Schalapbach *et al.*, 2004) ; traitement d'images (Aupetit, 2005) ; biosciences (Grundy *et al.*, 1997) ; reconnaissance de l'écriture (Avila, 1996)... Aujourd'hui, les réseaux bayésiens dynamiques peuvent être perçus comme les héritiers des MMCs. La richesse de modélisation est beaucoup plus importante avec des réseaux bayésiens dynamiques dans la mesure où le contexte utilisé pour définir les observations peut incorporer plusieurs états cachés. Ils permettent également de modéliser des processus en interaction et donc de fusionner différents types d'information. Les chaînes de Markov cachées, étant des chaînes de Markov stationnaires, modélisent des phénomènes aléatoires. On suppose que ceux-ci sont composés, à un premier niveau, d'un processus aléatoire de transition entre des états inobservables (les états cachés) et, à un second niveau, d'un autre processus aléatoire qui, dans chaque état, engendre des valeurs observables (appelées observations).

5.2. Outils utilisés

L'objectif de cet article n'est pas de présenter de façon détaillée les MMCs. Pour les lecteurs intéressés pour en savoir plus, nous vous recommandons de lire les documents (Rabiner, 1989), (Vrignat *et al.*, 2010) et (Aupetit, 2005). Un processus de MMC peut être observé à travers un autre ensemble de processus qui produit une suite d'observations. Les états ($S = \{s_1, s_2, \dots, s_k\}$) sont cachés, mais ils peuvent être estimés à travers des processus stochastiques qui produisent les séquences d'observations ($O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$). Ces modèles cachés permettent de représenter des processus plus complexes que ceux représentés par des modèles de Markov. Un MMC est défini par le triplet de matrices noté $\lambda = (A, B, \Pi)$ qui suppose implicitement la connaissance de N (nombre d'états) et de M (nombre de symboles).

La matrice de distribution des probabilités de transition entre états est caractérisée par :

$$A = \{a_{ij} = P(S_j | S_i)\}; \sum_{j=1}^N a_{ij} = 1 \quad [16]$$

La matrice de distribution des probabilités de génération des symboles est caractérisée par :

$$B = \{b_i(o_t) = P(o_t | S_i)\}; \sum_{j=1}^N b_i(o_j) = 1 \quad [17]$$

La matrice de distribution des probabilités initiales est caractérisée par :

$$\Pi = \{\pi_i = P(S_i)\}; \sum_{i=1}^N \pi_i = 1 \quad [18]$$

L'apprentissage d'un modèle de Markov caché consiste à estimer son vecteur paramètre λ sur la base d'un ensemble de séquences d'observation. L'algorithme d'apprentissage le plus communément utilisé est l'algorithme de Baum-Welch (Baum, 1972), lequel est une instance d'algorithmes EM (Expectation-Maximization) appliquée aux MMCs. Il se fonde sur le critère du Maximum de Vraisemblance. Etant donné un MMC λ et une observation o , nous cherchons le MMC λ^* qui a la plus forte probabilité d'engendrer la séquence o . C'est une procédure de ré-estimation itérative des matrices A , B et Π d'un MMC. Etant donné un modèle $\lambda=(A,B,\Pi)$ quelconque et une séquence d'observations $O=\{o_1, o_2, \dots, o_T\}$, l'algorithme de Baum-Welch ré-estime les valeurs des matrices A , B et Π de façon à maximiser la vraisemblance de la séquence o : $P(O=o|\lambda)$. Nous obtenons après exécution de l'algorithme, le MMC λ^* tel que :

$$\lambda^* = \operatorname{argmax}_{\lambda} P(O = o | \lambda) \quad [19]$$

Parmi l'ensemble des critères utilisés pour l'apprentissage d'un MMC, le critère de *segmental K-means* se détache des autres. Pour ce critère, nous cherchons à optimiser la probabilité $P(O, S=Q^*|\lambda)$, avec Q^* correspondant à la séquence d'états cachés qui a le plus probablement engendré la séquence telle que calculée par l'algorithme de Viterbi (Viterbi, 1967). Les grandes difficultés de ce critère sont qu'il n'est ni dérivable, ni continu. Par conséquent, les méthodes s'appuyant sur l'algorithme EM ou les descentes de gradient ne sont pas utilisables. Il existe toutefois une méthode pour ajuster les paramètres d'un modèle de manière à maximiser cette probabilité. Cet algorithme appelé « *segmental k-means* » repose sur l'algorithme de Viterbi.

Une fois le modèle caractérisé, soit par l'algorithme de Baum-Welch, soit par l'algorithme *segmental k-means*, il reste à estimer à partir de nouvelles séquences les états les plus probables (Figure 10). Pour cela, nous avons utilisé deux algorithmes associés aux modèles caractérisés précédemment. Dans une première approche, l'estimation de l'état le plus probable a été définie à partir du modèle caractérisé par l'algorithme de Baum-Welch, associé à l'algorithme permettant de calculer la variable Forward définie par : soit la probabilité $\alpha_t(j)$ ([20]) de générer $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$ et de se trouver dans l'état q_t à l'instant t .

$$\alpha_t(j) = P(o_1, o_2, \dots, o_t, Q_t = s_j | \lambda) \quad [20]$$

Dans une deuxième approche, l'estimation de l'état le plus probable a été définie à partir du modèle caractérisé par l'algorithme de *segmental k-means* associé à l'algorithme de Viterbi. Cet algorithme pourrait être associé à un critère pouvant s'appeler « *à la recherche du chemin optimal* ». Nous cherchons à trouver l'unique chemin optimal de la suite d'états et donc de maximiser $P(Q, O|\lambda)$. Pour cela, nous pouvons définir la probabilité maximale d'une séquence d'états au temps t se terminant dans l'état q_t . L'algorithme permettant de résoudre ce problème est défini par [21] (Viterbi, 1967).

$$\delta_t(j) = \max_{q_1, q_2, \dots, q_t} P(q_1, q_2, \dots, q_t = s_j, o_1, \dots, o_t | \lambda) \quad [21]$$

5.3. Graphe d'états : choix de la topologie

La topologie d'un MMC dépend directement des éléments non nuls de la matrice de transition notée A . En particulier, un MMC dont la matrice A est pleine (aucun terme nul) est dite à connectivité totale : toutes les possibilités d'évolution sont permises. En pratique, il s'avère que la matrice A est très rarement pleine car elle

fixe la topologie et l'orientation future de l'analyse du modèle choisi. Avant de décrire les résultats sur les tests effectués (paragraphe 6.6), posons-nous la question suivante : Combien de niveaux de vigilance significatifs et interprétables peut-on choisir ? Force est de constater que dans bon nombre de domaines, les usages et pratiques utilisent quatre niveaux de vigilance (*exemples : renforcement de la politique de prévention des risques liés aux inondations (Ministère de l'écologie et du développement durable – 2006) ; plan national canicule, fortes chaleurs, sécurité des élèves et des personnels (Ministère de la santé – 2004 ; ...)*). Nous sommes restés sur le constat des pratiques reconnues et efficaces sur quatre niveaux. L'apprentissage de notre modèle (Figure 10) MMC consiste à estimer son vecteur paramètre λ sur la base d'un ensemble de séquences d'observations. La Figure 10 montre également que le modèle choisi permet de situer l'estimation en S1 à la seule condition qu'il y ait eu au préalable un passage obligatoire par les états S3 et S2. Les symboles utilisés sont explicités dans l'introduction du paragraphe 6.

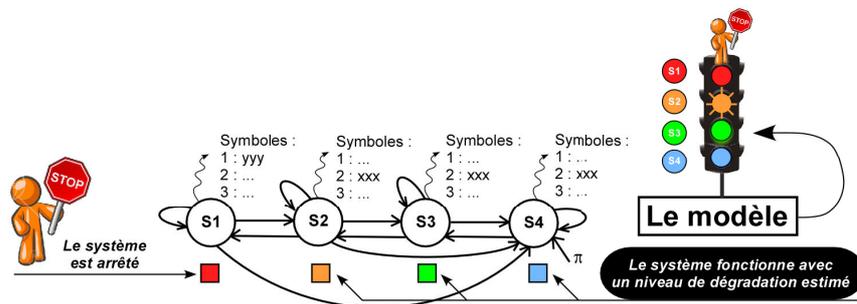


Figure 10. Modèle à topologie orientée à 4 états

6. Etude d'un processus industriel dans le cadre d'une politique de maintenance préventive

Nous présentons, dans ce paragraphe, le cas d'un processus continu de fabrication de pain de mie. Ce processus fonctionne toute l'année sans interruption en équipes organisées en 3x8. Pour chaque équipe, des bases de données sont disponibles et renseignées conformément aux activités de maintenance opérationnelle (Tableau 2) dans une politique de maintenance préventive. La Figure 11 décrit l'organisation du processus continu.

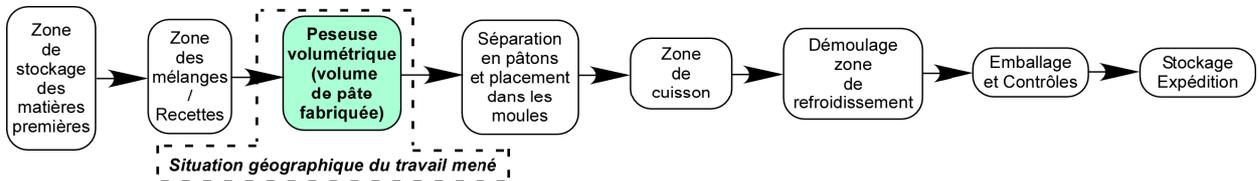


Figure 11. Principe d'organisation du processus continu étudié

L'arrêt d'un sous-système engendre l'arrêt total de production en amont de celui-ci. Une maintenance préventive est donc indispensable. Notre étude porte plus particulièrement sur le sous-système peseuse volumétrique. Le fonctionnement de cette peseuse volumétrique peut être assimilé au fonctionnement d'une seringue que l'on remplirait par un effet de dépression. L'ensemble des données traitées dans notre étude est issu des informations collectées sur les années 2005, 2006 et 1^{er} trimestre 2007. Le Tableau 3 décrit la

signification des codes (activités opérationnelles de maintenance) au sein de l'entreprise. Dans la suite, nous étudions ces données dans le cadre de nos différentes approches.

Numéro dans la liste	NOM	EQUIPE	DATE	LIGNE	NOM DE MACHINE	TRAVAUX EFFECTUES	OBS	CODES MAINTENANCE	TI (min)	PIECES CHANGEES	REF
1	M.Dupond	AM	03/01/2005	M2	Peseuse	la demande du RL		RM	20		

Tableau 2. Exemple de consignation des activités opérationnelles en maintenance sur la peseuse M2

Nature des interventions (événements observés)	DEP (Dépannage/arrêt prod)	SEC (Sécurité) Activité liée à la sécurité de la machine et consignations
	RM (Règlage Machine)	RAN (Remise A Niveau / planifié)
	AU (Autre) Cette activité peut être associée à de petits travaux	NET (Nettoyage Machine)
	OBS (Observation)	VEP (Visite Entretien Préventif) Cette activité peut être associée à de petits travaux
	TEP (Travaux Entretien Préventif pas d'arrêt prod)	Ras pas d'intervention

Etat du processus	
MARCHE	██
ARRRET	██

Tableau 3. Activités maintenance recensées par le service maintenance

La base de notre travail s'est appuyée sur les données collectées en 2005 et 2006. Le Tableau 4 est un extrait des informations collectées, relatives aux activités de maintenance sur la période retenue (données complètes non censurées). A partir de ces données, nous avons effectué une étude statistique descriptive concernant le sous-système étudié.

NUM	CAS	D_PRODOK	D_DEP	J_DEP	T_DEP	T_RM	T_AU	T_OBS	T_TEP	T_SEC	T_RAN	T_NET	T_VEP	J_RAS	EPOQ
1	DEP1	03/01/2005	18/01/2005	15	40	40	0	0	60	70	0	0	120	8	JAN
2	DEP2	18/01/2005	24/01/2005	6	40	20	0	0	0	50	0	0	0	5	JAN

Tableau 4. Bilan des informations relatives aux activités de maintenance dans la base de données

Les définitions des entêtes du Tableau 4 sont : CAS : situations de dépannage, D_PRODOK : date production OK, D_DEP : date apparition d'une situation de dépannage, J_DEP : situations entre 2 dépannages (jour), T_xxx (temps passé dans l'activité en min) avec xxx : DEP, RM, AU, OBS, TEP, SEC, RAN, NET, VEP, J_RAS : temps passé en RAS (jour), EPOQ : époque de l'année (mois).

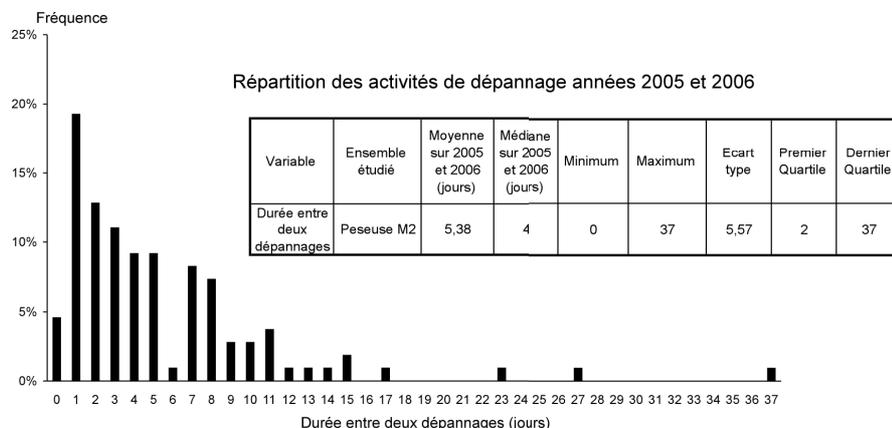


Figure 12. Répartition des pannes, mesures de tendance, de dispersion et d'emplacement

Lors de notre étude de durée de vie, nous tenons compte des situations où la peseuse est tombée en panne (aucune censure n'est adoptée dans le traitement des données). Après une analyse descriptive des durées de vie de la peseuse, nous aborderons une étude non paramétrique pour estimer sa fiabilité. Il est à noter que lors de l'étude des durées de vie de la peseuse, nous ne prenons en compte que les durées de fonctionnement (Figure 12). La durée moyenne entre deux situations de dépannage où le système est arrêté est de 5,38 jours. Elle inclut entre deux situations de dépannage toutes autres activités opérationnelles possibles en maintenance respectant la codification symbolique interne (RM, AU, OBS, ..., cf Tableau 3). L'histogramme (Figure 12) montre que le système a besoin d'être très fortement maintenu. Dans 19,27% des cas, la panne arrive au bout d'une journée.

6.1. Résultats par l'estimateur de Kaplan-Meier de la fonction de survie du système

Le Tableau 5 présente la table de Kaplan-Meier sur les données traitées. La Figure 13 donne la Fonction de Survie Cumulée (FSC) encadrée par un intervalle de confiance à 95 %.

J DEP	A risque	Evénements	Censurées	Proportion d'événements	Taux de survie	Fonction de survie cumulée	Ecart-type de la fonction de survie
0	109	5	0	0,046	0,954	0,954	0,020
1	104	21	0	0,202	0,798	0,761	0,041
2	83	14	0	0,169	0,831	0,633	0,046
3	69	12	0	0,174	0,826	0,523	0,048
4	57	10	0	0,175	0,825	0,431	0,047
5	47	6	0	0,128	0,872	0,376	0,046
6	41	6	0	0,146	0,854	0,321	0,045
7	35	9	0	0,257	0,743	0,239	0,041
8	26	8	0	0,308	0,692	0,165	0,036
9	18	3	0	0,167	0,833	0,138	0,033
10	15	3	0	0,200	0,800	0,110	0,030
11	12	4	0	0,333	0,667	0,073	0,025
12	8	1	0	0,125	0,875	0,064	0,023
13	7	1	0	0,143	0,857	0,055	0,022
14	6	1	0	0,167	0,833	0,046	0,020
15	5	1	0	0,200	0,800	0,037	0,018
17	4	1	0	0,250	0,750	0,028	0,016
23	3	1	0	0,333	0,667	0,018	0,013
27	2	1	0	0,500	0,500	0,009	0,009
37	1	1	0	1,000	0,000	0,000	0,000

Tableau 5. Table de Kaplan-Meier pour les années 2005 et 2006

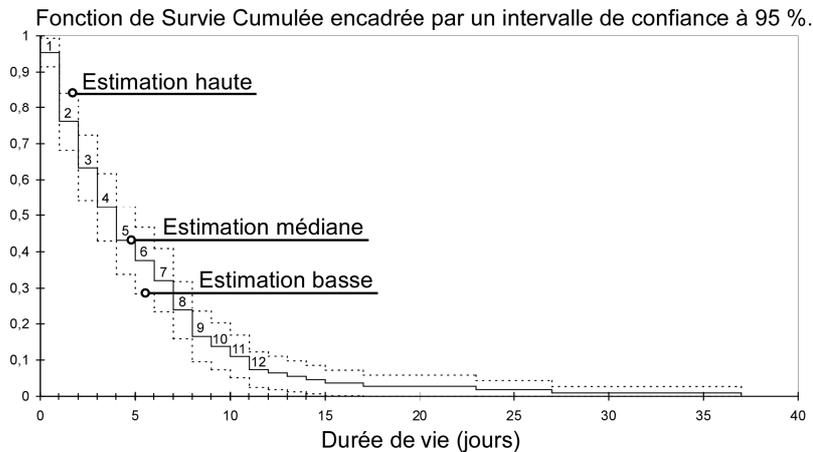


Figure 13. Fonction de survie cumulée par l'estimateur de Kaplan-Meier

On pourra noter, que dans cette approche, l'expert dispose d'éléments qui lui indiquent que la dégradation du système suit une loi exponentielle (Figure 13). Pour le système continu étudié ayant besoin d'être « *fortement maintenu* », on constate qu'après cinq jours de fonctionnement suite à un dépannage, celui-ci a 57% de chance de tomber en panne (estimation médiane du Tableau 7).

6.2. Résultats de l'analyse d'un modèle à risques proportionnels de Cox

Les valeurs proposées dans la colonne « *valeur* » sont les estimations numériques des paramètres du modèle de Cox. Le terme $Pr > K\chi^2$ est une p-valeur dans le test de l'hypothèse H_0 (paramètre = 0), si cette p-valeur est plus petite que 0,05 (si on prend un risque de 5 %), alors le paramètre sera significativement différent de 0. Ce terme ($Pr > K\chi^2$) est le seuil de rejet de l'hypothèse H_0 . Cette valeur est définie d'une part par la statistique de Wald (calculée pour chaque variable) et d'autre part par la valeur critique du $K\chi^2$. Les valeurs $\exp(\beta_i)$ sont placées dans la colonne « *Rapport de risque, Rapport de risque borne inf. et sup.* ».

Le Tableau 6 montre que seule la variable T_SEC a un impact sur le temps de survie du processus (temps entre deux situations de dépannage). Le coefficient $\exp(\beta_i)$, pour la borne sup. (95%) est le seul < 1 associé au terme ($Pr > K\chi^2$) $< 0,0001$. Nous pouvons conclure que plus le temps passé dans l'activité de maintenance rattachée à la sécurité (code SEC) sera « *important* », plus le temps de survie du processus sera potentiellement grand.

Variable	Valeur	Ecart-type	$K\chi^2$ de Wald	$Pr > K\chi^2$	Rapport de risque	Rapport de risque Borne inf. (95%)	Rapport de risque Borne sup. (95%)
T_DEP	0,001	0,001	4,843	0,028	1,001	1,000	1,003
T_RM	-0,004	0,005	0,586	0,444	0,996	0,987	1,006
T_AU	0,002	0,003	0,734	0,392	1,002	0,997	1,008
T_OBS	-0,007	0,005	2,175	0,140	0,993	0,984	1,002
T_TEP	0,000	0,001	0,064	0,801	1,000	0,998	1,001
T_SEC	-0,037	0,009	18,976	$< 0,0001$	0,963	0,947	0,980
T_RAN	-0,001	0,001	1,138	0,286	0,999	0,996	1,001
T_NET	-0,008	0,013	0,442	0,506	0,992	0,967	1,016
T_VEP	-0,002	0,002	1,132	0,287	0,998	0,995	1,001

Tableau 6. Coefficients de régression du modèle à risques proportionnels de Cox

La Figure 14 décrit la fonction de survie cumulée en prenant en compte les variables explicatives. Nous pouvons constater que les résultats du test de Cox proposent des valeurs plus pessimistes pour la fonction de survie que dans le cas de l'estimateur de Kaplan-Meier (Figure 13).

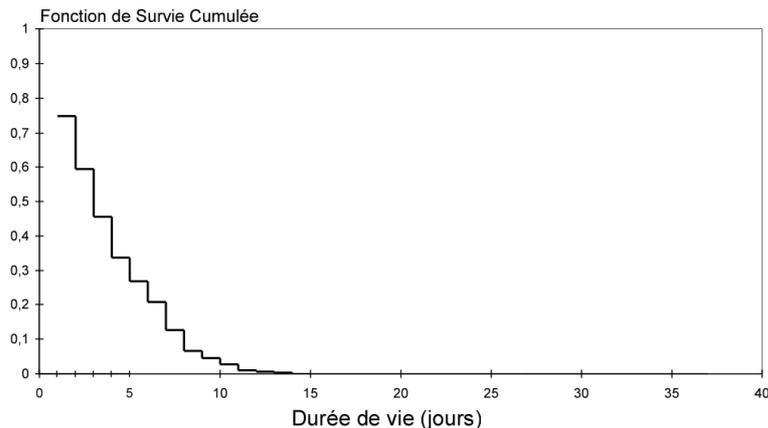


Figure 14. Fonction de survie cumulée par l'estimateur de Cox

6.3. Premier bilan pour l'expert concernant l'étude non paramétrique des durées de vie

Le Tableau 7 donne un bilan des différentes probabilités de « *tomber en panne* » en fonction du temps qui passe. A partir de cette première approche, l'expert pourra ajuster son niveau de vigilance et décider ou non d'une intervention de maintenance en fonction de son retour sur expérience et de la probabilité d'être en panne par rapport à la dernière situation de dépannage.

		Probabilité d'être en panne pour différents tests sur le corpus des données 2005 et 2006											
		à + 1 jour	à + 2 jours	à + 3 jours	à + 4 jours	à + 5 jours	à + 6 jours	à + 7 jours	à + 8 jours	à + 9 jours	à + 10 jours	à + 11 jours	à + 12 jours
Estimateur de Kaplan Meier avec un intervalle de confiance à 95%	Estimation haute	1 %	15 %	27 %	38 %	48 %	53 %	59 %	68 %	76 %	79 %	83 %	88 %
	Estimation base	8 %	32 %	45 %	57 %	66 %	72 %	76 %	84 %	91 %	93 %	95 %	97 %
	Estimation médiane	4 %	23 %	36 %	47 %	57 %	62 %	67 %	76 %	83 %	86 %	89 %	92 %
	Test de COX	25 %	41 %	54 %	66 %	73 %	79 %	87 %	93 %	95 %	97 %	98 %	99 %

Tableau 7. Probabilité d'être en panne

6.4. Résultats obtenus par l'utilisation de modèles de Markov cachés

A partir des données dont nous disposons, nous avons travaillé dans un premier temps à synthétiser le bilan des observations codifiées pour les années 2005, 2006 et 2007, relevés relatés chronologiquement dans le Tableau 2. Le deuxième temps a consisté à effectuer un codage symbolique (Figure 15) sur les natures des interventions (Tableau 3).

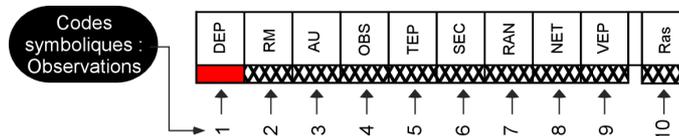


Figure 15. Codage symbolique des observations

Le corpus de données représente 303 interventions en maintenance (Tableau 4) pour l'année 2005, 308 interventions pour l'année 2006 et 70 interventions pour le premier trimestre 2007. Ce volume d'activités opérationnelles en maintenance ne tient pas compte du code « *Ras* » (Tableau 3). Deux types d'échantillonnage des données ont été testés. Le premier type a consisté à tenir compte des données journalières sur lesquelles nous avons inséré le code « *Ras* » (Tableau 3) dans l'empilage des interventions lorsque le service de maintenance n'était pas sollicité (Figure 16). Ce critère s'intègre dans une approche de management à la journée des activités de maintenance. En effet, l'insertion de ces symboles permet d'actualiser l'état du modèle au moins une fois par jour.



Figure 16. Exemple de codage de la séquence

L'échantillonnage retenu pour le deuxième type est de 6 heures (temps maximum entre deux activités de maintenance). Le modèle sera actualisé plusieurs fois par jour. Les modalités adoptées pour les différents tests sont représentées Figure 17.

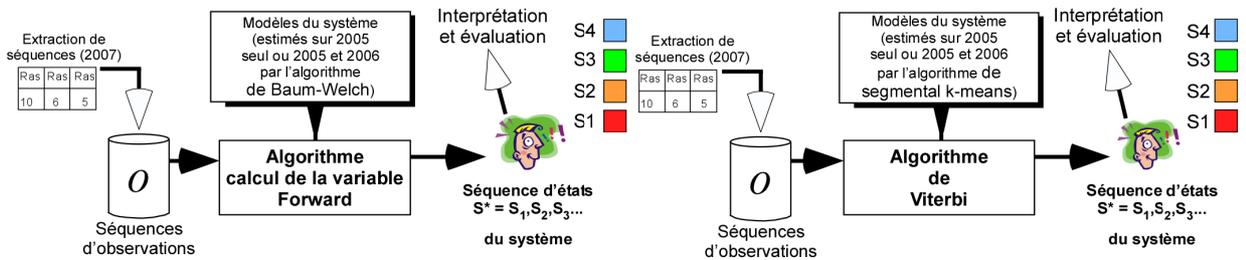


Figure 17. Modalités adoptées pour les différents tests

6.4.1. Résultats en fonction des deux types d'échantillonnage

Notre approche initiale consiste à donner « un sens très fort » sur l'estimation de l'état S2 (ne pas détecter la panne, ni trop tard, ni trop tôt ce qui pourrait engager sur le terrain des interventions inutiles). Le Tableau 8 (a) montre, pour un exemple, que notre approche est satisfaisante en considérant l'insertion journalière. Le Tableau 8 (b) montre que le passage en S2 de façon prématurée ne permet pas une planification optimale d'opérations de maintenance.

Les Tableau 9 et Tableau 10 proposent une synthèse des résultats sur la base des deux types d'échantillonnage. Le Tableau 9 montre que le volume du corpus d'apprentissage a un impact important sur la capacité à prévoir la panne. L'apprentissage sur 2005 et 2006 donne des résultats très encourageants. A +3 jours, la panne est détectée dans 85,7% des cas. Si l'expert ne tenait compte que des statistiques, il pourrait se poser des questions sur l'arrivée possible de la panne à 5,38 jours (moyenne statistique sur 2005 et 2006 (Figure 12)). Cette information statistique par définition, n'étant qu'un indicateur, ne peut à elle seule répondre aux exigences de l'expert.

Séquence n°xxx : insertions à 6 heures

Séquence brute n°xxx issue de la base de données				Prédiction Variables Forward avec lissage / Algorithme Baum-Welch (Corpus apprentissage : 2005-2006) Modèle : 2					
Séquence n°xxx : insertions à la journée				S1	S2	S3	S4		
n°	DATE	CODE	Codage Symbolique						
1	09/01/2007	Ras	10	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%	0,0%	0,0%
2	10/01/2007	Ras	10	0,0%	0,0%	0,1%	99,9%	0,0%	0,0%
3	11/01/2007	VEP	9	0,0%	0,0%	81,8%	18,2%	0,0%	0,0%
4	11/01/2007	VEP	9	0,0%	17,5%	79,1%	3,4%	0,0%	0,0%
5	12/01/2007	TEP	5	0,0%	7,2%	91,2%	1,6%	0,0%	0,0%
6	12/01/2007	TEP	5	0,0%	6,2%	93,2%	0,6%	0,0%	0,0%
7	13/01/2007	SEC	6	0,0%	34,9%	64,0%	1,1%	0,0%	0,0%
8	13/01/2007	TEP	5	0,0%	10,2%	88,2%	1,7%	0,0%	0,0%
9	13/01/2007	TEP	5	0,0%	6,5%	92,7%	0,8%	0,0%	0,0%
10	14/01/2007	Ras	10	0,0%	99,6%	0,0%	0,4%	0,0%	0,0%
11	15/01/2007	Ras	10	0,0%	98,4%	0,0%	1,6%	0,0%	0,0%
12	16/01/2007	DEP	1	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%

Prédiction Variables Forward avec lissage / Algorithme Baum-Welch (Corpus apprentissage : 2005-2006) Modèle : 2				
0,0%	0,0%	0,0%	100,0%	0,0%
0,0%	0,0%	0,1%	99,9%	0,0%
0,0%	0,7%	0,1%	99,2%	0,0%
0,0%	9,2%	0,1%	90,8%	0,0%
0,0%	44,4%	55,6%	0,0%	0,0%
0,0%	83,4%	0,0%	6,6%	0,0%
0,0%	98,9%	0,0%	1,1%	0,0%
0,0%	99,3%	0,0%	0,7%	0,0%
0,0%	99,4%	0,0%	0,6%	0,0%
0,0%	99,4%	0,0%	0,6%	0,0%
0,0%	72,8%	3,5%	23,7%	0,0%
0,0%	19,3%	49,4%	31,3%	0,0%
0,0%	2,8%	80,4%	16,8%	0,0%
0,0%	3,1%	87,8%	9,0%	0,0%
0,0%	98,9%	0,0%	1,1%	0,0%
0,0%	99,3%	0,0%	0,7%	0,0%
0,0%	99,4%	0,0%	0,6%	0,0%
0,0%	66,2%	1,7%	32,1%	0,0%
0,0%	5,1%	66,5%	28,4%	0,0%
0,0%	2,5%	83,7%	13,8%	0,0%
0,0%	98,2%	0,0%	1,8%	0,0%
0,0%	99,3%	0,0%	0,7%	0,0%
0,0%	99,4%	0,0%	0,6%	0,0%
0,0%	99,4%	0,0%	0,6%	0,0%
0,0%	99,4%	0,0%	0,6%	0,0%
0,0%	99,4%	0,0%	0,6%	0,0%
0,0%	99,4%	0,0%	0,6%	0,0%
0,0%	99,4%	0,0%	0,6%	0,0%
0,0%	99,4%	0,0%	0,6%	0,0%
100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%

Tableau 8. Résultats sur une séquence à partir des deux types d'échantillonnage ((a) : insertion journalière, (b) : échantillonnage à 6 heures)

Probabilité d'être en panne sur le 1er trimestre 2007						
Prédiction variable Forward (Apprentissage Baum Welch sur corpus année 2005)						
à + 1 jour	à + 2 jours	à + 3 jours	à + 4 jours	à + 5 jours	à + 6 jours	à + 7 jours
14,3%	28,6%	42,9%	42,9%	57,1%	57,1%	100,0%

Probabilité d'être en panne sur le 1er trimestre 2007						
Prédiction variable Forward (Apprentissage Baum Welch sur corpus années 2005 et 2006)						
à + 1 jour	à + 2 jours	à + 3 jours	à + 4 jours	à + 5 jours	à + 6 jours	à + 7 jours
28,6%	71,4%	85,7%	85,7%	85,7%	85,7%	100,0%

Tableau 9. Prédiction de panne : variable Forward

Dans le cas d'un apprentissage par l'algorithme segmental k-means, nous constatons qu'il y a un étalement dans le temps de la prédiction de la panne. Nous ne commençons à obtenir un premier chiffre avec une probabilité de plus de 50% de chance de tomber en panne qu'à partir de +9 jours (54,5%). D'autre part, le volume du corpus d'apprentissage n'a pas d'impacts majeurs entre les résultats. La prédiction par Viterbi n'est pas adaptée à notre problématique. En effet, le passage en S2 bien trop prématuré, ne permet pas de programmer la maintenance. Les lois non paramétriques sont susceptibles de fournir des estimations plus précises. Les résultats du Tableau 9 avec un corpus d'apprentissage suffisamment conséquent, permettent d'apporter une estimation plus précise que des lois non paramétriques (Exemple : à -3 jours de la panne, un taux de 85,7% lorsque les symboles potentiellement dégradants pour l'estimation du niveau de dégradation du système sont observés).

Probabilité d'être en panne sur le 1er trimestre 2007										
Prédiction Viterbi (Apprentissage segmental k-means sur corpus année 2005)										
à + 1 jour	à + 2 jours	à + 3 jours	à + 4 jours	à + 5 jours	à + 6 jours	à + 7 jours	à + 8 jours	à + 9 jours	à + 10 jours	à + 11 jours
0,0%	9,1%	18,2%	27,3%	36,4%	36,4%	45,5%	45,5%	54,5%	54,5%	100,0%

Probabilité d'être en panne sur le 1er trimestre 2007										
Prédiction Viterbi (Apprentissage segmental k-means sur corpus années 2005 et 2006)										
à + 1 jour	à + 2 jours	à + 3 jours	à + 4 jours	à + 5 jours	à + 6 jours	à + 7 jours	à + 8 jours	à + 9 jours	à + 10 jours	à + 11 jours
0,0%	9,1%	18,2%	27,3%	36,4%	36,4%	45,5%	45,5%	54,5%	63,6%	100,0%

Tableau 10. Prédiction de panne : Viterbi

6.5. Complémentarité des différentes approches

Dans la littérature, les lois de dégradation ont déjà été largement exploitées. Le Tableau 11 permet, sur un exemple, de faire un point sur la capacité complémentaire des deux approches développées dans cet article. L'expert disposant d'un tableau de ce type en temps réel pourrait avoir une vision globale sur le niveau de dégradation du système à partir de différents indicateurs. Au 14/01/2007, l'estimation du niveau de dégradation est en S2 (1^{ère} alarme forte). Les autres indicateurs des modèles non paramétriques estiment que le système a plus d'une chance sur deux de tomber en panne.

Séquence n°xxx : traitement à la journée				Prediction Variables Forward With Smoothed Model probas / Algorithme BAUM WELCH (Corpus 2005-2006) MODELE1				Modèles non paramétriques			
n°	DATE	CODE	Codage Symbolique	S1	S2	S3	S4	Estimation optimiste par Kaplan Meier de tomber en panne	Estimation pessimiste par Kaplan Meier de tomber en panne	Estimation médiane par Kaplan Meier de tomber en panne	Estimation Test de COX de tomber en panne
1	09/01/2007	Ras	10	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%	1%	8%	4%	25%
2	10/01/2007	Ras	10	0,0%	0,0%	0,1%	99,9%	15%	32%	23%	41%
3	11/01/2007	VEP	9	0,0%	0,0%	81,8%	18,2%	27%	45%	36%	54%
4	11/01/2007	VEP	9	0,0%	17,5%	79,1%	3,4%	27%	45%	36%	54%
5	12/01/2007	TEP	5	0,0%	7,2%	91,2%	1,6%	38%	57%	47%	66%
6	12/01/2007	TEP	5	0,0%	6,2%	93,2%	0,6%	38%	57%	47%	66%
7	13/01/2007	SEC	6	0,0%	34,9%	64,0%	1,1%	48%	66%	57%	73%
8	13/01/2007	TEP	5	0,0%	10,2%	88,2%	1,7%	48%	66%	57%	73%
9	13/01/2007	TEP	5	0,0%	6,5%	92,7%	0,8%	48%	66%	57%	73%
10	14/01/2007	Ras	10	0,0%	89,6%	0,0%	0,4%	53%	72%	62%	79%
11	15/01/2007	Ras	10	0,0%	98,4%	0,0%	1,6%	59%	76%	67%	87%
12	16/01/2007	DEP	1	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	68%	84%	76%	93%

Tableau 11. Séquence complète entre deux activités de dépannage sur l'année 2007

Dans ces conditions, l'expert devrait réagir en fonction des différentes contraintes et priorités du terrain en considérant que s'il ne fait rien, il va vers la panne. Deux interventions de travaux préventifs ont été effectuées, suivies de deux journées sans aucune intervention et le processus tombe en panne.

La Figure 18 propose, pour la même séquence, une autre orientation dans la confrontation des deux approches. Les valeurs numériques des probabilités (Variables Forward) sont tirées du Tableau 9. Prenons le cas où l'expert fixerait les interventions de maintenance à partir d'une situation où le système aurait plus de 50% de chance d'être déjà tombé en panne. S'il se réfère uniquement aux lois de survie, il pourrait programmer une intervention (à - 4 jours (temps mesuré avant l'arrivée de la panne (le 16/01/2007), Figure 18)). S'il utilisait notre approche MMC, il pourrait programmer une intervention à -1 jour. Cette différence de sensibilité peut s'expliquer par le fait que les lois de survie ne tiennent compte que du temps qui passe alors que notre modèle tient compte des observations collectées. Dans ce cas, notre modèle a bien identifié la « signature » d'une panne prochaine.

En considérant l'information S2, l'expert pourrait planifier des interventions de maintenance juste avant la panne. En effet, on peut supposer que la dégradation serait suffisamment marquée pour replanifier si la situation le permet, les actions de maintenance (Figure 9).

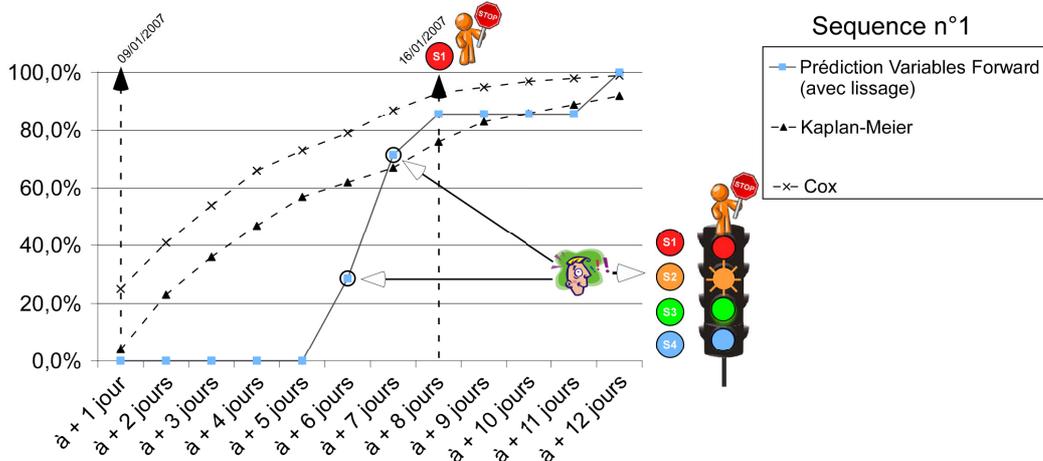


Figure 18. Probabilité de détecter la panne sur différentes simulations (peseuse M2)

Malgré un manque d'informations, le Tableau 12 montre que pour une séquence, le modèle estime un niveau de dégradation en S2 par une variation forte de l'estimation (passage de 4% à 20,2%). Cet exemple montre que la panne arrive malheureusement à la suite. Un « seuil » d'alerte est donc arrivé avant que la panne n'arrive (ligne n°5) conforté par les modèles non paramétriques.

Séquence n°7 : traitement à la journée				Prediction Variables Forward With Smoothed Model probas / Algorithme BAUM WELCH (Corpus 2005-2006) MODELE1				Modèles non paramétriques				
				S1	S2	S3	S4	Estimation optimiste par Kaplan Meier de tomber en panne	Estimation pessimiste par Kaplan Meier de tomber en panne	Estimation médiane par Kaplan Meier de tomber en panne	Estimation Test de COX de tomber en panne	
n°	DATE	CODE	Codage Symbolique									
1	02/03/2007	Ras	10	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%	1%	8%	4%	25%	
2	03/03/2007	AU	3	0,0%	0,0%	0,2%	99,8%	15%	32%	23%	41%	
3	04/03/2007	Ras	10	0,0%	0,6%	0,1%	99,3%	27%	45%	36%	54%	
4	05/03/2007	Ras	10	0,0%	4,0%	0,1%	96,0%	38%	57%	47%	66%	
5	06/03/2007	Ras	10	0,0%	20,2%	0,1%	79,8%	48%	66%	57%	73%	
6	07/03/2007	DEP	1	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	53%	72%	62%	79%	

Tableau 12. Séquence complète (arrivée en DEP) avant passage en S3, S2.

7. Conclusion et perspectives envisagées

Dans cet article, après un état des lieux sur les différentes approches de la maintenance, nous présentons des méthodes non paramétriques d'évaluation de l'état d'un système : Kaplan-Meier et Cox. Notre approche originale basée sur des MMCs est ensuite développée. Les tests des différentes méthodes sont effectués sur un cas concret : un système industriel de production continue de pain.

Notre approche montre que l'ensemble des résultats obtenus par cette étude, peut apporter des éléments d'aide à la décision pour l'expert. Les résultats montrent 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, les lois non paramétriques pourraient prendre le relais. Nous montrons également que l'expert disposant d'un tel outil d'analyse peut tenter de qualifier les interventions de maintenance. Les tests ayant été effectués a posteriori, nous ne pouvons évaluer les effets de la programmation d'éventuelles actions de maintenance. Avant d'envisager la mise en place en situation réelle, nous allons explorer les possibilités de simulation d'un processus sur lequel nous appliquerions une planification dynamique de la maintenance. Les premières analyses des événements fournis par les industriels, leur ont permis de conforter leur connaissance des effets de certaines actions de maintenance (l'indicateur peut dans certains cas, informer sur la « qualité » des actions de maintenance). Par exemple, l'action opérationnelle de maintenance est-elle ou non bénéfique, voir neutre pour le système ?

8. Bibliographie

- [1] AFNOR, Maintenance industrielle - Fonction maintenance, FD X60-000, Mai, 2002.
- [2] Antoni M., Meier-Hirmer C. « Une étude de la fiabilité des ensembles fonctionnels électroniques de signalisation ferroviaire », *Maîtrise des risques et sûreté de fonctionnement*, Im16,1D-3, 2008.
- [3] Aupetit S., Contributions aux modèles de Markov cachés : Métaheuristiques d'apprentissage, nouveaux modèles et visualisation de dissimilarité, Thèse de doctorat, Université François-Rabelais, Tours, 2005.
- [4] Avila M., Optimisation de modèles Markoviens pour la reconnaissance de l'écrit, Thèse de doctorat, Université de Rouen, 1996.
- [5] Bertholon H., Une modélisation du vieillissement, Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier, Grenoble, 2001.

- [6] Baum L.E., Petrie T., "Statistical inference for probabilistic functions of Markov chains", *Annals of Math. Statistics*, 37, 1966, pp. 1554-1563.
- [7] Baum L. E., "An inequality and associated maximisation technique in statistical estimation for probabilistic functions", *Inequalities*, 3, 1972, pp. 1-8.
- [8] Basile O., Prise en compte de l'incertitude dans les modèles fiabilistes de maintenance industrielle. Extension aux sollicitations variables, Thèse de doctorat, Faculté Polytechnique de Mons, 2007.
- [9] Bitouzé D., Laurent B., Massart, P. "A Dvoretzky-Kiefer-Wolfowitz type inequality for the Kaplan-Meier estimator", *Annales de l'Institut Henri Poincaré*, 35, 1999, pp. 735-764.
- [10] Birolini, A. *Quality and reliability of technical systems*, Edition Springer, 1997.
- [11] Bouillaut L., Akin P., Maintenance de l'Infrastructure Ferroviaire : Etat Actuel et Perspectives, Pôle Diagnostic et Maintenance des systèmes de transport, Forum NTIC&T : Maintenance et Transports, 2007.
- [12] Boulat R., Berger F., « Les entreprises de biens de consommation sous l'Occupation », *VIIème colloque international du Groupement de recherche (GDR) 2539 du CNRS*, Tours, Université François Rabelais, 2007.
- [13] Breslow N. "Applications to clinical trials of multiple regression models for censored survival data", *The Scientific Meeting of the Committee on Controlled Therapeutic Trials of the U.I.C.C.*, April, 1973.
- [14] Chandler A.D.J., *Stratégie et structures de l'entreprise*, Paris, Editions d'organisation, 1989.
- [15] Cheuk-Kit W., 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.
- [16] Chin W., "Emerging instrumentation trends and impact of plant asset management", *61st Instrumentation Symposium for the Process Industries*, Texas A&M University, College Station, Texas, 2006.
- [17] Cox D.R. "Regression Models and Life Tables (with Discussion)", *Journal of the Royal Statistical Society*, Series B 34:187-220, 1972.
- [18] Despujols A., « Approche fonctionnelle de la maintenance », *Techniques de l'ingénieur*, MT 9 020, 2004.
- [19] Fleurquin G., Riane F., Roland B., Dehombreux P., Hou, G., « OPTIMAIN : Plate-forme d'élaboration de stratégies de maintenance de systèmes complexes », *MOSIM'06*, 2006.
- [20] Gouriéroux C. *Econométrie des variables qualitatives*, Paris, Economica, 2ème édition, 1989.
- [21] Grundy W.N., Bailey T.L., Baker M.E., "Meta-MEME : Motif-based Hidden Markov Models of protein families", *Computer applications in the biosciences*, 13(4), 1997, pp. 397-406.
- [22] Hastings N.A.J., "The repair limit method", *Operational Research Quarterly*, 20, 1969, pp. 337-349.
- [23] Henry D., « Le budget variable en Maintenance », *CEMI*, 2001.
- [24] Iung B., Morel G., Leger J.B., "Proactive maintenance strategy for harbour crane operation improvement", *Robotica*, vol.21, 2003, pp. 313-324.
- [25] Kalbfleisch J.D., Prentice R. L., *The Statistical Analysis of Failure Time Data*, 2nd edition, John Wiley & Sons, New York, 2002.
- [26] Leger J.B., « Maintenance & Transports : De la e-maintenance de sites industriels à la e-maintenance de flottes », *PREDICT*, 2007.
- [27] Lo S.H., Mack Y.P., Wang J.L. "Density and hazard rate estimation for censored data via strong representation of the Kaplan-Meier estimator", *Probability Theory and Related Fields*, 80, 1989, pp. 461-473.
- [28] Meier-Hirmer C., Sourget F., Roussignol M., « Estimation de la durée de vie des pièces caténaies », *Journal européen des systèmes automatisés*, vol.40, n°7, 2006.
- [29] Meier-Hirmer C., Pouligny P., Ardeois J., Sibille N., « Optimisation de l'utilisation des trains meuleurs pour la maintenance des voies ferrées », *Maîtrise des risques et sûreté de fonctionnement*, Im16, 4A-3, 2008.
- [30] Monchy F., *La fonction maintenance : Formation à la gestion de la maintenance industrielle* Collection technologies de l'université à l'industrie, MASSON, 1991.

- [31] Moubray J., *Reliability Centered Maintenance*, May, RCM II Edition, 2000.
- [32] Muller A., Crespo Marquez A., lung B., "On the concept of e-maintenance: Review and current research", *Reliability Engineering and System Safety* 93, 2008, pp. 1165-1187.
- [33] Muth E.J., "An optimal decision rule for repair versus replacement", *IEEE Transactions on Reliability*, R-26, 1997, pp. 179-181.
- [34] NASA, Reliability Centered Maintenance, Guide for Facilities and Collateral Equipment, February, 2000.
- [35] NF EN 13-306 , Terminologie de la maintenance, 2001.
- [36] NF X 60-500, Terminologie relative à la fiabilité – Maintenabilité – Disponibilité, Octobre, 1988.
- [37] NF X 60-510, Techniques d'analyse de la fiabilité des systèmes - Procédures d'analyse des modes de défaillance et de leurs effets, Décembre, 1986.
- [38] NF X60-520, Prévisions des caractéristiques de fiabilité, maintenabilité et disponibilité, Mai, 1988.
- [39] Pacaut P., Le Bourdais C., 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*, Volume 36, numéro 2, 2007, pp. 249-279.
- [40] Phelps R.I., "Replacement policies under minimal repair", *Journal of the Operational Research Society*, 32, 1981, pp. 549-554.
- [41] Rabiner L.R., "A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition", *Proceeding of the IEEE*, vol. 77, 1989, pp. 257 – 286.
- [42] Retour D., Bouche M., Plauchu V., « Où va la maintenance industrielle ? », *Problèmes Économiques*, No. 2.159, 1990, pp. 7-13.
- [43] Rinehart N., "Rethink your Control valve MAINTENANCE", *Chemical Processing*, March, 2006.
- [44] Schalapbach A., Bunke H., "Using HMM-based recognizers for writer identification and verification", *Workshop on frontiers in Handwriting Recognition*, Proceeding. 9th International, 2004, pp. 167 - 172.
- [45] Shimon Y., "Design of effective e-Work: review of models, tools, and emerging challenges", *Production Planning and Control*, Volume 14, Number 8, 2003, pp. 681-703.
- [46] Signoret J.P., « Analyse des risques des systèmes dynamiques : approche markovienne », *Techniques de l'ingénieur*, SE 4 071, 2009.
- [47] Tarondeau J.C. , Lorino P., « De la stratégie aux processus stratégiques », *Revue Française de la gestion*, n°117, 1998, pp. 5-17.
- [48] Thiétart R.A., Martinet A.C., *Posture paradigmatique et recherche en management stratégique*, Vuibert, 2001.
- [49] Thomas E., Levrat E., lung B. and Monnin M., "Odds algorithm'-based opportunity triggered preventive maintenance with production policy", *6th IFAC Symposium Safeprocess'06*, China, 2006, pp. 835 - 840.
- [50] Vergin R.C, Scriabin M., "Maintenance scheduling for multicomponent equipment", *AIIE Transactions* 9, 1979, pp. 297 - 305.
- [51] Villemeur A. *Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels : Fiabilité, Facteurs humains et Informatisation*, Collection EdF - Ed Eyrolles, 1988.
- [52] Viterbi A.J., "Error bounds for conventionnal codes and asymptotically optimum decoding algorithm", *IEEE Trans. on Information Theory*, 13 (1967), pp. 260 - 269.
- [53] Vrignat P., *Réseaux Locaux Industriels / Cours et Travaux Pratiques*, Gaëtan MORIN Editeur Europe, 1999.
- [54] Vrignat P., Begot S., Duculty F., Avila M., « Une nouvelle approche de la maintenance "on line" : un cas d'école », *Colloque sur l'Enseignement des Technologies et des Sciences de l'Information et des Systèmes*, CETSIS, 2008.
- [55] Vrignat P., Avila M., JC. Bardet J.C, Kratz F., « Que peut-on attendre aujourd'hui des nouveaux produits d'automation pour la e-maintenance ? », *13ème Colloque National de la Recherche en IUT, CNRIUT*, Thionville-Yutz, 2007.

- [56] Vignat P., Avila M., F. Duculty, 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, pp. 113-120, 2010.
- [57] Zille V., Bérenguer C., Grall A., Despujols A., Lonchamp J., "Modelling and simulation of complex maintenance strategies for multi-component systems", *Maintenance and facility Management*, 2007.