



HAL
open science

Utilisation des chaînes de Markov cachées pour une évaluation des activités de maintenance dans le cadre d'un processus industriel pour l'agroalimentaire

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

► To cite this version:

Pascal Vrignat, Manuel Avila, Florent Duculty, Bernard Robles, Frédéric Kratz. Utilisation des chaînes de Markov cachées pour une évaluation des activités de maintenance dans le cadre d'un processus industriel pour l'agroalimentaire. CNRIUT, Colloque National de la Recherche en IUT, Jun 2009, LILLE, France. hal-00594894

HAL Id: hal-00594894

<https://hal.science/hal-00594894>

Submitted on 23 May 2011

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.

Utilisation des chaînes de Markov cachées pour une évaluation des activités de maintenance dans le cadre d'un processus industriel pour l'agroalimentaire

P. Vrignat*, **M. Avila***, **F Duculty***, **B Robles***, **F. Kratz****

** Institut PRISME, Equipe MCDS, IUT de l'Indre – Dpt GEII, 2 av. F. Mitterrand, 36000 CHATEAUROUX*

*** Institut PRISME, Equipe MCDS, Ecole Nationale Supérieure d'Ingénieurs 88 boulevard lahitolle 18020 Bourges cedex*

Pascal.Vrignat@univ-orleans.fr ; Manuel.Avila@univ-orleans.fr ; Florent.Duculty@univ-orleans.fr ; Bernard.Robles@univ-orleans.fr frederic.kratz@ensi-bourges.fr

Sections de rattachement : 61

Secteur : Secondaire

RÉSUMÉ. Cet article tente de montrer qu'il est possible de « qualifier » les activités et l'organisation opérationnelle en maintenance dans le cadre de processus industriels « continus ». Une suite d'évènements particuliers peut éventuellement informer d'une panne prochaine. Notre étude tente d'appréhender « cette signature » à l'aide d'un Modèle de Markov Caché.

MOTS-CLÉS : diagnostic, maintenance, évaluation, chaîne de Markov cachée, apprentissage.

1. Introduction

Les activités industrielles et humaines font presque quotidiennement les grands titres des actualités avec leurs cortèges d'incidents, d'accidents ou d'événements catastrophiques. En effet, le zéro défaut ou le risque zéro n'existe malheureusement pas pour les activités industrielles à cause de l'occurrence de défaillances humaines ou matérielles. Toutefois, pour tenter de réduire les risques à un niveau le plus faible possible et acceptable, des méthodes, des techniques et des outils scientifiques ont été développés dès le début du XX^{ème} siècle pour évaluer les risques potentiels, prévoir l'occurrence des défaillances et tenter de minimiser les conséquences des situations catastrophiques, lorsqu'elles se produisent. Dans un grand nombre d'applications industrielles, une demande croissante est apparue en matière de remplacement des politiques de maintenance curative par des stratégies de maintenance préventive. Cette mutation depuis une situation où l'on « *subit les pannes ou les défaillances* » jusqu'à

une situation où l'on « *maîtrise les pannes ou les défaillances* », nécessite des moyens technologiques ainsi que la connaissance de techniques d'analyse appropriées. L'ensemble de ces développements méthodologiques à caractère scientifique représente, à l'aube du troisième millénaire, la discipline de la sûreté de fonctionnement. La sûreté de fonctionnement consiste à connaître, évaluer, prévoir, mesurer et maîtriser les défaillances des systèmes technologiques et les défaillances humaines. La fonction maintenance, dont la vocation est d'assurer le bon fonctionnement des outils de production, est maintenant une des fonctions stratégiques dans les entreprises. De manière plus pragmatique, un système de production n'est performant que si sa finalité, c'est-à-dire les objectifs qui lui sont attribués, les résultats qu'il fournit et les moyens qu'il met en œuvre, sont en parfaite cohérence (P.L. Bescos et al., 1995).

2. Activités de maintenance

2.1. Politiques 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 1. Une bonne synthèse de ces différentes stratégies de maintenance se trouve par exemple dans la thèse de B. Castanier (B. Castanier 2001). Le choix d'une politique est parfois imposé, comme c'est le cas dans le nucléaire en France par exemple. 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, et donc à mettre en place 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.

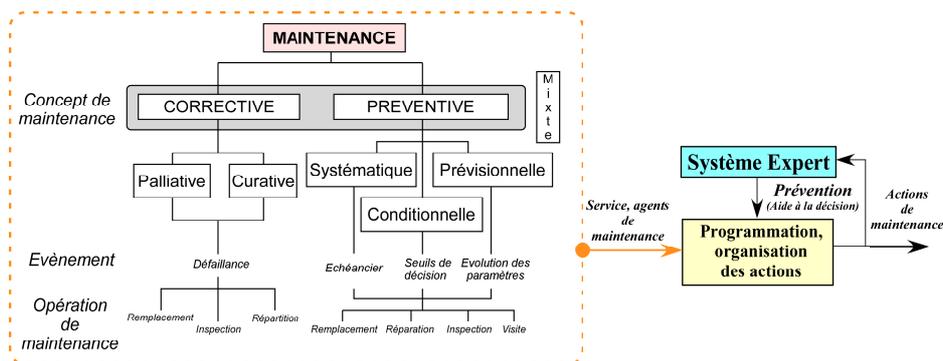


Figure 1. Exemple de politiques de maintenance et objectif des travaux initiés

2.2. Tentative d'établissement d'un système expert

Hypothèse : les événements qui précèdent une panne sont souvent récurrents. Une suite d'évènements 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 performance 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 approche tente d'appréhender « *cette signature* » à l'aide d'un Modèle de Markov Caché¹ ou HMM². Le processus caché correspondra à l'état du système (ou sous-système) et les observations seront les informations visibles sur le système. Nos travaux (P. Vrignat et al., 2008) montrent qu'il est possible de modéliser le niveau de dégradation d'un processus (dit « *continu* »). Les résultats montrent également, que notre démarche de travail peut apporter une aide à la décision dans l'organisation et l'évaluation quotidienne de la maintenance.

3. Notre système expert

3.1. Choix de la topologie

Avant de décrire les résultats sur nos premiers essais, nous nous posons 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 comme dans le cas :

- du renforcement de la politique de prévention des risques liés aux inondations (Ministère de l'écologie et du développement durable – 2006),
- du plan national canicule, fortes chaleurs, sécurité des élèves et des personnels (Ministère de la santé – 2004),
- ...

¹ Un modèle de Markov Caché est un processus doublement stochastique dont une composante est une chaîne de Markov non observable. Ce processus peut être observé à travers un autre ensemble de processus qui traduit une suite d'observations.

² Hidden Markov Model

Nous sommes restés sur le constat des pratiques reconnues et efficaces sur quatre niveaux. L'apprentissage de notre modèle (Figure 2) CMC³ consiste à estimer son vecteur paramètre λ sur la base d'un ensemble de séquences d'observations. La Figure 2 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.

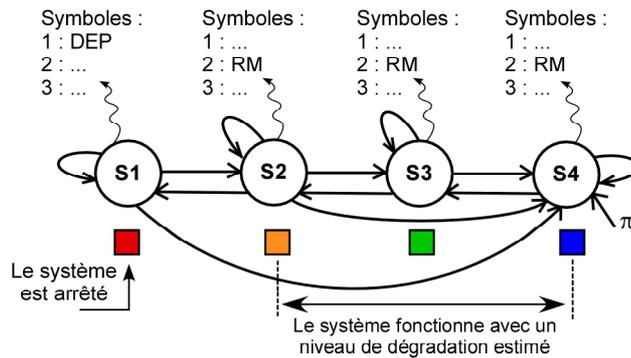


Figure 2. Modèle à topologie orientée à 4 états

3.2. Outils utilisés

L'objectif de cet article n'est pas de présenter de façon détaillée les CMCs. Pour les lecteurs intéressés pour en savoir plus, nous vous recommandons de lire le document (L. R. Rabiner, 1989). Ce tutorial présente les CMCs. Dans cet article, nous utilisons la même notation pour les modèles. Le modèle $\lambda = (A, B, \Pi)$ est décrit par trois matrices :

- $A = [\dots a_{ij} \dots]$ matrice de distribution des probabilités de transition entre états,
- $B = [\dots b_j(k) \dots]$ matrice de distribution des probabilités de génération des symboles,
- $\Pi = [\dots \pi_i \dots]$ matrice de distribution des probabilités initiales.

Notons : $O = \{O_1, O_2, \dots, O_T\}$ la séquence d'observations pouvant être récupérée sur un processus.

Les CMCs trouvent leur intérêt dans la résolution de trois problèmes fondamentaux que sont l'évaluation, le décodage et l'apprentissage (L.R. Rabiner 1989). Nous utilisons l'évaluation et l'apprentissage. Etant données une CMC λ et une séquence O

³ Chaîne de Markov Cachée

d'observations, nous cherchons à calculer la vraisemblance de cette séquence \mathbf{o} avec la CMC λ , c'est-à-dire avec quelle probabilité la CMC λ engendre la séquence \mathbf{o} . Cette valeur est notée $P(\mathbf{O} = \mathbf{o}|\lambda)$. L'apprentissage d'un modèle de Markov caché consiste à estimer son vecteur paramètre λ sur la base d'un ensemble de séquences d'observations appelé corpus d'apprentissage. L'algorithme d'apprentissage le plus communément utilisé est l'algorithme de Baum-Welch (L. E. Baum 1972), lequel est une instance d'algorithmes EM⁴ appliquée aux CMCs. Il se fonde sur le critère du Maximum de Vraisemblance. Etant données une CMC λ et une observation \mathbf{o} , nous cherchons la CMC λ^* qui a la plus forte probabilité d'engendrer la séquence \mathbf{o} .

C'est une procédure de ré-estimation itérative des matrices A , B et Π d'une CMC. Etant donné un modèle $\lambda = (A, B, \Pi)$ quelconque et une séquence d'observations $\mathbf{o} = (o_1, o_2, \dots, o_T)$, l'algorithme de Baum-Welch ré-estime les valeurs des matrices A , B et Π de façon à maximiser la vraisemblance de la séquence $\mathbf{o} : P(\mathbf{O} = \mathbf{o}|\lambda)$. Nous obtenons après exécution de l'algorithme, la CMC λ^* telle que :

$$\lambda^* = \operatorname{argmax}_{\lambda} P(\mathbf{O} = \mathbf{o}|\lambda) \quad [1]$$

La dernière partie consiste à rechercher « le meilleur chemin entre états du modèle » à partir d'une séquence d'observations. Ce que nous voulons trouver, c'est la séquence d'états \mathbf{Q} qui a eu le plus de chance de produire la séquence d'observations \mathbf{O} . Autrement dit, cela consiste à maximiser $P(\mathbf{Q}|\mathbf{O}, \lambda)$ ou encore ce qui revient au même $P(\mathbf{Q}, \mathbf{O}|\lambda)$. Il existe un algorithme, basé sur la technique de programmation dynamique qui permet de calculer efficacement la valeur maximale de cette quantité et, ce faisant, de déterminer le chemin conduisant à ce résultat. Cet algorithme est l'algorithme de Viterbi (segmental k-means algorithm) (L. R. Rabiner et al., 1986). La variable $\delta(t, i)$ est définie comme la probabilité maximale que les observations jusqu'à l'instant t aient été émises par le modèle de Markov caché λ en suivant un chemin dont l'état à l'instant t est l'état d'indice i :

$$\delta(t, i) = \max_{q_1 \dots q_{t-1}} P(o_1 \dots o_t, q_1 \dots q_t = i | \lambda) \quad [2]$$

avec $\mathbf{O} = (o_1 \dots o_T)$ la suite d'observations et i le numéro de l'état atteint par le processus caché q à l'instant t (T. Brouard 1999).

4. Etude d'un cas industriel

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 1). La Figure 3 décrit l'organisation du processus continu. L'ensemble des informations

⁴ Expectation-Maximization

détaillées ainsi que d'autres simulations à partir d'autres modèles topologiques sont présentés dans (P. Vrignat et al., 2008).

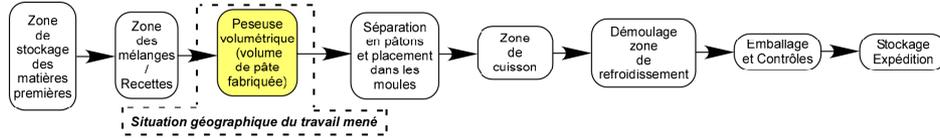


Figure 3. Principe d'organisation du processus continu

L'arrêt d'un sous-système engendre l'arrêt total de production en amont de celui-ci. Une maintenance préventive est donc indispensable ! Le principe de fonctionnement de la peseuse volumétrique peut s'assimiler au fonctionnement d'une seringue que l'on remplirait par un effet de dépression. A partir des données dont nous disposons, nous avons travaillé dans un premier temps à synthétiser le bilan des observations codifiées sur l'année 2005 soit au total 475 relevés relatés chronologiquement dans le Tableau 1. La base de temps choisie étant la journée (conformément à la politique de maintenance interne), nous avons inséré le code Ras dans l'empilage des interventions lorsque le service de maintenance n'était pas sollicité (Figure 4).

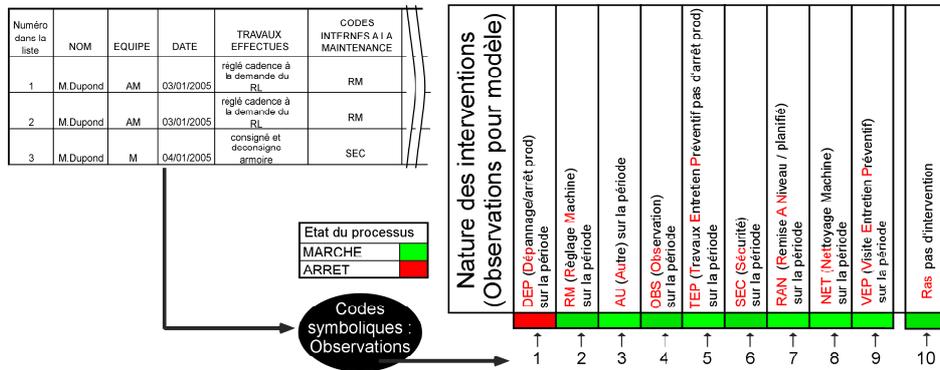


Tableau 1. Exemple de consignation des évènements sur la peseuse M2 et présentation du choix de codification symbolique des différentes occurrences d'observations

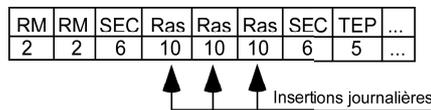


Figure 4. Principe de codage de la séquence d'observations conformément au Tableau 1 avec ses insertions de codage (10) Ras

5. Résultats

L'intégralité des observations collectées durant la campagne 2005 de maintenance a servi de corpus d'apprentissage pour le modèle. Les résultats présentés sont issus de séquences observées sur les six premiers mois de l'année 2006. Dans notre approche, nous pouvons considérer deux lectures possibles sur la création de ce « *pseudo-VU-mètre* » dont pourrait disposer le responsable de la maintenance. La première correspond à une estimation du niveau de dégradation du processus qui doit permettre d'orienter les choix de maintenance préventive. La seconde, permettrait une évaluation des activités de maintenance et de leur organisation comme nous en discuterons dans la conclusion.

Probabilité d'être en panne 1 ^{er} semestre 2006				Temps moyen avant que la panne arrive
à + 1 jour	à + 2 jours	à + 3 jours	à + 4 jours	4,8 jours
72,73%	81,82%	90,91%	100%	

Tableau 2. Prédiction de pannes

La première lecture permettrait comme le montre le Tableau 2 la mise en place « *d'alarmes* » pouvant apporter de l'aide à l'expert (responsable du service de maintenance) pour ajuster les interventions prioritaires de maintenance. Les résultats présentés dans ce tableau montrent que notre « *système expert* » apporte une bonne estimation de la probabilité de tomber en panne. Nous constatons Figure 5 qu'une activité de travaux d'entretien préventif permet de faire remonter la qualité du système. Ne rien faire sur le système peut engendrer une dégradation de celui-ci ! Une activité opérationnelle de maintenance comme des travaux d'entretien préventif cumulés permettent de faire remonter le niveau de dégradation du système. Notre indicateur fournit donc l'information que l'on attend de lui : le niveau de dégradation.

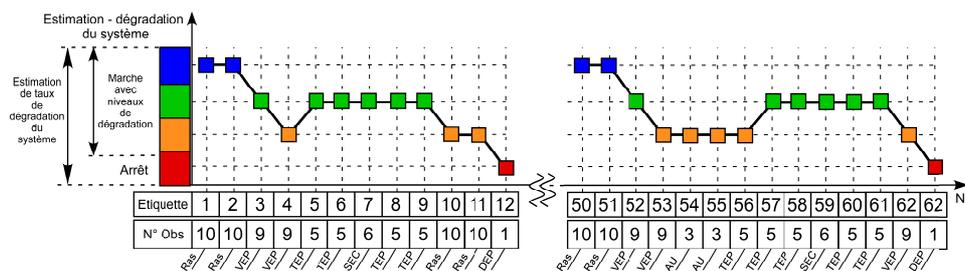


Figure 5. Résultats obtenus (données 2006)

6. Conclusion

Les résultats présentés montrent que notre modélisation fournit une bonne prédiction de la panne. Cet indicateur doit pouvoir aider à la planification des opérations de maintenance préventive. Les actions de maintenance étant effectuées pour la journée, la prévision à la journée est suffisante pour affecter les priorités des actions de maintenance. Cela suppose également de pouvoir disposer d'un indicateur pour chaque ensemble ou sous-ensemble de l'outil de production. Le passage à l'orange (S2) indique que la panne est imminente, relativement à l'échelle temporelle concernée (jour). Dans la majorité des cas, la panne arrivera au prochain cycle ; dans une plus faible partie des cas, la panne arrivera un peu plus tard, ce qui laisserait un peu de marge de manœuvre pour intervenir sur le terrain. Les tests ayant été effectués a posteriori, nous ne pouvons évaluer les effets d'éventuelles actions préventives. La Figure 5 montre que deux visites d'entretien préventif amènent l'estimation du processus à un niveau très alarmant (orange/S2). Ensuite des travaux d'entretien préventif font remonter le niveau de l'estimation. Malgré ces actions, suite à une visite d'entretien préventif (étiquette n°15) le système est arrêté avec une intervention de dépannage ! De façon plus générale, l'utilisation du modèle a posteriori peut permettre d'évaluer ou de critiquer les actions de maintenance. En effet, ces actions invasives peuvent parfois altérer le processus et accélérer la venue de la panne (Figure 5).

Bibliographie

- Bescos P.L., Dobler P., Mendoza C., Naulleau G., « Contrôle de gestion et Management », Editions Montchrestien, Paris, 1995.
- Castanier B., « Modélisation stochastique et optimisation de la maintenance conditionnelle des systèmes à dégradation graduelle », Thèse de doctorat, Université de Technologie de Troyes, 2001.
- Vrignat P., Avila M., Duculty F., Kratz F., « Modélisation des dysfonctionnements d'un système dans le cadre d'activités de maintenance », 16ème Congrès de Maîtrise des Risques et de Sécurité de Fonctionnement, Avignon, Communication 4A-1, 2008.
- Rabiner L. R., « A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition », *Proceeding of the IEEE*, 77(2), pp. 257 – 286, 1989.
- Baum L. E., « An inequality and associated maximisation technique in statistical estimation for probabilistic functions », *Inequalities*, 3, pp. 1 – 8, 1972.
- Brouard T., « Hybridation de Chaînes de Markov Cachées : conception d'algorithmes d'apprentissage et applications », Thèse de doctorat, Université François Rabelais, Tours, 1999.
- Rabiner L. R., Juang B. H., Levinson S. E., & Sondhi M. M., « Recognition of isolated digits using hidden Markov models with continuous mixture densities », *AT&T Technical Journal*, 64 , pp. 1211 – 1222, 1986.