



HAL
open science

Incertitudes Stochastiques sur des Modèles de Markov Cachés : Application dans l'Aide à la Décision pour une Maintenance Préventive Industrielle

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

► **To cite this version:**

Bernard Roblès, Manuel Avila, Florent Duculty, Pascal Vrignat, Stéphane Begot, et al.. Incertitudes Stochastiques sur des Modèles de Markov Cachés : Application dans l'Aide à la Décision pour une Maintenance Préventive Industrielle. CNRIUT 2012, Colloque National de la Recherche en IUT, Jun 2012, Tours, France. pp.1. hal-00706751

HAL Id: hal-00706751

<https://hal.science/hal-00706751>

Submitted on 11 Jun 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.

Incertitudes Stochastiques sur des Modèles de Markov Cachés : Application dans l'Aide à la Décision pour une Maintenance Préventive Industrielle

Bernard Roblès* Manuel Avila* Florent Duculty*
Pascal Vrignat* Stéphane Bégot* Frédéric Kratz**

* IUT de l'Indre, Laboratoire PRISME, 2 Avenue Mitterrand 36000
Châteauroux.

Bernard.Roblès@univ-orleans.fr (Informatique),
Manuel.Avila@univ-orleans.fr (Électronique, Informatique),
Florent.Duculty@univ-orleans.fr (Électronique, Informatique),
Pascal.Vrignat@univ-orleans.fr (Automatique, Asservissement),
Stephane.Begot@univ-orleans.fr (Électronique, Informatique)

** Laboratoire PRISME, pôle IRAuS, ENSI 88 boulevard Lahitolle
18020 Bourges Cedex. Frederic.Kratz@ensi-bourges.fr

Thème : Partenariat avec les entreprises - Présence sur les territoires.

Mots-clés: Modèles de Markov Cachés, sélection de modèles, algorithmes d'apprentissage et de décodage, incertitudes de modélisation, maintenance prédictive.

1. INTRODUCTION

Dans le cadre de la maintenance préventive, de nombreuses entreprises tentent d'améliorer l'aide à la décision de leurs experts. Les opérations de maintenance dans la production de pâtisseries (HARRYS) sont différentes de celles d'une fonderie d'aluminium (Montupet & F2R) ou d'une usine de production de verrerie (Arc International) mais les critères de choix de modélisation du système peuvent être proches. Nous utilisons des Modèles de Markov Cachés comme outils de diagnostic dans l'aide à la décision en maintenance industrielle Cette étude doit nous permettre d'affiner un choix de topologie (Modèle de Markov Cachés étudié ici) en évaluant l'incertitude et donc la marge d'erreur de ces modèles.

La prédiction d'un phénomène physique est basée sur la connaissance du phénomène proprement dit. Cette connaissance nous permet de conceptualiser ce phénomène autour d'un modèle. Ce modèle nous permet alors de réaliser des prédictions plus ou moins précises sur le phénomène. Mais que pouvons nous dire sur la fiabilité de ces prédictions? Nous pouvons répondre à cette question en donnant par exemple une marge d'erreur. Mais sur quels concepts se base t'on pour calculer cette marge?... Autant de questions; autant d'incertitudes. D'où la nécessité de cadrer cette marge d'erreurs.

2. INCERTITUDES DANS LA CHAINE DE MODÉLISATION

Le problème majeur lié aux différentes sources d'incertitudes concerne la fiabilité dans la prédiction du modèle. Nous introduisons cette section en discutant des enjeux

de la prise en compte des incertitudes dans la chaîne de modélisation, puis nous définissons les différents types d'incertitudes liés à un modèle.

2.1 Les enjeux de la prise en compte des incertitudes

Cette prise en compte dans un processus industriel permet selon Iooss et Ribatet (2009) :

- L'optimisation de la sûreté, en délimitant qualitativement les défaillances du système,
- L'optimisation conceptuelle, pour améliorer le système et le modèle.

2.2 Types d'incertitudes

Outre l'optimisation d'un modèle, les incertitudes d'un modèle sont étroitement liées à sa conception propre. Nous présentons ici, ces différents types d'incertitudes :

Incertitudes physico-mathématiques Cette incertitude est liée au passage du phénomène physique au modèle mathématique. Elle est d'une part liée à l'interprétation humaine du phénomène qui engendre des imperfections dans la conception du modèle.

Incertitudes des données d'entrée La seconde source d'incertitude est liée aux données d'entrée du modèle. Le lecteur pourra se référer à l'article de McKay et al. (1998) qui présente des techniques pour évaluer les effets des incertitudes d'entrée sur un modèle. Ce sont des incertitudes stochastiques dues à la variabilité de l'environnement et des conditions de mesures (température, hygrométrie etc.).

2.3 Mesures d'incertitudes

Mesure d'erreur stochastique Pour une série de n mesures $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n$, l'écart moyen est défini par :

$$\overline{\Delta x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \bar{x}|, \quad \bar{x} : \text{moyenne des } x_n \text{ mesurés,} \quad (1)$$

Écart quadratique moyen ou écart type : ($\sigma^2 = \text{variance}$)

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}, \quad (2)$$

Incertitude sur la moyenne Pibouleau (2010) :

$$\Delta \bar{x} = \frac{\sigma}{\sqrt{n}} = \sqrt{\frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}. \quad (3)$$

3. MODÈLE DE MARKOV CACHÉ

Un Modèle de Markov Caché (Vrignat et al. (2009)) est un automate à états cachés qui est constitué d'une variable non observable. Celle-ci représente l'état du système à modéliser. Seule une variable de sortie est observable. Cela nous permet d'avoir une séquence d'observations en sortie de l'automate ; à partir de maintenant, nous parlerons simplement de symboles représentant ces observations (voir figure 1).

3.1 Définitions formelles d'un Modèle de Markov Caché à observations discrètes

La définition est détaillée dans Roblès et al. (2011).

3.2 Algorithmes d'apprentissage, algorithmes de décodage

Pour réaliser l'apprentissage des différents modèles, nous utilisons deux algorithmes Vrignat et al. (2009) :

- Apprentissage Baum-Welch, décodé par Variables Forward.
- Apprentissage Segmental K-means, décodé par Viterbi.

4. SIMULATION INDUSTRIELLE

Les maintenances préventives sont depuis 1996, de plus en plus présentes dans l'industrie. Celles-ci ont permis d'avoir une meilleure maîtrise des arrêts de production. Les agents de maintenance consignent leurs actions préventives ou non, observations etc. dans une base de données centralisée (voir exemple dans le tableau 1). Par exemple, les symboles

Noms	Date	Opé.	Cd	Ti	N°	Code
Dupond	11/01/2007	Huilage	VEP	20	1	9
Dupond	11/01/2007	Huilage	VEP	20	2	9
Dupond	12/01/2007	Huilage	TEP	30	3	5
Dupond	12/01/2007	Huilage	TEP	30	4	5
Dupond	13/01/2007	Cadenas	SEC	10	5	6
Dupond	13/01/2007	Cadenas	TEP	30	6	5
Dupond	13/01/2007	Cadenas	TEP	30	7	5
Dupond	16/01/2007	Huilage	DEP	90	8	1
Dupond	19/01/2007	Cadenas	AU	10	9	3

TABLE 1. Exemple de consignation des événements.

« TEP, AU, DEP, ... » caractérisent les activités de

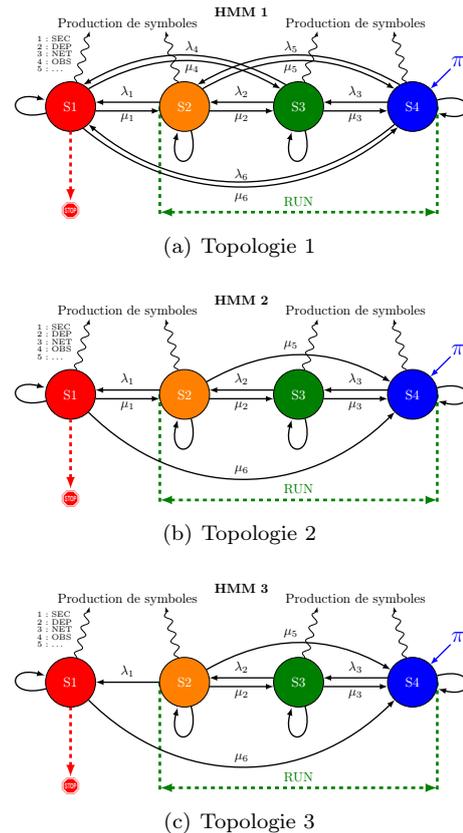


FIGURE 1. Modèles de Markov Cachés orientés à quatre états, Vrignat et al. (2010).

maintenance sur un processus industriel. Nous rappelons dans le tableau 2, la signification des symboles choisis issus des observations. Ces symboles définissent les actions de maintenance menées sur le processus. Par exemple, le symbole DEP correspond à un dépannage avec arrêt de la production. C'est un état critique qu'il faut minimiser. « MARCHE » et « ARRÊT », tableau 2, correspond à l'état du processus, respectivement si tout va bien ou si nous sommes dans une situation de dépannage.

Etat du processus	
MARCHE	■
ARRÊT	■
Nature des interventions	
1	DEP (Dépannage / arrêt de la production)
2	RM (Réglage Machine)
3	AU (Autre)
4	OBS (Observation)
5	TEP (Travaux Entretien Préventif pas d'arrêt de prod)
6	SEC (Sécurité)
7	RAN (Remise A Niveau / planifié)
8	NET (Nettoyage Machine)
9	VEP (Visite Entretien Préventif)
10	RAS (pas d'intervention)

TABLE 2. Codification symbolique des interventions de maintenance.

Ces différents états de maintenance sont simulés par notre modèle de synthèse au §4.1. Nous choisissons les paramètres des Modèles de Markov Cachés « λ_i » (taux de pannes) et « μ_i » (taux de réparation) (voir figure 1) déterminés dans Vrignat (2010) afin de coller au mieux à une GMAO ¹ industrielle table 1.

1. Gestion de Maintenance Assistée par Ordinateur

4.1 Modèle de Synthèse

Nous avons réalisé un modèle de synthèse sous MATLAB en utilisant le modèle de référence de Vrignat et al. (2010), elle caractérise au mieux les activités de maintenance industrielles. Nous avons ainsi généré une séquence de 1000 symboles. Ces dernières correspondent aux observations que l'on trouve couramment dans une base de données issues d'une GMAO industrielle. Nous avons ainsi construit 11 séquences d'observations, aussi appelées « signatures ». Chaque séquence est ponctuée par une situation de dépannage (symbole DEP du tableau 2), où le processus est arrêté. Les symboles sont produits en utilisant la loi **normale** (ou Gaussienne) et la loi **uniforme**.

Nous considérons que ces séries de symboles représentent des chaînes de Markov (voir tableau 3). Ces chaînes nous permettent de modéliser et de visualiser le niveau de dégradation du processus. Les symboles sont ensuite

TEP	TEP	SEC	TEP	TEP	RAS	RAS	DEP	...
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----

TABLE 3. Séquence d'un message issue des données de maintenance.

implémentés dans les trois topologies étudiées par l'intermédiaire des algorithmes d'apprentissage Baum-Welch (décodage Variables Forward) et Segmental K-means (décodé par Viterbi). Finalement, nous obtenons des couples {états, observations} pour chaque sortie d'automates. Nous évaluons ainsi la pertinence et l'incertitude de chaque topologie.

5. RÉSULTATS ET DISCUSSION

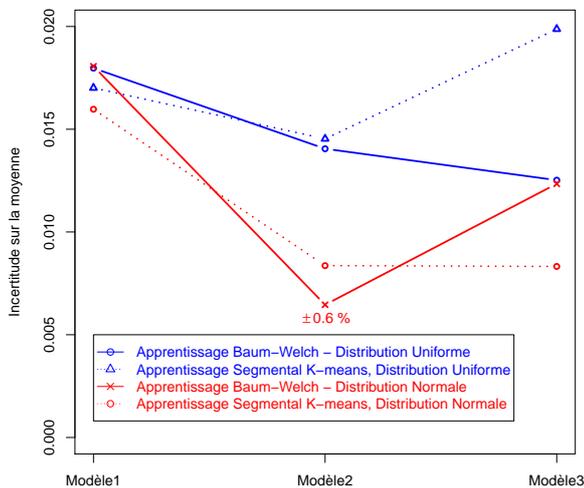


FIGURE 2. Incertitudes stochastiques du modèle de synthèse

Nous calculons les incertitudes moyennes § 2.3, sur les différentes topologies, différents algorithmes d'apprentissage et différentes distributions. Nous observons figure 2 que la plus faible incertitude est de $\pm 0.6\%$. Elle est obtenue sur la **topologie N°2**. Nous pouvons conclure que cette topologie nous donne des résultats plus précis que pour les

autres topologies 1 et 3 (figure 1(a) et 1(c)), en terme de conception de modèle. Concernant les algorithmes d'apprentissage des modèles, **Baum-Welch / décodage Variables Forward** nous donne les résultats ayant le plus faible taux d'erreur. Les résultats nous montrent aussi que la distribution **Normale** nous donne la plus faible incertitude.

6. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Dans notre étude, nous avons présenté une démarche visant à évaluer la sensibilité de nos modèles de synthèse. L'évaluation a consisté à calculer les incertitudes sur les différentes topologies de Modèles de Markov Cachés étudiées. Ceci permet de conforter notre choix de modèle sans connaissance a priori. Déjà pressentie dans Vrignat et al. (2010), la topologie 2 apparaît comme donnant de bons résultats que ce soit en terme de pertinence de symboles ainsi qu'en terme d'incertitudes dans sa conception. Ceci permet de conforter notre choix sur une topologie limitant l'erreur au sens de la pertinence de symbole émis et en terme d'incertitude dans sa conception.

Déjà des retours vers les industriels partenaires (Arc International, HARRYYS, Montupet et F2R) nous permettent de mettre en œuvre ce travail dans le cadre d'application en maintenance préventive. Cette connaissance du meilleur modèle devrait permettre de les aider à optimiser ces maintenances préventives.

RÉFÉRENCES

- Iooss, B. et Ribatet, M. (2009). Global sensitivity analysis of computer models with functional inputs. *Reliability Engineering & System Safety / Reliability Engineering and System Safety*, 94(7), 1194–1204.
- McKay, M.D., Morrison, J.D., et C., U.S. (1998). Evaluating prediction uncertainty in simulation models. *Los Alamos National Laboratory Los Alamos, New Mexico 87545-0600 USA*.
- Pibouleau, L. (2010). *Assimiler et utiliser les statistiques*. Ellipses Marketing, technosup.
- Roblès, B., Avila, M., Duculty, F., Vrignat, P., et Kratz, F. (2011). Mesures de pertinence par les critères du « maximum de vraisemblance » et de « BIC » appliqués à l'évaluation des paramètres stochastiques de Modèles de Markov Cachés. *CNRIUT*.
- Vrignat, P. (2010). *Generating indicators of maintenance by a semiparametric approach and a Markovian approach*. Thèse de doctorat, University of Orléans.
- Vrignat, P., Avila, M., Duculty, F., et Kratz, F. (2010). Use of HMM for evaluation of maintenance activities. *IJAIS, International Journal of Adaptive and Innovative Systems, Vol. 1, Nos. 3/4*, 216–232.
- Vrignat, P., Avila, M., Duculty, F., Roblès, B., et Kratz, F. (2009). Utilisation des chaînes de markov cachées pour une évaluation des activités de maintenance dans le cadre d'un processus industriel pour l'agroalimentaire. *CNRIUT*.