



HAL
open science

Mise à jour dynamique de 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.. Mise à jour dynamique de Modèles de Markov Cachés : Application dans l'Aide à la Décision pour une Maintenance Préventive Industrielle. CNRIUT 2013, Jun 2013, Corté, France. pp.1. hal-00833959

HAL Id: hal-00833959

<https://hal.science/hal-00833959v1>

Submitted on 13 Jun 2013

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.

Mise à jour dynamique de 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 François 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, Informatique),
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, mise à jour de modèles, algorithmes d'apprentissage et de décodage, maintenance prédictive.

1. INTRODUCTION

De plus en plus d'entreprises tentent d'améliorer l'aide à la décision de leur maintenance préventive en modélisant leur processus industriel. Les critères de choix de cette modélisation dans une fonderie d'aluminium, dans la production de pâtisseries ou d'une usine de production de verrerie peuvent être proches. Dans ce papier, 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'en améliorer la modélisation. Nous évaluons ici la quantité minimale d'informations nécessaire au modèle pour réaliser une estimation du niveau de dégradation la plus pertinente possible. Ceci nous permettra de réajuster dynamiquement un modèle en fonction de ce nombre optimal de données.

2. MATÉRIELS ET MÉTHODES

Nous utilisons des Modèles de Markov Cachés ou MMC pour générer les états cachés correspondants au niveau de dégradation d'un processus industriel que nous voulons étudier.

2.1 Modèle de Markov Caché

Un MMC 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 ou symboles en sortie de l'automate (voir Figure 1).

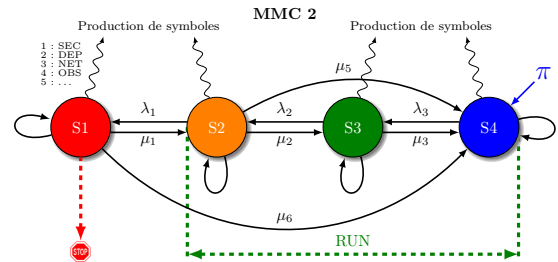


FIGURE 1. Modèle de Markov Caché orienté à quatre états.

2.2 Critère d'évaluation : l'Entropie de Shannon

L'entropie de Shannon va nous permettre dans un premier temps d'évaluer la pertinence des données étudiées (empiriques ou simulées). C'est une fonction mathématique qui permet de mesurer la quantité d'informations contenue dans une source d'informations. Cette source peut être un texte écrit dans une langue donnée, un signal électrique ou encore un fichier informatique quelconque. . .

L'Entropie de Shannon est définie dans (Cover et Thomas (1991) et Hocker et al. (2011)) comme suit :

$$H(S) = - \sum_{i=1}^n P_i \log_2 P_i \quad (1)$$

P_i est la probabilité moyenne de voir apparaître le symbole i dans S

Dans un deuxième temps, nous voulons trouver une valeur limite (L) de l'entropie vers laquelle celle-ci converge. Cela nous indiquera qu'il existe un nombre fini de données

pouvant décrire au mieux le modèle. Cette valeur est définie par la limite de la fonction d'entropie S lorsque S tends vers $+\infty$:

$$\lim_{S \rightarrow +\infty} H(S) = L \quad (2)$$

2.3 Données empiriques issues de l'industrie

Les politiques de 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).

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

Tableau 1. Exemple de consignment des événements.

Par exemple, les symboles « TEP, AU, DEP, ... » caractérisent les activités de 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 « ARRET », Tableau 2, correspondent à deux états du processus : « tout va bien » pour le premier, « nous sommes dans une situation de dépannage » pour le second.

		Etat du processus	
		MARCHE	ARRET
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)	

Tableau 2. Codification symbolique des interventions de maintenance.

Ces différents états de maintenance sont simulés par notre **modèle de synthèse** au §2.4. 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 Vignat et al. (2010) afin de coller au mieux à une GMAO¹ industrielle Tableau 1.

2.4 Modèle de Synthèse

Nous avons ensuite réalisé un modèle de synthèse sous MATLAB en utilisant le modèle de référence de Vignat

1. Gestion de Maintenance Assistée par Ordinateur

et al. (2010), qui caractérise au mieux les activités de maintenance industrielles. Nous avons ainsi généré une séquence de 1000 symboles. Ces derniers 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	...
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----

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

implémentés dans les 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 2-uplets (*Symboles, Etats*) pour chaque sortie d'automates. Nous évaluons ainsi la pertinence de chaque topologie. Ce modèle de synthèse nous permettra de comparer les différentes architectures des modèles étudiés.

3. RÉSULTATS ET DISCUSSION

3.1 Évaluation de la modélisation

Le processus d'évaluation de l'entropie utilise les spécifications suivantes (voir Figure 2) :

- 1000 2-uplets ($Symb_U, Etat_U$), pour la distribution uniforme,
- 1000 2-uplets ($Symb_N, Etat_N$), pour la distribution normale.

Le modèle de synthèse génère 1000 2-uplets de type (*Symboles, Etats*) en utilisant les distributions normales ou uniformes ($(Symb_U, Etat_U)$ et $(Symb_N, Etat_N)$). Tous les 2-uplets sont répartis sur 12 séquences. Les 2-uplets sont utilisés dans le processus d'évaluation afin de déterminer le nombre minimal de données de modélisation, en utilisant l'entropie de Shannon. Chaque séquence se termine par un arrêt du processus (symbole DEP).

3.2 Évolution de la modélisation

Sans connaissance à priori, nous avons évalué différentes signatures par mesure de l'entropie de Shannon. Cette signature est considérée comme une chaîne de Markov cachée du 1^{er} ordre. Les résultats Figure 3 nous montrent un maximum d'entropie pour des données simulées issues de deux distributions différentes ainsi que pour les données empiriques. La première valeur maximale est de 88 symboles pour la distribution uniforme et 152 symboles pour la distribution normale. Les résultats Figure 3(a) montrent aussi une valeur asymptotique de l'entropie, indiquant qu'il serait possible d'utiliser un nombre limité de symboles dans la conceptualisation d'un modèle. Ce modèle ainsi

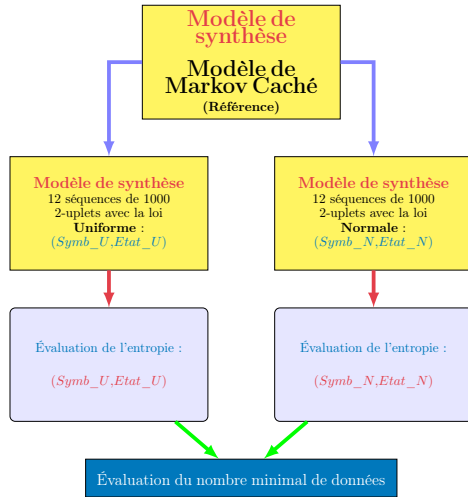
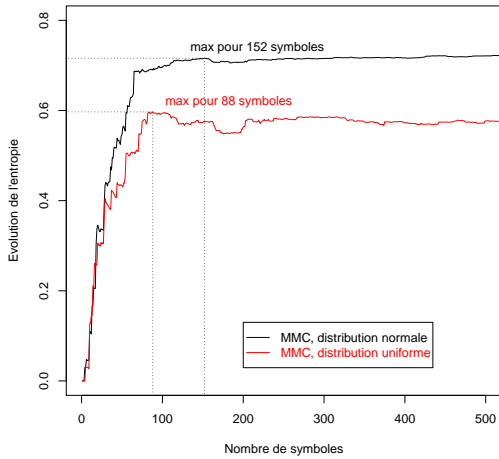
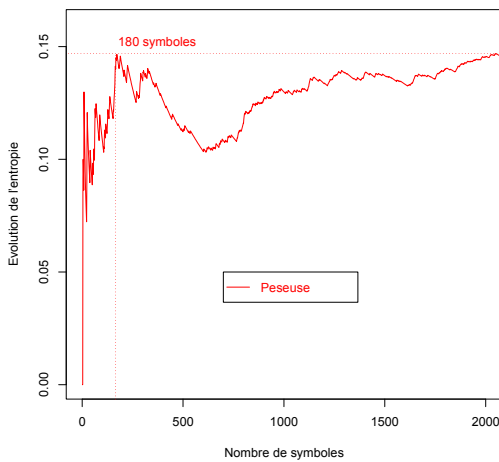


FIGURE 2. Évaluation du nombre minimal de données.



(a) Données issues du modèle de synthèse.



(b) Données empiriques.

FIGURE 3. Nombre de données minimal par entropie de Shannon

établi avec un nombre fini de symboles, pourrait être remis à jour en fonction des nouvelles activités de maintenance.

D'autre part, les données empiriques industrielles ont été collectées de 2005 à 2007. Les résultats de l'entropie de Shannon sont données Figure 3(b). La valeur maximale est atteinte pour 180 symboles. Cette valeur maximale de l'entropie correspond également à la valeur asymptotique pour un nombre élevé de symboles.

Pour une maintenance prédictive, nous pouvons ainsi établir une « fenêtre glissante » (voir Figure 4) contenant ce nombre de symboles trouvé précédemment.

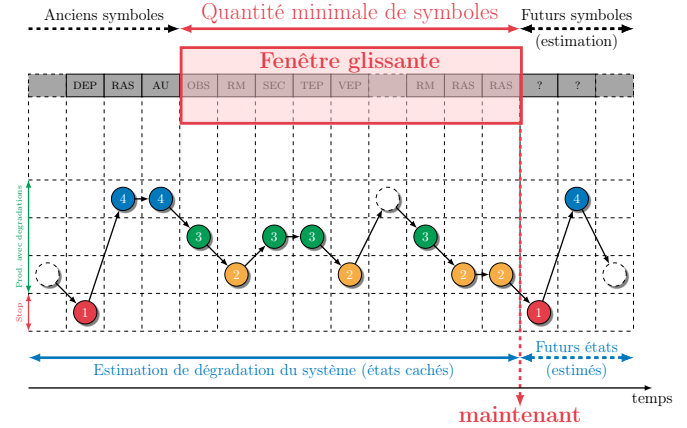


FIGURE 4. La fenêtre glissante en rouge, contient un nombre minimal de symboles. L'entropie est maximale pour ce nombre de symbole.

Ce nombre optimal de symboles ou d'observations permettra à l'expert en maintenance de réajuster dynamiquement ses modèles « au fil de l'eau » c'est-à-dire au fur et à mesure que les données de maintenance évoluent.

4. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Dans notre étude, nous avons présenté une démarche visant à trouver un nombre minimal de symboles. Au travers de nos différents tests, que ce soit à partir des données empiriques ou de simulation, nous avons vu qu'il était possible de trouver un nombre minimal de symboles pour une entropie maximale. Cela nous permettra d'optimiser les données d'apprentissage du modèle. Nous pourrions ainsi réaliser des mises à jour régulières et de manière dynamique de nos modèles. Déjà des retours vers nos partenaires industriels nous permettent de mettre en œuvre ce travail dans le cadre d'application en maintenance préventive. Ce nombre minimal d'observations devrait permettre de les aider à optimiser ces maintenances préventives.

RÉFÉRENCES

Cover, T.M. et Thomas, J.A. (1991). *Elements of information theory*. Wiley-Interscience, New York, NY, USA.

Hocker, D., Xiaohu, L., et Iyengar, S.S. (2011). Shannon entropy based time-dependent deterministic sampling for efficient on-the-fly quantum dynamics and electronic structure. *J. Chem. Theory Comput.*, 256–268.

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.