

Estimation du niveau de dégradation par un modèle de Markov caché multi-flux

Toufik Aggab, Pascal Vrignat, Manuel Avila, Frédéric Kratz

▶ **To cite this version:**

Toufik Aggab, Pascal Vrignat, Manuel Avila, Frédéric Kratz. Estimation du niveau de dégradation par un modèle de Markov caché multi-flux. QUALITA' 2015, Mar 2015, Nancy, France. hal-01149798

HAL Id: hal-01149798
https://hal.science/hal-01149798

Submitted on 7 May 2015

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.

Estimation du niveau de dégradation par un modèle de Markov caché multi-flux

Toufik Aggab, Pascal Vrignat, Manuel Avila
Université d'Orléans, Laboratoire PRISME (EA 4229)
Châteauroux, 36000, France
toufik.aggab@etu.univ-orleans.fr. pascal.vrignat@univ-orleans.fr. manuel.avila@univ-orleans.fr

Frédéric Kratz
INSA Centre Val de Loire, Laboratoire PRISME (EA 4229)
Bourges, 18000, France
frederic.kratz@insa-cvl.fr

***Résumé*— Nous proposons dans cet article une approche d'identification du niveau de dégradation d'un système. L'objectif est de proposer une démarche de modélisation permettant de déterminer le niveau de dégradation atteint par le système. La démarche proposée consiste à utiliser le formalisme de Modèle de Markov Caché (MMC) multi-flux sur des séquences obtenues avec un traitement en logique floue sur les résidus. Les résidus sont générés à partir d'un observateur. Nous avons effectué des tests sur une machine asynchrone triphasée, pour illustrer notre approche.**

***Mots clés*— Modèle de Markov caché, niveau de dégradation, machine asynchrone.**

I. INTRODUCTION

Les contraintes et les attentes en matière de performances associées à la productivité, la qualité, la fiabilité et la disponibilité des systèmes ont amené les politiques de maintenance à devenir une des priorités pour assurer une disponibilité forte. Construite sur l'anticipation de la dégradation, la mise en place d'une maintenance dite « prévisionnelle » semble la plus appropriée pour répondre aux objectifs des besoins actuels. Dans la littérature, différentes architectures supportant ces activités ont été établies. Par exemples: OSA-CBM (Open System Architecture for Condition Based Maintenance) [1], PEDS (Prognostic Enhancements to Diagnostic Systems) [2] et ISPM (The integrated system of proactive maintenance) [3].

Dans ce contexte, on s'intéressera au concept PHM (Prognostics and Health Management) associé aux phases de surveillance et de détection du niveau de dégradation d'un système.

Au cours de ces dernières années, diverses techniques et stratégies ont été développées dans le concept du PHM. Elles se différencient en matière de données utilisées, d'hypothèses liées à la défaillance et au mode de fonctionnement du système, et de modèles de calculs. Dans cet article, nous proposons une approche structurée à partir d'une utilisation de MMCs. L'acquisition des données n'étant plus un verrou technologique, un flot de mesures relatant des phénomènes différents peut-être effectué aux mêmes moments. La prise en compte de mesures différentes est très importante, car l'effet d'une dégradation peut se manifester à partir d'une mesure particulière. Pour aboutir à cela, nous avons combiné les mesures (observations) en utilisant les MMCs multi-flux. Dans ces conditions, cette approche peut idéalement décrire une défaillance graduelle sur le système à partir d'observations directement collectées et relatant des phénomènes physiques différents.

Un traitement préalable des mesures est nécessaire avant de concevoir les MMCs multi-flux. Les observations utilisées sont issues d'un traitement en logique floue sur les résidus générés par un observateur.

Cet article est organisé comme suit. Dans la section 2, nous présentons l'utilisation de MMC dans le cadre du PHM. La section 3 est consacrée à l'architecture de l'approche proposée. Elle présente les différentes étapes de la démarche que nous avons choisi d'adopter. La section 4 présente et illustre la méthode à travers l'étude d'un cas concret. La section 5 nous permet d'apporter des premières conclusions sur le travail présenté ainsi que quelques perspectives.

II. MMCS DANS LE CADRE DU PHM

Les approches à base de MMC ont été développées et utilisées dans des champs disciplinaires variés comme par exemples : le traitement de la parole [4], la reconnaissance de textes manuscrits [5], l'analyse de séquences biologiques [6], la génération d'indicateurs de maintenance [7].

Dans le cadre du PHM, les premiers travaux ont été axés sur la surveillance et le diagnostic des processus. Des travaux plus récents s'intéressent aux approches liées au pronostic. Dans les domaines de la surveillance et du diagnostic, on peut citer : l'identification des types d'accidents dans une centrale nucléaire [8], la surveillance de la boîte de vitesses d'hélicoptère [9], la surveillance de l'usure d'un outil d'usinage [10], le diagnostic des défauts sur un rotor [11] et la détection et la reconnaissance de défauts dans les machines tournantes [12].

Pour le pronostic, les premiers travaux fondés sur les MMCs sont de Chinnam et Baruah [13-14], l'objectif était d'estimer en temps réel la durée de vie résiduelle RUL (de l'anglais Remaining Useful Life) sur un outil d'usinage. Par la suite, les MMCs ont été utilisés dans une approche de diagnostic et de pronostic pour estimer le RUL sur des roulements mécaniques [15]. Depuis ces travaux, les MMCs ont été considérablement utilisés dans des approches différentes [16-18].

A. Eléments d'un MMC

Un MMC est un automate à *N* états en relation avec des observations pouvant être discrètes ou continues. Nous nous limiterons à la description d'un MMC à observations discrètes suivant deux cas : un seul processus d'observations (MMC à flux unique) ou plusieurs processus d'observations (MMC multi-flux).

1) MMC à flux unique

Pour *N* états cachés $\{Q_i \mid i=1, 2,\ldots N\}$ et *M*, l'ensemble des observations discrètes $\{O_i \mid i=1, 2,\ldots M\}$ associées à chaque état caché (Fig.1) (avec q_t *et* o_t indiquant respectivement l'état et l'observation au temps t), les transitions entre les états cachés sont régies par une matrice de probabilité $A= \{a_{ij}\}$ notée :

$$a_{ij} = P\big(q_t = Q_j \big| q_{t-1} = Q_i\big). \quad (1)$$

La probabilité d'émission est exprimée par la matrice de probabilité $B= \{b_{ij}\}$ qui exprime la probabilité d'observer O_j à l'état Q_i notée aussi :

$$b_{ij} = P(o_t = O_j | q_t = Q_i). \quad (2)$$

La probabilité de se trouver dans l'état Q_i à t=1 est définie par la distribution des probabilités initiales π.

Un MMC est désigné par sa notation compacte $\lambda = \{A, B, \pi\}$ avec les paramètres A, B et π qui doivent satisfaire les conditions suivantes :

$$\sum_{j=1}^{N} a_{ij} = 1, \sum_{j=1}^{N} b_{ij} = 1, \sum_{i=1}^{N} \pi_i = 1\ .$$

avec $a_{ij} \geq 0, b_{ij} \geq 0, \pi_i \geq 0.$

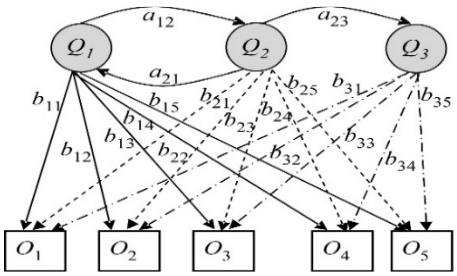


Fig. 1. MMC avec 3 états et 5 observations discrètes.

Compte tenu des paramètres du MMC, la probabilité jointe de la séquence d'observations $O = o_1, o_2, \ldots o_T$ et celle de la séquence d'états $Q = q_1, q_2, \ldots . q_T$ peut être calculée par :

$$P(O, Q/\lambda) = P(q_1).P(o_1|q_1).\prod_{t=2}^{T} P(q_t|q_{t-1}).P(o_t|q_t) \quad (3)$$

L'équation (4) est caractérisée par marginalisation et substitution de a_{ij}, b_{ij} et π_i.

$$P(O/\lambda) = \sum_{q \in Q} \pi_{q_1} b_{q_1}(o_1) \prod_{t=2}^{T} a_{q_{t-1}q_t} b_{q_t}(o_t) \quad (4)$$

2) MMC multi-flux

Un MMC multi-flux peut être représenté sous forme de nombreuses topologies. En matière de synchronie entre états, (Fig. 2), les séquences d'observations sont supposées être produites par les différentes séquences d'états dans le modèle asynchrone, alors qu'il y a qu'une seule séquence d'états dans le modèle synchrone [19].

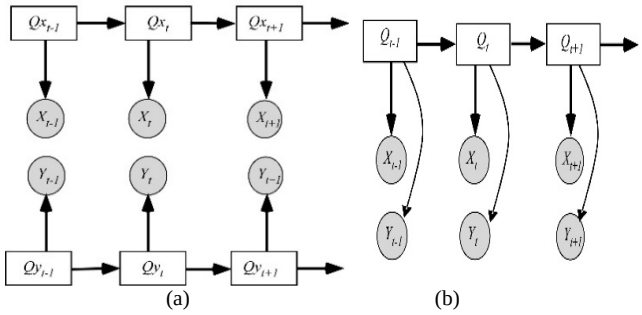


Fig. 2. MMC multi-flux, (a) asynchrone, (b) synchrone.

Dans notre approche seulement le modèle synchrone sera utilisé, car il permet de décrire la défaillance graduelle globale du système

Un MMC multi-flux synchrone avec *K* flux d'observations est désigné par la notation compacte $\lambda str = \{A, B, \pi\}$ bien que les paramètres $\{A, \pi\}$ ont la même définition que dans le MMC à flux unique. Les probabilités d'émissions sont placées séparément pour chaque flux k dans $B = [B_1, B_2 \ldots . B_K]$. Par conséquent, l'observation à l'instant *t* est alors définie par $O_t = [o_t(1), \ldots o_t(K)]$ où $o_t(k)$ est l'observation de flux *k*. (Pour la Fig. 2, $O_t = [X_t, Y_t]$, en effet deux flux d'observations (X et Y) sont présents).

Dans ces conditions, la probabilité jointe de la séquence d'observations O et la séquence d'états $Q = q_1, q_2, \ldots . q_T$ est définie par :

$$P(O, Q/\lambda_{str}) = P(q_1).\prod_{k=1}^{K} P(o_1(k)|q_1).\prod_{t=2}^{T} P(q_t|q_{t-1}).\prod_{k=1}^{K} P(o_t(k)|q_t) \quad (5)$$

L'équation (6) est caractérisée par marginalisation et substitution de $a_{ij} et\ \pi_i$.

$$P(O/\lambda) = \sum_{q \in Q} (\pi_{q1} l_{q_1}(o_1)) \prod_{t=2}^{T} a_{q_{t-1}q_t} l_{q_t}(o_t) \quad (6)$$

avec : $l_{Qi}(o_t) = \prod_{k=1}^{K} b_{Qi}\big(o_t(k)\big)$=$P\ (O_t/\ Qi)$

B. Problèmes associés aux MMCs

Le choix du nombre approprié d'états cachés est un point difficile à résoudre [20]. Afin de répondre plus précisément sur ce point, plusieurs critères et procédures ont été proposés [21]. Selon [4], les états bien qu'ils soient cachés, ont souvent une signification physique. Dans [13], les auteurs soulignent que le nombre d'états impacte sur la généralisation du modèle. Un

MMC associé à un nombre d'états élevé conduit le plus souvent, à un modèle plus adapté lors de l'apprentissage mais entraîne de mauvaises performances au cours de la phase de test. Les auteurs signalent également, l'existence d'au moins deux options pour définir le nombre d'états : (a) choix approximatif du même nombre d'états qui sont présents dans le cycle de vie du système, (b) emploi des méthodes de validation croisée pour l'optimisation du nombre d'états.

La topologie (les liens entre les états cachés) fait également partie des points qui doivent être optimisés. La littérature montre que le modèle gauche-droite est parfois approprié pour estimer une défaillance graduelle. Une topologie dite « *ergodique* » peut offrir d'autres possibilités. Dans ce cas, le MMC n'est pas contraint (l'ensemble des probabilités de passage entre les états sont non nulles). Néanmoins, ce choix topologique peut nuire à la modélisation souhaitée. R. B. Chinnam *et al.* [14] proposent des orientations pour le choix des topologies.

Une fois la topologie et le nombre d'états choisis, les derniers points liés aux MMC à traiter concernent :

-L'évaluation : étant donnée une séquence d'observations $O = o_1, o_2, \dots o_T$ et un modèle λ. Le problème consiste à calculer $P(O/\lambda)$.

-La reconnaissance (ou décodage) : étant donnée une séquence d'observations $O = o_1, o_2, .. o_T$ et un modèle λ. Le problème consiste à trouver la séquence d'états $Q = q_1, q_2, \dots . q_T$ qui maximise $P(O/\lambda)$.

-L'apprentissage : étant donnée une séquence d'observations $O = o_1, o_2, .. o_T$ et un modèle. Le problème consiste à ré-estimer les paramètres du modèle afin de maximiser $P(O/\lambda)$. La séquence O est appelée aussi séquence d'apprentissage.

Il existe des algorithmes appropriés pour répondre à ses problèmes : l'algorithme Forward-Backward [22], l'algorithme de Viterbi [23] et l'algorithme de Baum-Welch [24]. Dans le cadre d'un MMC multi-flux, ces algorithmes nécessitent quelques modifications [25].

III. Architecture de l'approche proposee

L'approche d'identification du niveau de dégradation proposée, se décompose en quatre étapes.

- La 1ère étape consiste à la génération de résidus à partir d'un observateur. L'objectif de cette étape est de constituer des signaux ayant la caractéristique d'être très faibles en fonctionnement normal. Un résidu ou plusieurs d'entre eux augmenteront en présence d'anomalies ou de défaillances. En pratique, cette condition n'est pas tout à fait satisfaite, car les signaux mesurés sont entachés de bruits et affectés par des perturbations.
- La 2ème étape consiste à la prise en compte des incertitudes de mesures liées aux bruits, par un traitement en logique floue. Le résidu sera localisé dans l'un des intervalles préalablement caractérisés, Chaque intervalle sera décrit par une fonction d'appartenance. Ainsi, chaque intervalle possède une zone de certitude et une zone floue [26].
- La 3ème étape consiste à la génération des séquences d'observations discrètes. Ces dernières, sont utilisées pour apprendre les MMCs multi-flux.
- La dernière étape consiste à estimer le niveau de dégradation du système.

A. Génération de résidus par l'observateur

Le principe de génération des résidus à base d'observateur consiste à estimer une partie ou l'ensemble des grandeurs mesurables du système. Le résidu est calculé en faisant la différence (éventuellement filtrée) entre les sorties réelles et les sorties estimées. Ce principe est illustré Fig. 4.

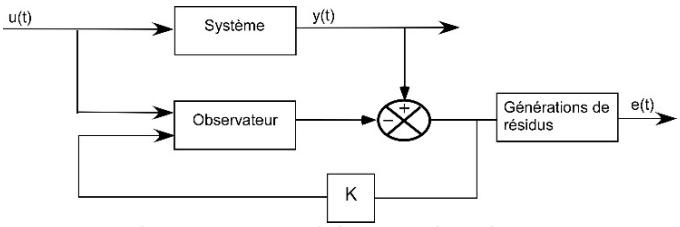


Fig 4. Schéma de principe de génération de résidus à base d'observateur.

B. Traitements par l'usage d'une logique floue

Cette étape consiste à passer du domaine numérique au domaine symbolique (Fig. 5). Pour cela, on utilise un opérateur dit de « *fuzzification* » associant à une mesure une fonction d'appartenance particulière. La détermination du degré d'appartenance est immédiate lorsque le résidu est en dehors des zones de chevauchements. Par contre, dans les zones floues, on doit estimer ce degré d'appartenance à l'aide des opérateurs flous. Ensuite, on les combine au moyen d'un opérateur spécifique (Max ou Min). Pour la réalisation de cette étape, il faut déterminer les plages de variations possibles de résidu, le nombre des ensembles flous et les fonctions d'appartenances de chacun de ces ensembles.

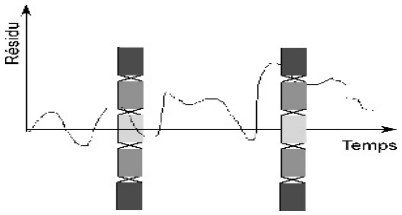


Fig. 5. Fuzzification du résidu.

C. Formation des MMCs multi-flux

Selon la stratégie adoptée, cette étape consistera à former soit un seul modèle capable de caractériser le cycle de vie du système à partir d'essais correspondant aux différents stades de dégradation soit, une base de modèles correspondant aux différents processus de dégradations.

D. Détection du niveau de dégradation

Dans le cas de la première stratégie, l'identification est directement réalisée par la recherche de la séquence d'états. Le niveau de dégradation retenu est le dernier ou le plus persistant à partir des dernières observations.

Pour la deuxième stratégie, la base des modèles établis nous permet d'évaluer la séquence d'observations d'un processus de dégradation inconnu noté X. Le modèle présentant le maximum

du log vraisemblance est sélectionné (Fig. 6). Le niveau de dégradation est déterminé à partir de la séquence d'états associée à ce modèle.

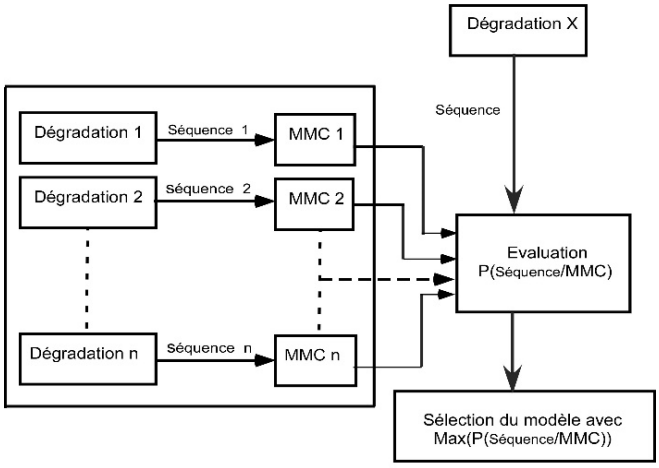


Fig. 6. Sélection de modèles [18].

IV. Application et resultats de simulation

Afin de valider notre approche, nous avons choisi l'étude d'une machine asynchrone présentée dans [27].
Cette mise en œuvre est décrite en deux phases principales.
-La 1ère phase consiste à : générer des séquences de symboles en procédant à la modélisation de la machine asynchrone, mettre en place l'observateur, utiliser la logique floue.
-La 2ème phase consiste à : définir des MMCs multi-flux, estimer le niveau de dégradation de la machine asynchrone.

A. Génération des séquences de symbole

Cette étape commence par la modélisation de la machine asynchrone. Le modèle utilisé est celui présenté dans [27]. Il prend en compte l'existence de défauts statoriques et rotoriques. Écrit sous forme d'état, le vecteur d'état contient les courants statoriques et les flux rotoriques. L'entrée et la sortie du système sont respectivement les tensions et les courants statoriques d'axe *d* et *q*.
Le modèle s'écrit :

$$\dot{x} = Ax + Bu \quad (8)$$
$$y = Cx + Du \quad (9)$$

Avec

$x = [i_{sd} \quad i_{sq} \quad \varphi_{rd} \quad \varphi_{rq}]^T$: vecteur d'état.

$u = \begin{bmatrix} U_{sd} \\ U_{sq} \end{bmatrix}$ *et* $y = \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \end{bmatrix}$: entrées et sorties de la machine.

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{R_s+R_{eq}}{L_f} & w_m & \frac{R_{eq}}{L_f.L_r} & \frac{w_m}{L_f} \\ -w_m & -\frac{R_s+R_{eq}}{L_f} & -\frac{w_m}{L_f} & \frac{R_{eq}}{L_f.L_r} \\ R_{eq} & 0 & -\frac{R_{eq}}{L_r} & 0 \\ 0 & R_{eq} & 0 & -\frac{R_{eq}}{L_r} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{Lf} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{Lf} & 0 & 0 \end{bmatrix}^t, C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$D = \sum_{k=1}^{3} \frac{2Ncc(k)}{3\,Rs}\; P(-\theta)\, Q(\theta_{\mathrm{cc}k})(P(\theta)$$

$$R_{eq} = R_r - \frac{\alpha}{1+\alpha} Q(\theta_0) R_r \;;\; \text{avec } \alpha = \frac{2}{3}\eta_0.$$

$$Ncc(k) = ncc(k)/Ns$$

$$Q(\theta) = \begin{bmatrix} cos^2\theta & cos\theta sin\theta \\ cos\theta sin\theta & sin^2\theta \end{bmatrix}$$

$$P(\theta) = \begin{pmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta + \frac{\pi}{2}\right) \\ \sin(\theta) & \sin\left(\theta + \frac{\pi}{2}\right) \end{pmatrix}$$

R_r , L_r respectivement la résistance rotorique et l'inductance magnétisante.
Rs , L_f resp. résistance propre d'une phase statorique et l'inductance de fuite totalisée au stator.
$w_m, P(\theta)$ resp. pulsation mécanique et matrice de rotation d'angle θ.
$ncc(k), Ns$, resp. nombre de court-circuits sur la k^{éme} phase et nombre de spires sur une phase en bon état.
η_0 , θ_0 resp. rapport du défaut et l'angle repérant le défaut rotorique.

L'observateur utilisé est l'observateur de Luenberger d'ordre complet [28-29]. Il utilise les courants et les tensions mesurés aux bornes de la machine asynchrone. La vitesse de rotation n'est pas mesurée. Elle est considérée comme un paramètre inconnu dans le système d'équations de l'observateur.
L'équation d'état de cet observateur est :

$$\dot{x} = A(\hat{w})\hat{x} + Bu + G(y - \hat{y}) \quad (10)$$

Avec
$y = \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \end{bmatrix}, \hat{y} = \begin{bmatrix} \hat{i}_{sd} \\ \hat{i}_{sq} \end{bmatrix}$ et G la matrice du gain (déterminée pour assurer la stabilité asymptotique de l'observateur).

La Fig. 7 présente les liens adoptés entre les fonctions. Un mécanisme d'adaptation est inclus pour estimer la vitesse de rotation $\hat{w}$ (le mécanisme est déduit de la théorie de Lyapunov) avec :

$$\hat{w} = \lambda \frac{1-\sigma}{\sigma M} \int (e_{isd}\hat{\varphi}_{rq} - e_{isq}\hat{\varphi}_{rd})\, dt \quad (11)$$

La loi d'adaptation est établie pour une vitesse constante afin d'améliorer la réponse de l'algorithme d'adaptation. La vitesse est estimée par un régulateur PI décrit par la relation :

$$\hat{w} = K_p(e_{isd}\hat{\varphi}_{rq} - e_{isq}\hat{\varphi}_{rd}) + K_i \int (e_{isd}\hat{\varphi}_{rq} - e_{isq}\hat{\varphi}_{rd})\, dt \quad (12)$$

avec K_p et K_i des constantes positives.

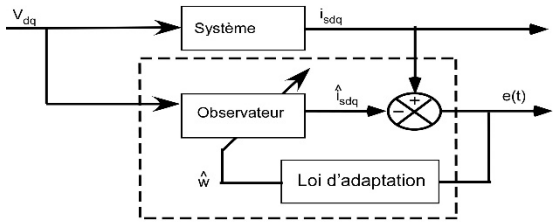


Fig. 7. Schéma de l'observateur déterministe adaptatif.

Les résultats qui suivent présentent un ensemble de résultats significatifs. Pour observer le bon fonctionnement de la machine asynchrone, nous avons respecté les conditions suivantes : un couple de 10 N.m a été soumis à la machine à l'instant t = 1 s (Fig. 8).

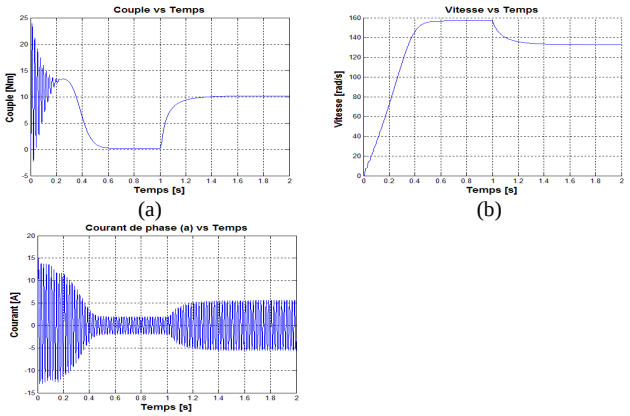


Fig. 8. (a) Vitesse de rotation, (b) couple, (c) courant de la phase *(a)*.

Les résultats ainsi obtenus correspondent bien à un fonctionnement normal de la machine asynchrone en charge.
A partir de ces premiers résultats, nous appliquons sur le même modèle des défauts statoriques, rotoriques ou une combinaison des deux.
Nous traduirons un défaut rotorique par le rapport du défaut $\eta_0 = 0.1$. Ce défaut sera créé à l'instant t = 2s.

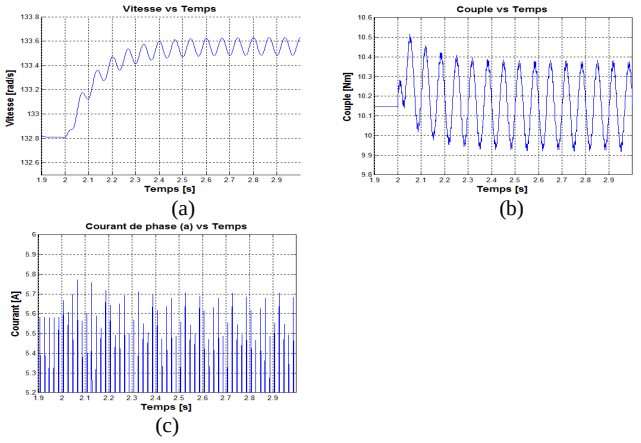


Fig. 9. (a) Vitesse de rotation, (b) couple, (c) courant de la phase *(a)*.

On remarque que le défaut induit des ondulations du courant et du couple provoquant des oscillations sur la vitesse.
La Fig.10 présente un défaut statorique avec $Ncc(1) = 5\%$, $Ncc(2) = 5\%$ à t=2s.

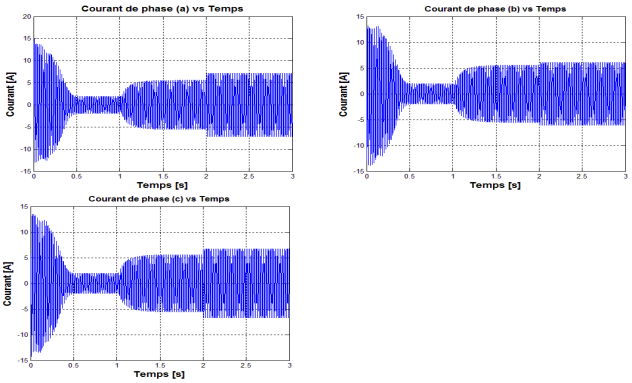


Fig. 10. Courant sur les trois phases.

Le court-circuit fait augmenter le courant dans les deux phases en défaut. Dans la phase (c), on peut constater une augmentation du courant malgré le fait que cette phase est saine. Un court-circuit de spires sur une seule phase affecte bien l'ensemble des trois phases de la machine [30].

La Fig. 11 présente une combinaison de défauts (statorique et rotorique) avec $Ncc(1) = 9\%$ à t=2s et $\eta_0 = 0.1$ à t=2.5s.

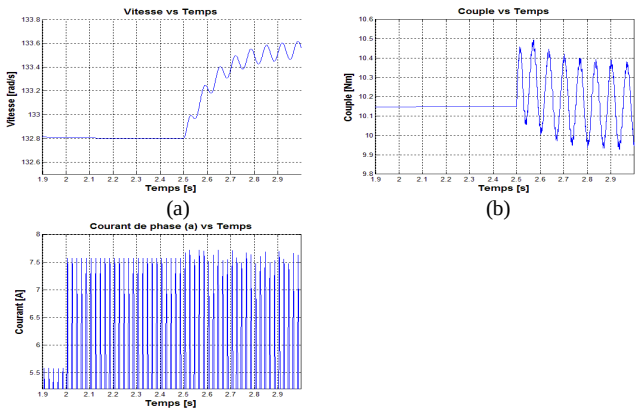


Fig. 11. (a) Vitesse de rotation, (b) couple, (c) courant de la phase *(a)*.

La Fig.12 présente différents résultats liés aux résidus (erreurs sur les courants et leur module) pour le cas où la vitesse est mesurée (avec un capteur de vitesse) et le cas sans capteur de vitesse, avec une charge appliquée à t=1s.

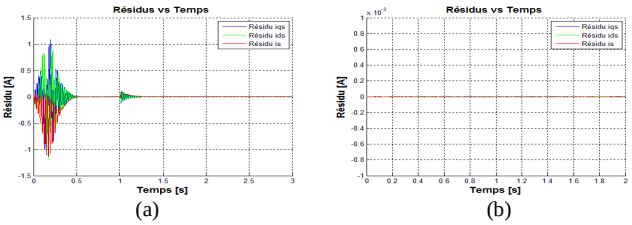
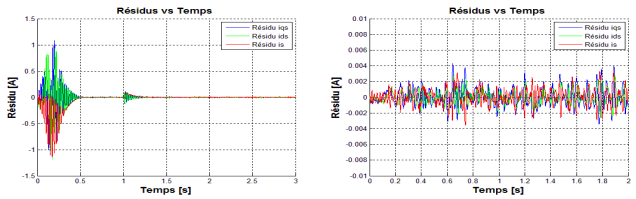


Fig. 12. Erreur d'estimation, (a) sans mesure de vitesse, (b) avec mesure de vitesse.

Les résultats s'avèrent satisfaisants avec une convergence vers zéro même en appliquant une charge.
La Fig. 13 présente le cas où les signaux mesurés sont entachés de bruits (bruit blanc avec un écart type de 0.01).



(a) (b)

Fig. 13. Erreur d'estimation avec présence de bruit de mesure, (a) sans mesure de vitesse, (b) avec mesure de vitesse.

Les résultats obtenus s'avèrent également satisfaisants. Les erreurs d'estimations sont toujours aussi faibles même avec la présence de bruits.
Dans la suite de l'article, nous présentons deux exemples de dégradation (Table. 1). Les résultats présentés concernent le cas, où la vitesse est estimée, les mesures bruitées et en présence d'une charge.

TABLE I. EXEMPLES DE DEGRADATION

	Test 1			Test 2			Test (1 et 2)	
Temps(s)	Ncc(1)	Ncc(2)	Ncc(3)	Ncc(1)	Ncc(2)	Ncc(3)	η_0	θ_0
0-2	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0	0°
2-3	3%	0%	0%	3%	3%	0%	0.1	0°
3-4	6%	0%	0%	6%	6%	0%	0.2	0°
4-5	9%	0%	0%	9%	9%	3%	0.3	0°

Une fois le modèle de la machine asynchrone et l'observateur établis, la phase doit être complétée par « *la fuzzification* » des résidus et la génération de séquences de symboles. Les résultats de la Fig. 12 mettent en évidence que le résidu oscille autour de zéro en l'absence de défauts. Par contre, si un ou plusieurs défauts apparaissent, le résidu va s'éloigner du zéro vers des valeurs positives ou négatives. Choisir le nombre d'ensembles flous revient à choisir le nombre de symboles que l'on souhaite manipuler dans les MMCs (dans notre cas 6 symboles). La fonction d'appartenance choisie pour tous les ensembles est trapézoïdale et l'opérateur de combinaison est l'opérateur Max.

Le signal à traiter consiste à prendre la moyenne quadratique sur 10 mesures du résidu avec une fréquence d'échantillonnage de 10 Hz.

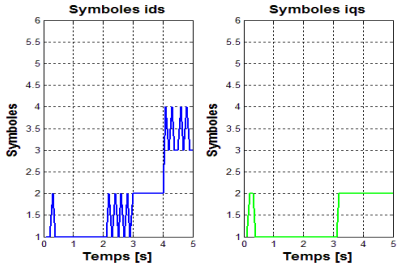


Fig. 14. Séquences d'observations pour le test 1.

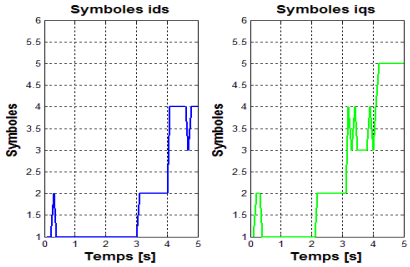


Fig. 15. Séquences d'observations pour le test 2.

A partir des résultats obtenus, il apparaît clairement que l'utilisation d'un seul résidu n'est pas réaliste. Par exemple, pour le test 1, on constate qu'entre 0.5s et 3s les observations liées au résidu i_{qs} sont identiques, alors qu'elles sont différentes pour le résidu i_{ds}. Entre 3s et 4s, les observations liées au résidu i_{ds} sont identiques pour les deux tests, mais différentes pour les observations liées au résidu i_{qs}.

B. MMCs multi-flux et identification du niveau de dégradation

Le MMC choisi est constitué avec une topologie à quatre états. Nous avons repris la stratégie proposée par Vrignat [7]. La typologie du MMC est de type gauche-droite. L'état 1 est l'état optimal (pas de dégradation estimée). L'état 4 estime une dégradation majeure. Le franchissement de l'état 1 vers l'état 4 passera obligatoirement par des états intermédiaires (2 puis 3).

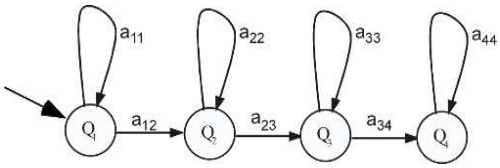


Fig. 16. Topologie du MMC à flux unique choisie.

Dans le cas de la première stratégie, un seul MMC multi-flux est appris à partir de l'ensemble des séquences d'exemples de dégradations simulées.
L'évolution du niveau de la dégradation pour les 2 tests est présentée dans les Fig. 17-18

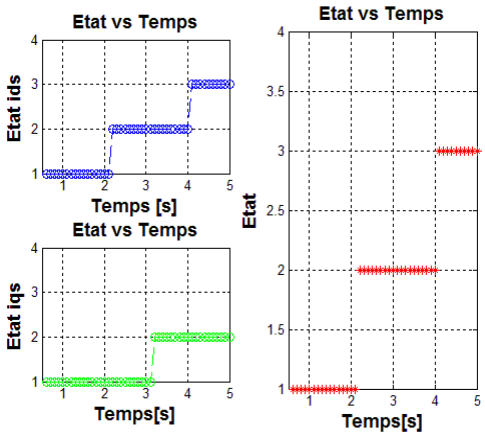


Fig.17. Evolution de l'estimation du niveau de dégradation dans le test 1.

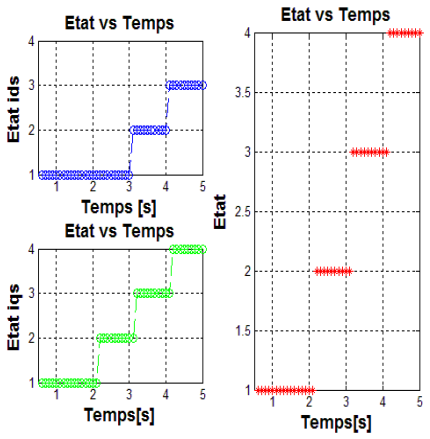


Fig.18. Evolution de l'estimation du niveau de dégradation dans le test 2.

Les évolutions de couleur bleue et verte correspondent à l'utilisation des MMCs à flux unique en utilisant respectivement, la séquence d'observations liée au résidu i_{ds} et i_{qs}. Il est à remarquer que les niveaux obtenus par les MMCs à flux unique sont différents pour le même test. L'évolution de dégradation présentée en couleur rouge correspond au MMC multi-flux synchrone. Elle nous renseigne sur l'estimation de la dégradation globale par la prise en compte des deux sources d'information (séquences d'observations liées aux résidus i_{ds} et i_{qs}). Dans ce cas, l'estimation de la dégradation atteint le niveau 3 pour le test 1 et le niveau 4 pour le test 2

Les résultats proposés dans Fig. 19. présentent la deuxième stratégie énoncée précédemment (réalisation d'une base de modèles relatifs aux différents processus de dégradation)

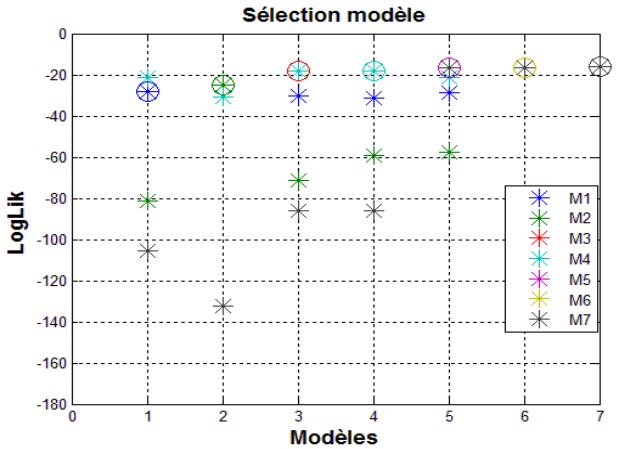


Fig. 19. Sélection de modèles par le maximum de Log de vraisemblance.

La Fig. 19. présente les valeurs du Log de vraisemblance obtenu sur les modèles de la base testée (en abscisse) à partir des différentes séquences, la valeur maximale est entourée. Nous retrouvons les modèles représentant les processus de dégradation. Pour un modèle sélectionné, l'étape d'identification est quasiment directe par la recherche de la séquence d'états la plus probable en appliquant l'algorithme de Viterbi.

V. Conclusion

A travers les différents exemples traités, il a été possible d'illustrer l'intérêt de l'architecture proposée dans le cadre de l'estimation du niveau de dégradation d'un système.
L'intérêt de l'approche est d'avoir utilisé et regroupé les données provenant de plusieurs sources en utilisant les MMCs multi-flux. Le type de modélisation (synchrone) choisi offre l'avantage d'une interprétation efficace concernant la signification des états (même avec l'ajout d'autres flux). Ce type de modélisation est plus proche des applications réelles, d'où la nécessité d'être approfondi.

Dans les stratégies présentées, un volume important de données est exigé ; développer des approches qui peuvent s'affranchir des difficultés liées à la disponibilité et la représentativité des données d'apprentissage, est une nécessité.
Enfin, un soin supplémentaire devra être apporté pour le choix du nombre d'intervalles et leur fonction d'appartenance dans la partie « *fuzzification* ».

VI. Reference

[1] M. Bengtsson, "Standardization issues in condition based maintenance." Condition based maintenance systems–an investigation of technical constituents and organizational aspects (2004): 53.

[2] C. S. Byington, M. J. Roemer, & T. Galie, "Prognostic enhancements to diagnostic systems for improved condition-based maintenance [military aircraft]." Aerospace Conference Proceedings, 2002. IEEE. Vol. 6. IEEE, 2002.

[3] A. Muller, "Contribution à la maintenance prévisionnelle des systèmes de production par la formalisation d'un processus de pronostic." Thèse de Doctorat, Université de Nancy, 2005.

[4] L. Rabiner, "A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition." Proceedings of the IEEE 77.2 (1989): 257-286.

[5] M. Avila, "Optimisation de Modèles Markoviens pour la reconnaissance de l'écrit. " Thèse de Doctorat, Université de Rouan, 1996.

[6] K. P. Murphy, "Dynamic bayesian networks: representation, inference and learning. "Diss. University of California, Berkeley, 2002.

[7] P. Vrignat, "Génération d'indicateurs de maintenance par une approche semi-paramétrique et par une approche markovienne. " Thèse de Doctorat, Université d'Orléans, 2010.

[8] K. C. Kwon, J. H. & Kim, "Accident identification in nuclear power plants using hidden Markov models." Engineering Applications of Artificial Intelligence 12.4 (1999): 491-501.

[9] C. Bunks, D. McCarthy & T. Al-Ani, "Condition-based maintenance of machines using hidden Markov models." Mechanical Systems and Signal Processing 14.4 (2000): 597-612.

[10] H. M. Ertunc, K. A. Loparo & H. Ocak, "Tool wear condition monitoring in drilling operations using hidden Markov models (HMMs)."International Journal of Machine Tools and Manufacture 41.9 (2001): 1363-1384.

[11] J. M. Lee, S. J. Kim, Y. Hwang & C. S. Song, "Diagnosis of mechanical fault signals using continuous hidden Markov model." Journal of Sound and Vibration 276.3 (2004): 1065-1080.

[12] Z. Li, Z. Wu, Y. He & C. Fulei, "Hidden Markov model-based fault diagnostics method in speed-up and speed-down process for rotating machinery." Mechanical Systems and Signal Processing 19.2 (2005): 329-339.

[13] R. B. Chinnam & P. Baruah, "Autonomous diagnostics and prognostics through competitive learning driven HMM-based clustering."Neural Networks, 2003. Proceedings of the International Joint Conference on. Vol. 4. IEEE, 2003.

[14] R. B. Chinnam & P. Baruah, "HMMs for diagnostics and prognostics in machining processes." International Journal of Production Research 43.6 (2005): 1275-1293.

[15] X. Zhang, R. Xu, C. Kwan, S. Y. Liang, Q. Xie & L. Haynes, "An integrated approach to bearing fault diagnostics and prognostics." American Control Conference, 2005. Proceedings of the 2005. IEEE, 2005.

[16] A. Giantomassi, F. Ferracuti, A. Benini, G. Ippoliti, S. Longhi, & A. Petrucci, "Hidden Markov Model for Health Estimation and Prognosis of Turbofan Engines." ASME 2011 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference. American Society of Mechanical Engineers, 2011.

[17] D. A. Tobon-Mejia, K. Medjaher, N. Zerhouni, & G. Tripot "Hidden Markov models for failure diagnostic and prognostic." Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Shenzhen), 2011. IEEE, 2011.

[18] D. A. Tobon-Mejia, K. Medjaher, N. Zerhouni, & G. Tripot "A data-driven failure prognostics method based on mixture of Gaussians hidden Markov models." Reliability, IEEE Transactions on 61.2 (2012): 491-503.

[19] Z. H., Ling, K., Richmond, J., Yamagishi & R. H. Wang, "Integrating articulatory features into HMM-based parametric speech synthesis." Audio, Speech, and Language Processing, IEEE Transactions on 17.6 (2009): 1171-1185.

[20] G. Celeux & J. B. Durand "Selecting hidden Markov model state number with cross-validated likelihood." Computational Statistics 23.4 (2008): 541-564.

[21] G. McLachlan, & D. Peel. "Assessing the Number of Components in Mixture Models." Finite Mixture Models: 175-220.

[22] L. E. Baum, & J. A. Eagon "An inequality with applications to statistical estimation for probabilistic functions of Markov processes and to a model for ecology." Bull. Amer. Math. Soc 73.3 (1967): 360-363.

[23] A. J. Viterbi, "Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimum decoding algorithm." Information Theory, IEEE Transactions on 13.2 (1967): 260-269.

[24] L. E. Baum, "An equality and associated maximization technique in statistical estimation for probabilistic functions of Markov processes." Inequalities 3 (1972): 1-8.

[25] J. Schenk, S. Schwärzler & G. Rigoll, "Discrete single vs. multiple stream HMMs: a comparative evaluation of their use in on-line handwriting recognition of whiteboard notes." In Proc. Int. Conf. on Frontiers in Handwriting Recognition. 2008. p. 550-555.

[26] J. M. Koscielny "Application of fuzzy logic for fault isolation in a three-tank system." Proc. 14-th IFAC World Congress, Bejing, China. 1999.

[27] S. Bachir, S. Tnani, J. C. Trigeassou & G. Champenois, "Diagnosis by parameter estimation of stator and rotor faults occurring in induction machines." Industrial Electronics, IEEE Transactions on 53.3 (2006): 963-973.

[28] B. K. Bose, Modern power electronics and AC drives. Vol. 123. USA: Prentice Hall, 2002.

[29] K. Rajashekara, A. Kawamura & K. Matsuse, eds. Sensorless control of AC motor drives: speed and position sensorless operation. New York: IEEE press, 1996.

[30] S. Bachir, "Contribution au diagnostic de la machine asynchrone par estimation paramétrique. " Thèse de Doctorat, Université de Poitiers, 2002.