

Pronostic de défaillance pour la maintenance d'un système de thermorégulation

M.TRAORE, E. DUVELLA, S.LECOEUCHE

Ecole des Mines de Douai, Département Informatique et Automatique

941, rue Charles Bourseul, BP 10838, 59508 Douai Cedex, France

{traore,duviella,lecoeuche}@ensm-douai.fr

Résumé—

Dans cet article, nous proposons une méthode de pronostic de défaillance pour les systèmes dynamiques dont les composants élémentaires sont soumis à des dégradations lentes de fonctionnement. Le processus de pronostic s'inscrit dans le cadre d'une architecture comprenant des processus de supervision et d'aide à la décision pour la maintenance prévisionnelle de systèmes évolutifs complexes. Il s'appuie sur le suivi des dérives (dégradations) lentes de fonctionnement des composants en temps réel pour estimer l'état futur des composants élémentaire sur un horizon de prédiction tout en indiquant une erreur de pronostic. Le pronostic de défaillance est utilisé afin de fournir les indicateurs nécessaires pour optimiser une maintenance prévisionnelle efficiente d'un thermorégulateur.

Mots-clés— *Pronostic, erreur de prédiction, Supervision par RdF, maintenance prévisionnelle, données non stationnaires.*

I. INTRODUCTION

Un thermorégulateur est un équipement utilisé pour la régulation en température d'un processus. Son fonctionnement est en général basé sur la circulation d'un fluide chauffé par un réchauffeur et d'un échangeur permettant l'échange de calories entre un circuit primaire et un circuit secondaire. Les composants du thermorégulateur sont soumis essentiellement à des dérives lentes liées à leur vieillissement et aux dépôts liés au fluide utilisé. Si ces dérives ne sont pas prises en compte suffisamment tôt, elles entraînent des défaillances et l'arrêt de la circulation dans la boucle fermée du thermorégulateur. Il est alors nécessaire de recourir à des actions de maintenance curatives qui impliquent des temps d'indisponibilité importants. La maintenance du thermorégulateur peut être rendue plus performante en passant de procédures de maintenance curatives et systématiques à des procédures de maintenance prévisionnelle [1]. Ces dernières ont pour objectif la planification d'actions de maintenance en suivant au plus près l'état de dégradation des équipements tout en évitant l'occurrence de défaillances cataclysmiques. La maintenance prévisionnelle nécessite des outils et des méthodes de suivi de fonctionnement à travers des données quantifiables et qualifiables pour détecter l'apparition de certains phénomènes, pour diagnostiquer les causes de leurs occurrences, et ainsi anticiper l'apparition des défaillances [2]. Couplé aux méthodes de suivi de fonctionnement, le pronostic de défaillance proposé dans [3], [4] a pour objectif la prévision de l'état futur de fonctionnement des composants. Cette estimation est utilisée afin de planifier les actions de maintenance prévisionnelle. Muller [5] a proposé une méthodologie de pronostic basée sur la combinaison des trois types de pronostic ; pronostic basé sur un modèle physique, pronostic

guidé par les données et pronostic basé sur l'expérience. Le pronostic basé sur les modèles physiques nécessite une connaissance de la représentation mathématique du mécanisme de dégradation des composants du système [6]. Celle-ci n'est pas toujours disponible. Le pronostic guidé par les données est basé sur l'exploitation de symptômes ou bien d'indicateurs de la dégradation, dont l'évolution future est déterminée grâce à une méthode statistique (analyse de tendance, intelligence artificielle, estimateur d'état...). Lorsqu'il n'y a pas de modèle physique connu ou que celui-ci est trop complexe et qu'aucun dispositif de suivi de l'état de dégradation n'est opérationnel, le processus de pronostic met en oeuvre une approche basée sur l'expérience. Dans le cas du thermorégulateur, nous disposons de données fiables et suffisantes pour proposer une méthode de pronostic de défaillance guidé par les données.

Dans [7], une méthode de pronostic de défaillance basée sur l'outil ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) permet la prévision du dysfonctionnement de systèmes industriels sur un horizon futur et l'estimation de l'erreur de prédiction à partir de données en temps réel. La détermination des paramètres du modèle d'apprentissage ANFIS suppose cependant un historique de données suffisamment important et exhaustif. De plus, les modèles ANFIS, une fois paramétrés, ne sont pas remis à jour lors de la phase d'exploitation des processus. Une architecture de supervision et de pronostic de défaillance basée sur l'outil de classification dynamique AUDyC (Auto-adaptive and Dynamical Clustering Neural Network) [8], [9] a été proposée dans [10], [11] afin de suivre en temps réel l'état de fonctionnement de systèmes dynamiques caractérisés par des dérives lentes, et de pronostiquer l'état futur de ces systèmes. Cet outil de classification est particulièrement bien adapté pour le suivi des dérives lentes liées en particulier au vieillissement des composants. Il permet de caractériser en temps réel dans un espace de décision les modes de fonctionnement normal, dégradé et anormal, par des classes caractérisées par un centre et une matrice de covariance. Les paramètres des classes sont remis à jour en temps réel. Dans cet article nous proposons une technique de pronostic de défaillance couplée à l'outil AUDyC, afin de prédire l'évolution de l'état de dégradation du système par une estimation en temps réel des centres et des matrices de covariance des classes, ainsi que l'estimation de l'erreur de prédiction. Les indicateurs d'aide à la décision fournis, *i.e.* les états actuel et futur de fonctionnement des composants associés à une erreur de prédiction estimée, pourront

être utilisés lors de l'élaboration des actions de maintenance prévisionnelle d'un système de thermorégulation. La formulation du problème est présentée dans la section II. Dans la section III, nous présentons la stratégie de suivi de fonctionnement des équipements basée sur l'outil AUDyC. Une méthodologie de pronostic de défaillance et l'estimation de l'erreur de prédiction est détaillée dans la section IV. Finalement une approche de pronostic de défaillance est appliquée sur des données réelles d'un thermorégulateur.

II. FORMULATION DU PROBLÈME

Un thermorégulateur est un système permettant la régulation en température d'un système client (voir Figure 1). Il est composé principalement d'une pompe, d'un réchauffeur, de deux filtres en redondance passif et d'un échangeur. Le réchauffeur électrique assure la montée et le maintien de la température du fluide à l'aide de résistances électriques. L'échangeur thermique, permet le refroidissement du fluide grâce à un circuit d'eau secondaire. La circulation du fluide est assurée par une pompe. Le filtre a pour rôle de garantir que des particules ne passent pas à travers cette pompe. Finalement la vase d'expansion compense l'augmentation du volume et la dilatation subie par le fluide entre la température ambiante et la température d'utilisation. Le ther-

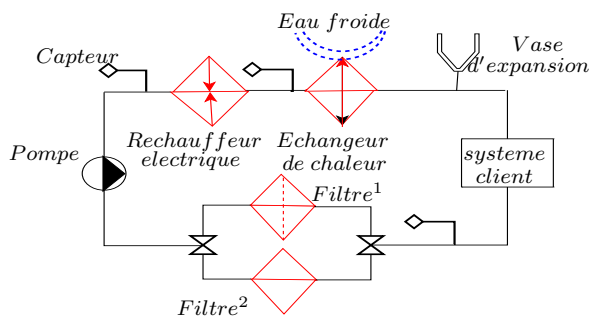


Fig. 1. Schéma du thermorégulateur.

morégulateur est soumis à des défaillances principalement liées à un vieillissement ou à une dégradation lente de ses composants. Ces défaillances nécessitent l'arrêt du thermorégulateur pour des actions de maintenance curative qui impliquent des temps d'indisponibilité importants et des coûts élevés. Une alternative intéressante consiste alors en la maintenance prévisionnelle du système qui consiste à suivre en temps réel l'état de fonctionnement des composants et de prévoir leur état futur. Une analyse dysfonctionnelle du thermorégulateur de type AMDE (Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets) a permis de déterminer les principales dérives lentes de fonctionnement des composants élémentaires du système :

- entartrage du réchauffeur,
- entartrage (eau) ou encrassement (huile) du côté chaud et du côté froid de l'échangeur,
- colmatage progressif du filtre.

En se basant sur cette analyse, des capteurs ont été installés en amont et en aval de ces trois composants. Ils indiquent la différence de pression entre l'entrée et la sortie des composants (voir Figure 1). Le système étant supposé invariant en terme d'état de fonctionnement, les données obtenues sont classées selon un mode de fonctionnement normal et trois modes de fonctionnement anormal correspondant à

la défaillance de chaque composant. Ainsi, dans l'espace de représentation des données, un espace de décision est construit, par apprentissage, en définissant les modèles correspondant aux différents modes de fonctionnement du système (voir Figure 2). La dérive lente de fonctionnement d'un composant aura pour effet de faire évoluer progressivement les données de la classe normale vers la classe anormale correspondant à ce composant (voir Figure 3). Afin de suivre en temps réel les dérives de fonctionnement, nous proposons d'utiliser un outil de supervision basé sur une méthode de classification dynamique des données [9]. Par la suite, une technique de pronostic des dérives couplée à la méthode de suivi permet de prédire l'état futur de fonctionnement des composants et d'estimer les erreurs de prédiction. Ces dernières fournissent un indicateur de confiance qui sera associé aux prédictions. Finalement, il est intéres-

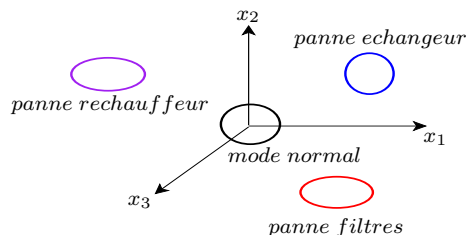


Fig. 2. Représentation des modes de fonctionnement du thermorégulateur.

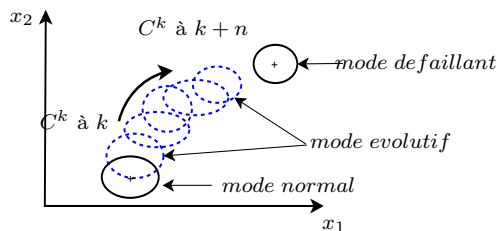


Fig. 3. Dérive lente de fonctionnement.

sant de pouvoir caractériser les dérives de fonctionnement détectées et prédites, en terme de probabilités d'occurrence des événements indésirables correspondant aux modes de fonctionnement anormaux. Ces probabilités sont utilisées pour calculer la criticité des événements en temps réel et ainsi proposer une démarche déductive de type AMDEC (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité), utile pour planifier des stratégies de maintenance. La criticité est calculée à partir des probabilités d'occurrence des événements et de la gravité associée par l'utilisateur à ces événements ($\text{criticité}(C) = \text{probabilité} \times \text{gravité}$). Les techniques utilisées pour le suivi et le pronostic des dérives de fonctionnement des composants du système sont détaillées dans la section suivante.

III. SUIVI DE FONCTIONNEMENT DES ÉQUIPEMENTS

L'architecture de la stratégie de maintenance prévisionnelle proposée dans [11], regroupe les processus de supervision et de pronostic de défaillance. Le processus de supervision basé sur l'outil AUDyC a pour rôle de suivre les dérives de fonctionnement du système. Les modes de fonctionnement sont modélisés par des prototypes gaussien, ou

classes, caractérisés par un centre et une matrice de covariance, dans l'espace de représentation [8]. Il s'agit alors d'adapter en temps réel les caractéristiques des prototypes en utilisant une règle de mise à jour de leurs centres et de leur matrice de covariance. La mise à jour des paramètres est réalisée de manière récursive sur une fenêtre glissante de largeur N_{fen} , en considérant la cardinalité $Card(P^j)$ du prototype P^j à l'instant $k-1$, selon l'algorithme décrit ci-dessous. Une opération de classement consiste à affecter une observation $X^i = (x_1, x_2, \dots, x_d)$ à l'une des N classes. Le principe de la procédure d'adaptation des prototypes est détaillée dans [9].

- Si $Card(P^j) = nb < N_{fen}$: ajout d'information

$$\begin{aligned} M_{P^j}(k) &= M_{P^j}(k-1) + \frac{1}{nb+1}(X(k) - M_{P^j}(k-1)) \\ \Omega_{P^j}(k) &= \frac{nb-1}{nb}\Omega_{P^j}(k-1) + \\ &\frac{1}{nb+1}(X(k) - M_{P^j}(k-1))^\top (X(k) - M_{P^j}(k-1)) \end{aligned} \quad (1)$$

- Si $nb \geq N_{fen}$: ajout et retrait d'information

$$\begin{aligned} M_{P^j}(k) &= M_{P^j}(k-1) + \frac{1}{N_{fen}}(\delta X^+ - \delta X^-) \\ \Omega_{P^j}(k) &= \Omega_{P^j}(k-1) + \\ \Delta X &\begin{bmatrix} \frac{1}{N_{fen}} & \frac{1}{N_{fen}(N_{fen}-1)} \\ \frac{1}{N_{fen}(N_{fen}-1)} & -\frac{(N_{fen}+1)}{N_{fen}(N_{fen}-1)} \end{bmatrix} \Delta X^\top \end{aligned} \quad (2)$$

où

$$\begin{cases} \delta X^+ = X^{new} - M_{P^j}(k-1), \\ \delta X^- = X^{old} - M_{P^j}(k-1), \\ \Delta X = [\delta X^+ \quad \delta X^-]. \end{cases} \quad (3)$$

avec $M_{P^j}(k)$ et $\Omega_{P^j}(k)$ respectivement centre et matrice de covariance du prototype P^j à l'instant k ,

N_{fen} : largeur de la fenêtre glissante,

X^{new} : la nouvelle observation,

X^{old} : l'ancienne observation.

Dans le cas du thermorégulateur, l'AUDyC est dit semi-supervisé car l'analyse AMDE a permis de connaître l'ensemble des classes pannes des composants élémentaires du système et leurs caractéristiques. Ainsi, nous supposons que la classe normale C_n du composant C ne peut évoluer qu'en direction de la classe anormale C_p qui lui est associée (voir Figure 4); la classe évolutive C_e caractérise la dérive de fonctionnement. Cette condition suppose que le taux de dérive du composant C , T_c^d (4) est inférieur à zéro.

$$\begin{cases} T_c^d = \frac{1}{N_{fen}-1} \sum_{t=2}^{N_{fen}} \text{signe}(\Delta(k)) \\ \Delta(k) = d_{kullback}(C_e(k), C_p) \\ \quad - d_{kullback}(C_e(k-1), C_p) \end{cases} \quad (4)$$

où $d_{kullback}(C_e(k), C_p)$ est la distance de Kullback-Leibler qui représente la distance entre les deux classes C_e et C_p . La distance Euclidienne entre les centres des différents classes

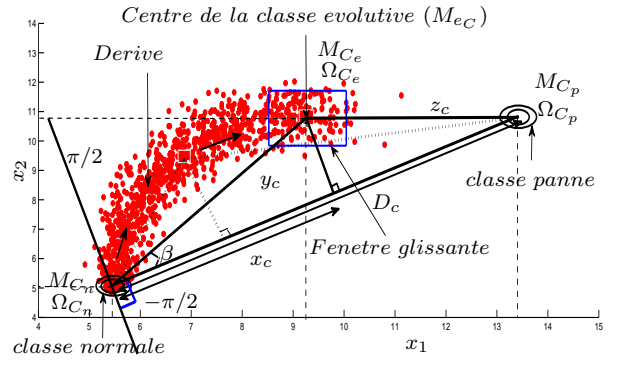


Fig. 4. Evolution de la classe normale vers une classe anormale.

est utilisée afin d'estimer à chaque instant le pourcentage de la distance effectuée en direction de la défaillance C_p (5). Ce pourcentage est donné par l'équation (6).

$$d_{eucli} = \sqrt{(M_{C_p} - M_{C_n})^\top (M_{C_p} - M_{C_n})} \quad (5)$$

$$\alpha(t) = \frac{d_{eucli}(M_{C_n}, M_{C_e}(k))}{d_{eucli}(M_{C_n}, M_{C_p})} \quad (6)$$

avec M_{C_n} , M_{C_p} , et M_{C_e} respectivement le centre de la classe normale C_n , classe panne C_p et la classe évolutive C_e . La distance $d_{eucli}(M_{C_n}, M_{C_e}(k)) = x_C$ est déterminée à partir des triangles formés par les centres des différentes classes normale, évolutive et anormale (voir Figure 4) des composants du système. La distance x_C (10) est calculée en fonction des distances $y_C = \|\overrightarrow{M_{C_n} M_{C_e}}\|$ (8), $z_C = \|\overrightarrow{M_{C_p} M_{C_e}}\|$ (9) calculées à chaque instant k . Les caractéristiques de la classe évolutive (M_{C_e} , Ω_{C_e}) sont déterminées à chaque instant k grâce à l'utilisation de l'outil AUDyC. La distance $d_{eucli}(M_{C_n}, M_{C_p}) = D_C$ est fixe (7). Compte tenu des hypothèses concernant les dérives de fonctionnement, l'angle β est toujours compris entre $-\frac{\pi}{2} < \beta < \frac{\pi}{2}$ (voir Figure 4) et $T_c^d < 0$ (4). Le calcul de $\alpha(k)$ est donc toujours compris entre 0 et 1.

$$D_C = \sqrt{(M_{C_n} - M_{C_p})^\top (M_{C_n} - M_{C_p})}, \quad (7)$$

$$y_C(k) = \sqrt{(M_{C_n} - M_{C_e}(k))^\top (M_{C_n} - M_{C_e}(k))}, \quad (8)$$

$$z_C(k) = \sqrt{(M_{C_p} - M_{C_e}(k))^\top (M_{C_p} - M_{C_e}(k))}, \quad (9)$$

$$x_C(k) = \frac{1}{2} \left[D_C + \frac{y_C^2(k) - z_C^2(k)}{D_C} \right], \quad (10)$$

$$p_C(k) = \frac{x_C(k)}{D_C} = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{y_C^2(k) - z_C^2(k)}{D_C^2} \right] \quad (11)$$

Compte tenu d'une dérive vers le mode C_p à l'instant k , nous définissons $\alpha(k)$ comme la probabilité d'occurrence du mode panne C_p à l'instant k , notée $p_C(k)$. La probabilité $p_C(k)$ est un indicateur de l'état de dégradation du composant C . Ainsi, ce composant est déclaré défaillant si ($p_C(k) = 1$), i.e. $d_{eucli}(M_{C_n}, M_{C_e}(k)) = d_{eucli}(M_{C_n}, M_{C_p})$, avec $T_c^d < 0$). Les probabilités d'occurrence $p_C(k)$ déterminées au cours du temps sont finalement utilisées pour former une Fonction de Probabilité par Episode (FPE), associée à chaque composant élémentaire du système.

$$FPE_C = ((p_1, k_1), \dots, (p_n, k_n)) \quad (12)$$

avec $p_i = p_C(k_i)$

La FPE de chaque composant étant construite en temps réel, elle est utilisée pour la prédiction de l'état futur du composant et l'estimation de l'erreur de prédiction.

IV. PRONOSTIC DE DÉFAILLANCE

En fonction des besoins et des contraintes de maintenance, le pronostic correspond à

- l'estimation du temps restant avant une défaillance [12];
- la probabilité qu'une défaillance intervienne avant un instant donné [13].

Le processus de pronostic que nous proposons dans cet article a pour objectif de fournir, à chaque instant k , des indicateurs sur la valeur future des probabilités d'occurrences des événements non désirés (défaillances) sur un horizon de prédiction h (voir Figure 5) et d'y associer un indicateur de confiance basé sur l'estimation de l'erreur de prédiction. Pour cela, nous proposons de modéliser les FPE par des fonctions polynomiales de degré N [11]. Deux méthodes de prédiction sont proposées : la première consiste à considérer les probabilités d'occurrence $p_c(k)$ déterminées grâce au processus de supervision et les instants k_i , la deuxième à considérer les probabilités d'occurrence $p_c(k)$ en décalant d'une valeur de h les instants k_i correspondant aux probabilités afin d'améliorer les propriétés prédictives du modèle.

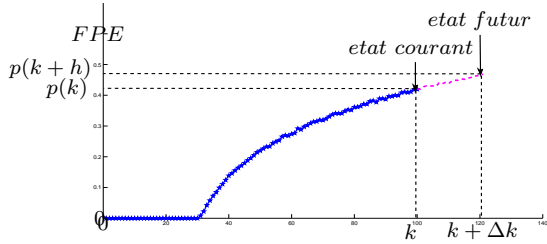


Fig. 5. Prédiction de l'état futur.

A. Première méthode de pronostic

Une fonction polynomiale $F(k)$ de degré N (voir relation 13) est utilisée dans le but de modéliser les FPE, lorsque le cardinal du prototype P^j est supérieur à l'horizon de prédiction h .

$$F(k) = \theta_N(k) \times k^N + \theta_{N-1}(k) \times k^{N-1} + \dots + \theta_0(k) \quad (13)$$

où les $\theta_i(k)$ sont les coefficients du polynôme estimés à chaque instant k . Ils forment le vecteur (14),

$$\Theta(k) = [\theta_N(k) \ \theta_{N-1}(k) \ \dots \ \theta_0(k)]^T. \quad (14)$$

Le vecteur Θ est estimé en ligne par la méthode récurrente du type Moindres Carrés Récursifs (MCR) défini selon la relation (16) à partir des vecteurs \mathbf{T} et \mathbf{P}_C définis selon la relation (15). Les vecteurs \mathbf{T} et \mathbf{P}_C , issu de la FPE (12) sont constitués en faisant correspondre les valeurs de $\mathbf{T}(k)$ avec les valeurs de $\mathbf{P}_C(k)$.

$$\begin{cases} \mathbf{T} = [k_1 \ \dots \ k]^T, \\ \mathbf{P}_C = [p_C(k_1) \ \dots \ p_C(k)]^T, \end{cases} \quad (15)$$

où k_1 correspond à l'instant à partir duquel le système est en phase d'exploitation, \mathbf{T} est le vecteur des instants avec k l'instant courant, et \mathbf{P}_C le vecteur des probabilités d'occurrence avec $p_C(k)$ la probabilité à l'instant courant.

$$V(k) = [\theta_N(k) \times k^N \ \dots \ \theta_0(k)]$$

$$H(k) = [V(1) \ \dots \ V(k)]^T$$

$$X(k) = H(\mathbf{T}(k)) = H(k)$$

$$K(k) = \frac{Z(k)X^T(k)}{1 + X(k)Z(k)X^T(k)}$$

$$\Theta_N(k) = \Theta_N(k-1) + K(k)(\mathbf{P}_C(k) - X(k)\Theta_N(k-1))$$

$$Z(k) = Z(k-1) - \frac{Z(k-1)X^T(k)X(k)Z(k-1)}{1 + X(k)Z(k-1)X^T(k)} \quad (16)$$

avec $Z(k)$: Mise à jour de la variance et $K(k)$: Gain d'adaptation.

La fonction polynomiale est ensuite utilisée afin d'estimer la valeur future de la probabilité d'occurrence d'un événement sur un horizon de prédiction h . Il suffit alors de calculer à chaque instant le vecteur Θ en utilisant (16) et la $\hat{p}_C(k+h)$ en utilisant (17) :

$$\hat{p}_C(k+h) = \begin{cases} 0 & \text{si } \text{card}(P^j) < N_{fen} \\ 1 & \text{si } F(k+h) = p_C(k+h) \geq 1 \\ & F(k+h) \text{ sinon.} \end{cases} \quad (17)$$

Les probabilités d'occurrence $\hat{p}_C(k+h)$ calculées sont utilisées pour constituer la FPE prédite, notée FPE_p (18) et le vecteur $\hat{\mathbf{P}}_C$ (19) de dimension $(1 \times S)$ où S correspond à la dimensions du vecteur \mathbf{P}_C . Nous souhaitons par la suite calculer l'erreur de prédiction. Pour cela, nous calculons la différence entre la valeur courante de $p_C(k)$ et la probabilité qui a été prédite à l'instant $k-h$, i.e. $\hat{p}_C(k-h)$. Le vecteur d'erreur de prédiction ε_Θ de dimension $(1 \times (S-h))$ est calculé à partir des vecteurs $\hat{\mathbf{P}}_C$ et \mathbf{P}_C selon la relation (20).

$$FPE_p = ((\hat{p}_C(h+k_1), h+k_1), \dots, (\hat{p}_C(k+h), k+h)) \quad (18)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_C = [\hat{p}_C(h+k_1) \ \dots \ \hat{p}_C(k+h)]^T \quad (19)$$

$$\varepsilon_\Theta[1 : S-h] = \mathbf{P}_C[h+k_1 : S] - \hat{\mathbf{P}}_C[1 : S-h]. \quad (20)$$

B. Deuxième méthode de pronostic

La deuxième méthode de pronostic est proposée afin d'améliorer l'estimation de la probabilité d'occurrence d'un événement non désiré sur un horizon h . Elle consiste à modéliser les FPE grâce à la fonction polynomiale $G(k)$ de degré N (21). Cependant, le vecteur Θ' est estimé en temps réel par MCR définis selon la relation (16) en remplaçant le vecteur $X(k) = H(k)$ par la vecteur $X(k) = H(k-h)$ quel que soit " $k \geq h+1$ ", dans la relation (16) et à partir des vecteurs \mathbf{T}' et \mathbf{P}'_C définis selon la relation (23). Les vecteurs \mathbf{T}' et \mathbf{P}'_C , issu de la FPE (12) sont constitués en faisant correspondre les valeurs de $\mathbf{T}'(k-h)$ avec $\mathbf{P}'_C(k)$.

$$G(k) = \theta'_N(k) \times k^N + \theta'_{N-1}(k) \times k^{N-1} + \dots + \theta'_0(k) \quad (21)$$

où les $\theta'_i(k)$ sont les coefficients du polynôme $G(k)$ formant le vecteur (22).

$$\Theta'(k) = [\theta'_N(k) \theta'_{N-1}(k) \dots \theta'_0(k)]^\top. \quad (22)$$

$$\begin{cases} \mathbf{T}' = [k_1 \dots k - h]^\top, \\ \mathbf{P}'_C = [p_C(h + k_1) \dots p_C(k)]^\top, \end{cases} \quad (23)$$

où \mathbf{T}' est le vecteur des instants, et \mathbf{P}'_C le vecteur des probabilités d'occurrence avec $p_C(k)$ la probabilité d'occurrence à l'instant k . A chaque instant k , l'estimation de la probabilité d'occurrence sur un horizon h , consiste alors à calculer le vecteur Θ' en utilisant la méthode de MCR et la $\hat{p}'_C(k + h)$ en utilisant (24) à partir de $G(k)$:

$$\hat{p}'_C(k + h) = \begin{cases} 0 & \text{si } \text{card}(P^j) < N_{fen} \\ 1 & \text{si } G(k) = p_C(k) \geq 1 \\ & G(k) \text{ sinon.} \end{cases} \quad (24)$$

La probabilités d'occurrence $\hat{p}'_C(k + h)$ calculées est utilisée pour constituer la FPE prédite, notée FPE'_p (25), et le vecteur $\hat{\mathbf{P}}'_C$. Le vecteur d'erreur de prédiction ε'_Θ est calculé en comparant les valeurs des probabilités prédites $\hat{\mathbf{P}}'_C$ avec les probabilités d'occurrence réelles \mathbf{P}_C selon la relation (27).

$$FPE'_p = ((\hat{p}'_C(h + k_1), k_1), \dots, (\hat{p}'_C(k + h), k - h)) \quad (25)$$

$$\hat{\mathbf{P}}'_C = [\hat{p}'_C(h + k_1) \dots \hat{p}'_C(k + h)]^\top \quad (26)$$

$$\varepsilon'_\Theta[1 : S - h] = \mathbf{P}_C[h + k_1 : S] - \hat{\mathbf{P}}'_C[1 : S - h], \quad (27)$$

C. Erreurs de prédiction

Nous souhaitons associer une erreur de prédiction aux probabilités d'occurrence $\hat{p}_C(k + h)$ sur l'horizon h . Pour cela, nous proposons de formaliser ces erreurs sous un formalisme gaussien comme défini par les relations (28) et (29). Les paramètres σ_θ , m_θ , $\sigma_{\theta'}$ et $m_{\theta'}$ sont calculés à chaque instant à partir des erreurs sur les probabilités d'occurrence qui ont été prévues précédemment (relations 20 et 27). Ainsi, à chaque nouvelle prédiction $\hat{p}_C(k + h)$ est associée une distribution d'erreur. Finalement, ces distributions d'erreur sont utilisées afin de fournir des indicateurs de confiance associés aux prédictions.

$$F_\Theta = \frac{1}{\sigma_\theta \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{\varepsilon_\theta - m_\theta}{\sigma_\theta}\right)^2\right) \quad (28)$$

$$F_{\Theta'} = \frac{1}{\sigma_{\theta'} \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{\varepsilon_{\theta'} - m_{\theta'}}{\sigma_{\theta'}}\right)^2\right) \quad (29)$$

où σ_θ et m_θ , $\sigma_{\theta'}$ et $m_{\theta'}$ sont les moyennes et les écarts types des vecteurs d'erreur ε_θ et $\varepsilon_{\theta'}$.

Les deux méthodes de pronostic que nous avons proposé sont testées sur une FPE de type logarithmique (voir Figure 6), en considérant les horizons suivants : $h = 30$, $h = 40$ et $h = 60$. Quel que soit l'horizon considéré, les courbes de la figure (7.b) sont issues d'un modèle de prédiction plus fiable que la figure (7.a). Ainsi, nous constatons que la deuxième méthode présente des estimations plus fiables. Cela est du au propriétés prédictive du deuxième modèle. Nous constatons que plus l'horizon est important, plus la dispersion de l'erreur de prédiction est importante.

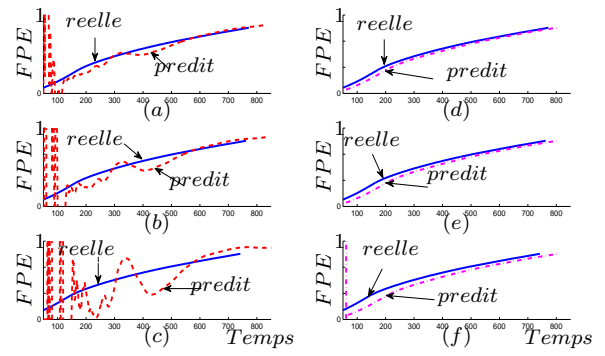


Fig. 6. FPE (trait continu) et FPE prédite (trait pointillé) sur les horizons $h = 30$, $h = 40$ et $h = 60$ selon (a), (b) et (c), 2^{ème} méthode et (d), (e) et (f), 1^{ème} méthode.

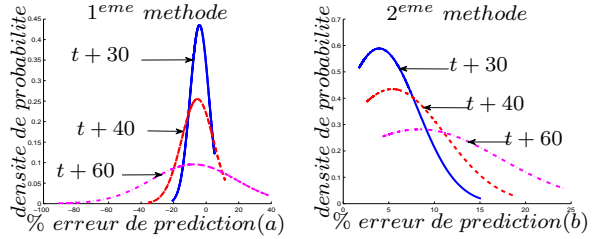


Fig. 7. Distributions d'erreur de prédiction avec la 1^{ème} et la 2^{ème} méthode sur les horizons $h = 30$, $h = 40$ et $h = 60$.

V. SUPERVISION ET PRONOSTIC DU THERMORÉGULATEUR

La supervision du thermorégulateur est réalisée sur les données issues des capteurs de pression situés en entrée et en sortie de chaque composant (voir Figure 1). Le vecteur d'observation du thermorégulateur $X_1 = (x_1, x_2, x_3)^\top$ est composé de 3 indicateurs :

$$x_1 = \frac{P_{\text{entree rechauffeur}} - P_{\text{sortie rechauffeur}}}{\Delta P_{\text{pompe}}} \quad (30)$$

$$x_2 = \frac{P_{\text{entree échangeur}} - P_{\text{sortie échangeur}}}{\Delta P_{\text{pompe}}} \quad (31)$$

$$x_3 = \frac{P_{\text{entree filtre}} - P_{\text{sortie pompe}}}{\Delta P_{\text{pompe}}} \quad (32)$$

où x_1 est un indicateur pour surveiller le réchauffeur, x_2 un indicateur pour surveiller l'échangeur et x_3 un indicateur pour surveiller le filtre en marche.

Les données réelles issues d'un scénario de fonctionnement sont représentées sur la Figure 8. Les différentes classes normale et anormales sont également représentées. La supervision permet le suivi des dérives de fonctionnement et la détermination des FPE de chaque composant (voir Figure 9).

Le pronostic de défaillance du thermorégulateur est réalisé à partir de la 2^{ème} méthode en modélisant les FPE en considérant un ordre des polynômes $N = 3$. Les coefficients des polynômes sont déterminés en temps réel par la méthode de Moindres Carrés Récursifs. La prédiction de l'état futur du système est réalisée sur un horizon de prédiction $h = 50$. Les $p_{C_r}(t)$, $p_{C_e}(t)$, $p_{C_{f1}}(t)$ respectivement du réchauffeur (trait discontinu), de l'échangeur (trait pointillé) et du filtre¹ (trait continu) sont représentées sur la figure 9.a. Les valeur de la $p_{C_i(i=r,e,f1)}(t)$ à l'instant t sur

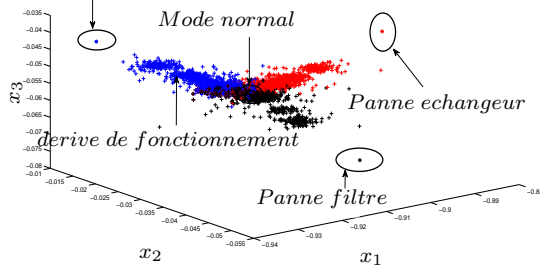


Fig. 8. Dérives de fonctionnement de la classe normal vers la classe anormale.

la figure 9.a représente la probabilité d’occurrence réelle de l’événement panne de chaque composant élémentaire du système à l’instant courant t et la valeur $\hat{p}_{C_i(i=r,e,f)}(t+h)$ prédite sur h de chaque composant à cet instant est représentée sur la figure 9.b. La $\hat{p}_{C_{f1}}(t+h)$ du *filtre*¹ sur la figure 9.b montre que le *filtre*¹ va arriver au seuil plus rapidement que les deux autres composants. Il est alors nécessaire d’effectuer une action de maintenance préventive sur le *filtre*¹. Ceci a pour effet de forcer la *FPE* du filtre à 1 (arrêt). Le système peut continuer à fonctionner en commutant sur le *filtre*², les deux filtres étant en redondance passive. La prédiction de l’état futur des autres composants du système nous permet également de définir le *MTTR* (durée moyenne de panne) et la moyenne de temps pour la tâche de réparation (Mean Time To Repair) pour le composant en maintenance.

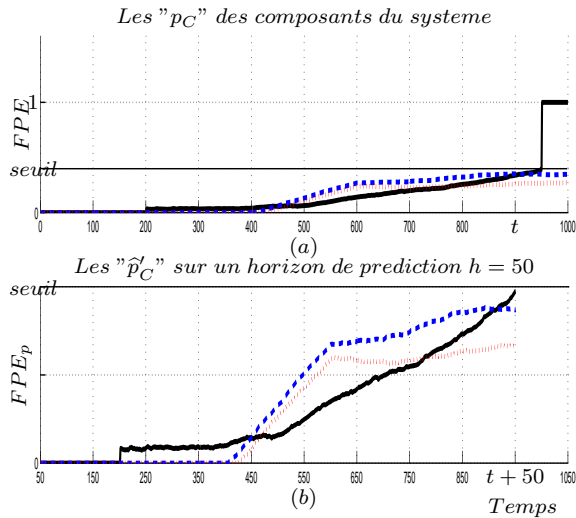


Fig. 9. (a) FPE du réchauffeur (trait discontinu), FPE de l’échangeur (trait pointillé) et FPE du *filtre*¹ (trait continu), (b) les FPE prédite sur un horizon $h = 50$.

VI. CONCLUSION

Les méthodes de pronostic de défaillance que nous avons proposées permettent de prédire l’état (probabilité d’occurrence) futur des composants élémentaires du système avec une estimation de l’erreur de prédiction. Elles sont basées sur le calcul en temps réel des probabilités d’occurrence $p_C(t)$ des composants du système. Parmi les deux méthodes

proposées, la deuxième méthode conduit à des prévisions plus fiables, avec une dispersion d’erreurs de prédiction moins importante. La prédiction en ligne de l’état futur du système fournit des indicateurs permettant de planifier des actions de maintenance prévisionnelle. La maintenance prévisionnelle permet d’améliorer la disponibilité et la fiabilité du système en réduisant la probabilité d’occurrence des événements et en réduisant le coût de la maintenance. Les processus de supervision, de pronostic de défaillance et de la maintenance sont illustrés dans le cadre d’un thermorégulateur où toutes les classes liées aux états normaux et anormaux sont connues *a priori*. Il serait intéressant de proposer un algorithme de moindres carrés récursifs avec un facteur d’oubli adaptatif. Une autre perspective de travail consistera à proposer une méthode permettant la prédiction de l’évolution des classes vers des classes inconnues.

RÉFÉRENCES

- [1] B. IUNG, M. VERON, M.-C. SUHNER et A. MULLER : Integration of maintenance strategies into prognosis process to decision-making and aid on system operation. *Annals of CIRP*, pages 5–8, 2005.
- [2] M. BASSEVILLE et M.-O. CORDIER : Surveillance et diagnostic de système dynamique : approches complémentaires du traitement de signal et de l’intelligence artificielle. *Rapport INRIA, N°2861*, 1996.
- [3] M. S. MOUCHAWEH : *Conception d’un système de diagnostic adaptatif et prédictif basé sur la méthode Fuzzy Pattern pour la surveillance en ligne des systèmes évolutifs. Application à la supervision et au diagnostic d’une ligne de peinture au trempé*. Thèse de doctorat, Université de Reims-Champagne-Ardenne, 2002.
- [4] M. DESINDE, J. M. FLAUS et S. PLOIX : Tool and methodology for online risk assesment of process. In *Lambda-Mu 15 /Lille*, 2006.
- [5] A. MULLER : *Contribution à la maintenance prévisionnelle des systèmes de production par la formation d’un processus de pronostic*. Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré, 2005.
- [6] J. LUO, M. NAMBURU, K. PATTIPATI, L. QIAO, M. KAWAMOTO et S. CHIGUSA : Model-based prognostic techniques. in : *auto-testcon. California, USA*, 2003.
- [7] R. ADELIN, R. GOURIVEAU et N. ZERHOUNI : Pronostic de défaillance : maîtrise de l’erreur de prédiction. *ENSM-LAB Besançon*, 2008.
- [8] C. LURETTE : *Développement d’une technique neuronale Auto-Adaptative pour la classification dynamique des données évolutives. Application à la supervision d’une presse hydraulique*. Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, 2003.
- [9] S. LECOEUCE, C. LURETTE et S. LALOT : New supervision architecture based on on-line modelling of non-stationary data. *Neural Computing and Applications Journal*, 13, 4:323–338, 2004.
- [10] M. TRAORE, E. DUVELLA et S. LECOEUCE : Supervision et pronostic pour la maintenance prévisionnelle de systèmes évolutifs complexes, isbn : 978-2-7430-1057-7. *Paris, France, MOSIM’08*, 2008.
- [11] M. TRAORE, E. DUVELLA et S. LECOEUCE : Supervision par reconnaissance des formes pour le pronostic de défaillance et la maintenance prévisionnelle d’un thermorégulateur. *Roumanie, Bucarest, CIFA’08*, 2008.
- [12] *ISO (2003), Norme ISO/TC1108/SC5 surveillance et diagnostic des machines tournantes, en cours de rédaction*.
- [13] Dievart M. : Concepts, méthodes et outils de pronostic de défaillance appliqués aux systèmes dynamiques en présence de dégradation. Mémoire de D.E.A., Ecole Nationale d’Ingénieurs de Tarbes, 2006.