



**HAL**  
open science

## Réseau bayésien pour la fusion de diagnostics de fautes à base de modèle et de données

Mohamed Amine Atoui, Sylvain Verron, Abdessamad Kobi

► **To cite this version:**

Mohamed Amine Atoui, Sylvain Verron, Abdessamad Kobi. Réseau bayésien pour la fusion de diagnostics de fautes à base de modèle et de données. QUALITA2013, Mar 2013, Compiègne, France. hal-00823154

**HAL Id: hal-00823154**

**<https://hal.science/hal-00823154>**

Submitted on 16 May 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.

# Réseau bayésien pour la fusion de diagnostics de fautes à base de modèle et de données

ATOUI M.Amine  
LASQUO/ISTIA  
62, Avenue Notre dame du lac  
49000 Angers, France  
Mohamed.atoui@univ-angers.fr

VERRON Sylvain  
LASQUO/ISTIA  
62, Avenue Notre dame du lac  
49000 Angers, France  
Sylvain.verron@univ-angers.fr

KOBI Abdessamad  
LASQUO/ISTIA  
62, Avenue Notre dame du lac  
49000 Angers, France  
Abdessamad.kobi@univ-angers.fr

**Résumé**—Dans cet article on présente une approche originale de diagnostic de fautes. Il s'agit d'une combinaison de deux méthodes de diagnostic (à base de modèle et à base de données) intégrées dans un seul et même réseau bayésien. Un exemple de simulation d'un système de chauffe-eau permet d'évaluer les performances de l'approche sous différentes hypothèses.

**Mots clés**— diagnostic de fautes, données, modèles, combinaison, réseaux bayésiens, matrice d'incidence.

## I. INTRODUCTION

De nos jours, entreprises et industries doivent faire face à des enjeux socio-économiques importants et ont la nécessité permanente d'assurer des produits et/ou services de qualité. Cependant, elles font également face à une complexification des systèmes, ceux-ci devenant de plus en plus difficiles à gérer dû au nombre énorme de retour de données, d'interaction et d'interconnexion entre les différents composants. De ce fait, elles s'intéressent de plus en plus à l'utilisation de méthodes de surveillance parmi d'autres moyens de sûreté de fonctionnement (fiabilité, maintenabilité, etc.) en pensant et en imaginant l'intérêt qu'elles pourront leur apporter en terme de sécurité, d'augmentation de productivité et de viabilité du système pour pouvoir simplement maintenir leur image et survivre face à la concurrence.

La surveillance se décompose de façon générale en deux phases : la détection et le diagnostic. La détection permet de déterminer le plus rapidement possible [1] si le processus est toujours en fonctionnement normal ou bien s'il est en fonctionnement anormal. Concernant la phase de diagnostic, elle peut être définie de différentes façons selon le niveau de description voulue pour caractériser la faute. Selon Chiang et al. [2] on peut distinguer trois définitions : identification (détermine les mesures suspectées d'expliquer la faute survenue sur le système); isolation (distingue la mesure responsable de l'état de fonctionnement anormal du système.); diagnostic (explique les fautes survenues sur le

système en exprimant au minimum leur type, leur emplacement, leur amplitude ainsi que leur durée).

Au cours de ces dernières années, plusieurs méthodes de surveillance ont vu le jour [2] [3]. Parmi elles, on distingue deux classes de méthodes : celles à base de modèle et celles à base de données. Les méthodes à base de modèles utilisent une modélisation analytique du système contrairement aux méthodes à base de données qui exploitent différentes mesures prises sur le système. Chaque méthode de surveillance possède ses avantages et ses inconvénients.

Une méthode qui fonctionne dans une circonstance pourrait ne pas bien fonctionner dans une autre. En effet, la majorité des méthodes actuelles de surveillance dépend fortement de la nature et du domaine du système ainsi que de la qualité, de la quantité et du type des informations disponibles. Ainsi, nombreux sont les chercheurs suggérant que la création d'un cadre unique utilisant les deux classes de méthodes permettrait une amélioration de la surveillance des systèmes [2] [4] [5]. Cependant, la majorité des contributions est généralement focalisée sur le développement ou l'amélioration d'une des deux classes de méthodes de surveillance.

Dans cet article, nous proposons une nouvelle méthode de diagnostic de faute. Cette méthode permet d'améliorer la prise de décision en se servant des complémentarités que peuvent avoir la méthode de diagnostic à base de données et la méthode de diagnostic à base de modèle et cela dans un seul et même outil. L'article est structuré de la manière suivante : dans le second paragraphe nous introduisons les méthodes de surveillance ; le troisième paragraphe décrit la méthode de diagnostic de fautes proposée ; le quatrième paragraphe est une évaluation de la méthode proposée sur une simulation d'un système de chauffe-eau. Les conclusions et les perspectives sont énoncées dans le dernier paragraphe.

## II. METHODES DE SURVEILLANCE

### A. Surveillance à base de modèles

Les méthodes de surveillance à base de modèles reposent sur une connaissance à priori du système permettant

d'expliquer le comportement dynamique du système. Cette connaissance correspond à un ensemble d'équations mathématiques précis représentant les dépendances existantes entre les mesures prises sur le système. Cet ensemble d'équations mathématiques contribue à la génération des résidus [3]. Les résidus sont les écarts entre les mesures observées sur le système et les estimations de ces mesures lorsque le système est supposé en fonctionnement normal. L'évaluation de ces résidus permet la description de l'état de fonctionnement du système.

Une fois les résidus  $(r_1, \dots, r_i)^T$  générés, un test de cohérence (évaluation des résidus) est déclenché pour décider de l'état de fonctionnement du système, et cela en déterminant si un ou plusieurs résidus sont nuls ou non. En effet, lors du fonctionnement normal, les résidus sont censés être nuls. Cependant, ce n'est pas toujours le cas. En effet, les résidus sont sensibles aux fautes mais également aux bruits des mesures effectuées sur le procédé, et aux erreurs de modélisation du générateur de résidus. A cet effet, les résidus sont considérés comme étant statistiquement nuls avec une variation donnée lors du fonctionnement normal. Ainsi, lorsqu'on dispose d'informations a priori sur les propriétés statistiques du bruit, des tests statistiques s'imposent [1]. Dans d'autres cas particuliers, la prise de décision peut se faire de façon déterministe grâce à des comparaisons à des seuils prédéfinis à l'aide d'études de sensibilité [2].

En se basant sur les résidus évalués  $(u_1, \dots, u_i)^T$   $\{u_i, i=1..n = 0$ , si les résidus correspondent au fonctionnement normal du système, sinon  $u_i, i=1..n = 1$  }, plusieurs méthodes d'isolation ont été proposées. La méthode la plus connue est celle basée sur les résidus structurés qui sont construits de façon à ce qu'ils soient sensibles à certaines fautes et non à d'autres. L'isolation dans ce cas, consiste à comparer les résidus évalués et les caractéristiques de chaque faute. Ces caractéristiques sont généralement assemblées dans un tableau binaire (matrice d'incidence table I), traduisant la sensibilité ou la robustesse des résidus aux fautes, obtenus pendant l'étape d'apprentissage en utilisant des connaissances heuristiques et/ou des connaissances analytiques du comportement du système.

TABLE I : MATRICE D'INCIDENCE

|                | F <sub>1</sub> | F <sub>2</sub> | F <sub>3</sub> | OK |
|----------------|----------------|----------------|----------------|----|
| u <sub>1</sub> | 1              | 0              | 0              | 0  |
| u <sub>2</sub> | 0              | 1              | 0              | 0  |
| u <sub>3</sub> | 0              | 0              | 1              | 0  |

Dans cette matrice d'incidence, chaque colonne correspond aux caractéristiques de chaque faute et lui permet de se différencier des autres fautes, représentant le lien entre chaque faute et les  $n$  symptômes.

### B. Surveillance à base de données

Contrairement aux méthodes nécessitant un modèle issu des principes premiers, comme étant une connaissance a priori sur le système [5], les méthodes à base de données s'appuient

uniquement sur les données collectées sur le système qu'elles soient temporelles ou non. Cependant, il semble évident que ces méthodes dépendent énormément de la qualité et la quantité de données disponibles.

Plusieurs méthodes de surveillance à base de données, ont vu le jour. Parmi elles, on peut tout d'abord citer les méthodes sous espace, connues sous la notation SMI (Subspace Model Identification) [6]. Ce sont des algorithmes linéaires d'identification, mis au point pour faire face aux problèmes de construction d'un modèle précis pour des procédés complexes. L'analyse en Composantes Principales (ACP) [7], est également une méthode largement utilisée pour la surveillance des systèmes. Elle peut être utilisée comme un outil de modélisation décrivant la dépendance existante entre l'ensemble des variables du système, ou comme une méthode de réduction de données. On peut également mentionner les cartes de contrôles T<sup>2</sup> de Hotelling, MEWMA [8], qui sont des méthodes très utilisées en industrie. Elles ont pour but de surveiller le fonctionnement normal du procédé,

D'autres méthodes sont très liées aux méthodes de classification supervisée [9]. En effet, le problème de diagnostic peut être formulé, pour une observation donnée, comme un problème de discrimination entre plusieurs modes de fonctionnement. Chaque mode de fonctionnement (classe) est associé à un ensemble de données issue de l'historique grâce à des experts et/ou à des méthodes de regroupement (clustering) [9].

### III. FUSION

La capacité des méthodes à base de données à gérer un nombre assez important de données associée à la capacité des méthodes à base de modèles à décrire de façon précise le comportement dynamique du système et à offrir une compréhension physique du système pourrait permettre d'améliorer la surveillance, d'augmenter le nombre des scénarios pris en compte et de bénéficier des avantages des deux méthodes tout en luttant contre les lacunes individuelles de chacune lorsqu'elles sont utilisées séparément. Bien que cet axe de recherche reste peu exploré, on peut tout de même trouver dans la littérature certains travaux relatant des essais d'utilisation combinée des deux méthodes [10], [11].

Schubert et al. [11], ont proposé un schéma de détection et d'isolation unifiant les méthodes à base de modèles et les méthodes à base de données. Ce schéma consiste principalement à intégrer des méthodes à base de données dans des méthodes à base de modèles et cela pour la détection et la localisation de différentes fautes issues des capteurs, des actionneurs ou du système. Pour cela, les auteurs combinent les méthodes sous espace et des méthodes de contrôle statistiques multi-variées et uni-variées avec des méthodes de reconstruction des entrées et des bancs d'observateurs de type UIO (Unkown Input Observer).

Une philosophie similaire [10] à celles des classifieurs multiples (mélange d'expert) en reconnaissance des formes est utilisée. Une fusion des décisions de plusieurs méthodes de surveillance est effectuée. Pour la surveillance d'une colonne de distillation de laboratoire, les auteurs utilisent quatre

méthodes de surveillance : une méthode à base de modèle, un filtre de Kalman étendu, et trois méthodes à base de données : SOM (Self Organized Map), réseau de neurones artificiels et ACP (Analyse en Composantes Principales). La sortie de chaque méthode correspond à une assignation à une classe de faute. Une stratégie de fusion est alors appliquée pour prendre la meilleure décision issue des quatre méthodes de surveillance. Le problème récurrent aux différentes approches proposées est qu'elles ne présentent pas de cadre commun aux différentes méthodes (à base de modèles et à base de données). Elles ne permettent donc pas de pouvoir pleinement profiter des avantages de chacune.

#### IV. METHODE PROPOSEE

Nous proposons une nouvelle méthode de diagnostic de fautes basée sur les réseaux bayésiens [12]. Un réseau bayésien est un graphe acyclique probabiliste orienté (DAG pour Directed Acyclic Graph) [13][14]. Chaque nœud du graphe représente une variable aléatoire pouvant être discrète ou continue. Chaque arc orienté du graphe permet de lier seulement deux nœuds. Ces arcs orientés présentent les dépendances/indépendances conditionnelles existantes entre les différents nœuds du graphe.

La méthode proposée est basée sur la combinaison de la méthode de diagnostic à base de données et de la méthode de diagnostic à base de modèles (générateur de résidus de type observateur), toutes deux modélisées par un réseau bayésien.

En effet, la différence entre elles, se situe dans les entrées du réseau (évidence, paramètres). Ces dernières, sont issues de l'association de deux travaux sur les réseaux bayésiens (modélisation d'une carte de contrôle  $T^2$  [15] et une modélisation d'une matrice d'incidence [16]). Cette méthode proposée par Verron et al. [17], consiste à modéliser l'évaluation des résidus (et respectivement celle des mesures) et la matrice d'incidence sous un seul réseau bayésien permettant ainsi de décider quelle faute est apparue sur le système (voir Fig. 1). Une faute est considérée comme présente lorsque sa probabilité à posteriori est supérieure ou égale à sa probabilité à priori. En ce qui concerne les corrélations qui peuvent exister entre les différentes mesures, une solution est de joindre (par un arc dans le réseau) les nœuds correspondant aux mesures concernées.

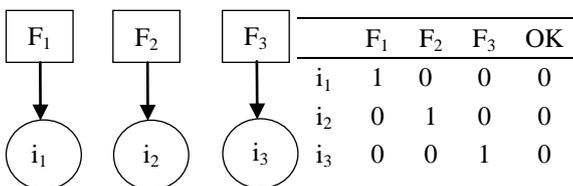


Fig.1 Structure des deux réseaux bayésiens

La définition des tables de probabilités conditionnelles et les paramètres correspondant sont présentés dans [17]. Pour compléter la structure du réseau bayésien, on combine les deux méthodes de diagnostic (Fig.2).

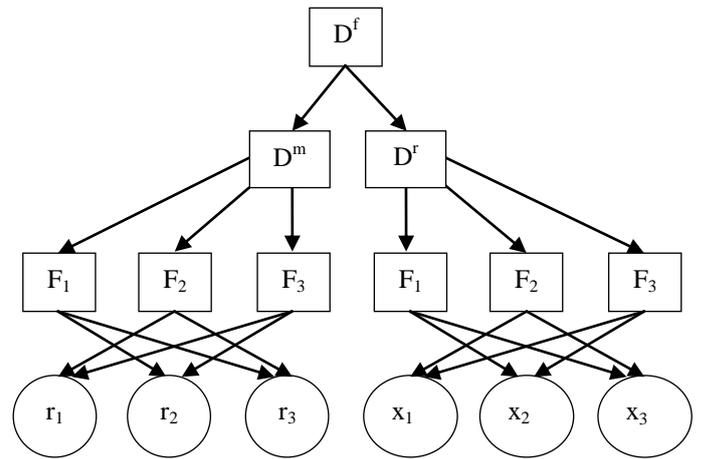


Fig.2 Réseau bayésien proposé

Pour cela trois autres nœuds  $\{D^f, D^m, D^f\}$  discrets sont rajoutés. Chacun de ces nœuds représente une variable à  $n$  modalités, chaque modalité correspond à une faute décrite dans la table d'incidence. Par exemple, pour la table d'incidence Fig.1 trois modalités sont construites, chacune correspond à l'une des trois fautes  $\{F_1, F_2, F_3\}$ .

Le nœud  $D^f$  (respectivement  $D^m$ ) regroupe les probabilités d'appartenance aux trois fautes issues de la méthode de diagnostic à base de résidus (respectivement, à base de données) des  $n$  nœuds fils sous un seul nœud. Le nœud de décision final  $D^f$  permet de connecter les deux nœuds et ainsi combiner les deux méthodes de diagnostic en fusionnant leurs décisions.

Les tables de probabilités conditionnelles du nœud  $D^f$  et les nœuds  $D^m$  et  $D^f$  et leurs nœuds fils sont indiquées dans les tables II et III.

TABLE II : TABLE DE PROBABILITES CONDITIONNELLES DES NEUDS  $D^f, D^m$  ET

| $D^f$             |     |       |
|-------------------|-----|-------|
| $D^m, D^f \& D^f$ |     |       |
| H                 | T   | $Q_0$ |
| 1/n               | 1/n | 1/n   |

TABLE III : TABLE DE PROBABILITES CONDITIONNELLES DES NEUDS  $F_i$

| $D^m, D^f$ | $F_i, i=1..n$ |          |
|------------|---------------|----------|
|            | Oui           | Non      |
| $F_1$      | 0             | 1        |
| $\vdots$   | $\vdots$      | $\vdots$ |
| $F_i$      | 1             | 0        |
| $\vdots$   | $\vdots$      | $\vdots$ |
| $F_n$      | 0             | 1        |

Une fois le réseau construit (les paramètres établis), on vient rentrer les observations (évidences) dans le réseau. Ces observations correspondent aux résidus obtenus et aux

mesures prises sur le système. Ces observations sont représentées par les nœuds continus dans le réseau. Ces évidences sont ensuite transmises aux autres nœuds non observés du réseau. Leurs probabilités marginales sont alors calculées à l'aide de la méthode d'inférence employée (ex : arbre de jonction). Après avoir effectuée cette inférence, le nœud  $D^f$  indique pour chacune des modalités (fautes) sa probabilité d'occurrence.

## V. APPLICATION

### A. Description du système

Afin d'illustrer notre approche, nous utilisons le système d'un chauffe-eau présenté dans la Fig.3 et proposé par Weber et al. [16]. Il se compose d'un réservoir équipé de deux résistances  $R_1$  et  $R_2$ . Les entrées sont le débit de flux d'eau  $Q_i$ , la température de l'eau  $T_i$  et la puissance électrique de chauffage  $P$ . Les sorties sont le taux de flux d'eau  $Q_0$  et la température  $T$  régulée autour d'un point de fonctionnement. La température de l'eau entrante  $T_i$  est supposée constante.

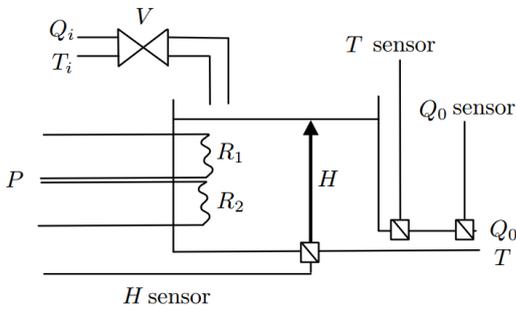


Fig.3 Le système étudié : système de chauffe-eau

L'objectif du système est de fournir un certain débit d'eau à une température donnée. Dans cette analyse, seules les fautes capteurs et composantes sont prises en compte : capteur du niveau du liquide H, capteur de la température sortante T, capteur du débit d'eau sortant  $Q_0$ . Le modèle mathématique détaillé du système de chauffe-eau est présenté dans [16].

Un générateur de résidus classique est utilisé (observateur de Luenberger). Le vecteur de sortie correspond à  $[H \ T]^T$  et le vecteur d'entrée à  $[Q_i, P]$ . Des résidus structurés sont générés et évalués afin de détecter les fautes aperçues sur le capteur de niveau du liquide H et le capteur de température T. Selon les équations physiques entre le taux de flux  $Q_0$  et le niveau du liquide H, d'autres résidus peuvent être établies. La matrice d'incidence définie dans la table IV sera le fondement de notre réseau bayésien.

TABLE IV : MATRICE D'INCIDENCE DU CHAUFFE-EAU

|                | H | Q <sub>0</sub> | T | OK |
|----------------|---|----------------|---|----|
| u <sub>1</sub> | 0 | 0              | 1 | 0  |
| u <sub>2</sub> | 1 | 0              | 0 | 0  |
| u <sub>3</sub> | 1 | 1              | 0 | 0  |

### B. Construction du réseau Bayésien

Tout d'abord, les deux réseaux bayésiens (Fig.4) représentant la méthode de diagnostic à base de modèle  $Diag^R$  et la méthode de diagnostic à base de données  $Diag^M$  sont construits. Rappelons que leurs structures (Fig. 4) se basent uniquement sur la matrice d'incidence du système Table IV. Ils ne se différencient qu'au niveau des paramètres (moyennes, écarts-types) attribués dans les tables de probabilités conditionnelles.

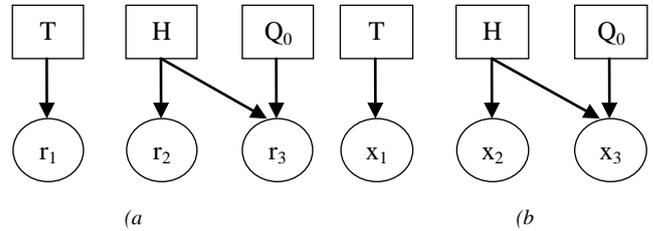


Fig.4 Les deux méthodes : (a. méthode de diagnostic à base de modèle. (b. méthode de diagnostic à base de données

Les Tables de Probabilités Conditionnelles (TPC) correspondant aux différents nœuds des deux réseaux bayésiens sont indiquées dans les tables VI, VII et VIII. Concernant les nœuds continus, pour ceux qui ne sont liés qu'à une seule faute, une probabilité de fausse alarme  $\alpha$  de 2% leurs est affectée (table VII). Cependant pour ceux liés à plusieurs fautes, 1% leurs est assigné (table VIII). Les valeurs de  $c_{\alpha\%}$  pour les différents alphas sont données Table.5.

TABLE V : VALEURS DE  $c_{\alpha\%}$  POUR DES DIFFERENTES VALEURS DE  $\alpha$

| $\alpha$       | 0.1   | 0.5   | 0.02   | 0.01   | 0.005   | 0.0027  |
|----------------|-------|-------|--------|--------|---------|---------|
| $c_{\alpha\%}$ | 11.93 | 42.57 | 218.58 | 754.54 | 2634.50 | 8092.56 |

TABLE VI : TPC DES NŒUDS T, H ET Q<sub>0</sub>

| T, H & Q <sub>0</sub> |     |
|-----------------------|-----|
| Non                   | Oui |
| 1/2                   | 1/2 |

TABLE VII : TPC DE  $r_1$  ET  $r_2$

| T ou H | $r_i, i = 1,2$                                       |
|--------|--|
| Non    | $r_i \sim N(\mu_{ri}, \sigma_{ri}^2)$                |
| Oui    | $r_i \sim N(\mu_{ri}, C_{2\%} \times \sigma_{ri}^2)$ |

TABLE VIII : TABLE DE PROBABILITES CONDITIONNELLES DE  $r_3$

| H   | Q <sub>0</sub> | $r_3$  |
|-----|----------------|--|
| Non | Non            | $r_3 \sim N(\mu_{r3}, \sigma_{r3}^2)$                |
| Non | Oui            | $r_3 \sim N(\mu_{r3}, C_{2\%} \times \sigma_{r3}^2)$ |
| Oui | Non            | $r_3 \sim N(\mu_{r3}, C_{2\%} \times \sigma_{r3}^2)$ |
| Oui | Oui            | $r_3 \sim N(\mu_{r3}, C_{1\%} \times \sigma_{r3}^2)$ |

Après avoir mis en place les deux réseaux bayésiens de diagnostic de fautes, les trois nouveaux nœuds discrets sont rajoutés (voir Fig.5).

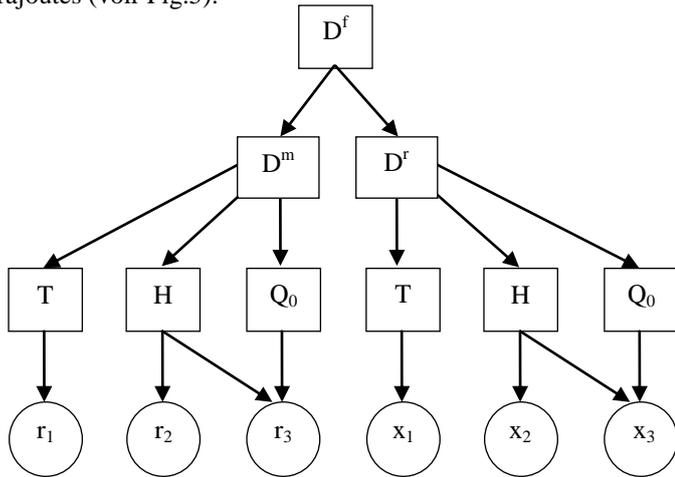


Fig.5 Réseau bayésien proposé

Chaque nœud représente une variable à trois modalités. Chaque modalité correspond à une des trois fautes H, Q<sub>0</sub> et T. Les nouvelles tables de probabilités conditionnelles sont indiquées dans les tables IX, X, XI, XII.

TABLE IX : TABLE DE PROBABILITES DES NœUDS D<sup>m</sup>, D<sup>r</sup> ET D<sup>f</sup>

| D <sup>m</sup> , D <sup>r</sup> & D <sup>f</sup> |     |                |
|--|-----|----------------|
| H  | T   | Q <sub>0</sub> |
| 1/3  | 1/3 | 1/3            |

TABLE X : TABLE DE PROBABILITES CONDITIONNELLES DU NœUD T

| D <sup>m</sup> , D <sup>r</sup> | T   |     |
|---------------------------------|-----|-----|
|                                 | Oui | Non |
| T                               | 1   | 0   |
| H                               | 0   | 1   |
| Q <sub>0</sub>                  | 0   | 1   |

TABLE XI : TABLE DE PROBABILITES CONDITIONNELLES DU NœUD T

| D <sup>m</sup> , D <sup>r</sup> | H   |     |
|---------------------------------|-----|-----|
|                                 | Oui | Non |
| T                               | 0   | 1   |
| H                               | 1   | 0   |
| Q <sub>0</sub>                  | 0   | 1   |

TABLE XII : TABLE DE PROBABILITES CONDITIONNELLES DU NœUD Q<sub>0</sub>

| D <sup>m</sup> , D <sup>r</sup> | Q <sub>0</sub> |     |
|---------------------------------|----------------|-----|
|                                 | Oui            | Non |
| T                               | 0              | 1   |
| H                               | 0              | 1   |
| Q <sub>0</sub>                  | 1              | 0   |

### C. Simulations et résultats

Nous avons simulé le système selon les scénarios décrits en Table XIII.

TABLE XIII : SCENARIO SIMULE

| Période | 1-40    | 41-80   | 81-120               |
|---------|---------|---------|----------------------|
| Faute   | Faute T | Faute H | Faute Q <sub>0</sub> |

Pour illustrer l'intérêt de la méthode proposée. Ces scénarios serviront à tester la méthode proposée sous différentes hypothèses. En effet, l'intérêt de fusionner les méthodes est de pouvoir bénéficier de bons résultats même lorsque l'une ou l'autre des méthodes n'est pas très efficace. Ainsi, nous nous proposons de tester le réseau bayésien en prenant en compte un modèle précis (R+) ou un modèle moins précis (R-), et un jeu de données de taille convenable (M+) ou faible (M-). Ainsi, le scénario précédemment présenté sera testé sur les quatre hypothèses décrites dans la table XIV.

TABLE XIV : TABLE DES HYPOTHESES

| Hypothèse | R (modèle) | M (données) |
|-----------|------------|-------------|
| H1        | R+         | M+          |
| H2        | R+         | M-          |
| H3        | R-         | M+          |
| H4        | R-         | M-          |

Toutes les simulations ont été réalisées sous Matlab/Simulink et BNT (BayesNet Toolbox). Dans les figures qui suivent, les graphes représentent les probabilités à posteriori de chaque faute sachant les observations (x et r). Pour chaque instant d'observation, on attribuera la faute à la modalité ayant la probabilité a posteriori la plus élevée.

Les différents résultats (Matrices de confusions des trois méthodes et les graphiques correspondants) de la simulation en testant notre méthode sous les quatre différentes hypothèses, sont présentés tables XV, XVI, XVII et XVIII, ainsi que sur les figures Fig. 6, 7, 8 et 9.

### D. Simulation des hypothèses

On peut remarquer que pour chacune des hypothèses, la méthode proposée permet généralement d'égaliser les performances de chacune des méthodes et même parfois d'améliorer le diagnostic. Sous l'hypothèse 1, les deux méthodes de base ainsi que la méthode proposée donnent de bons résultats 1 erreur sur 120 pour chaque. Sous l'hypothèse 2, la méthode proposée suit les bons résultats de l'approche à base de modèle, alors que dans le cas de l'hypothèse 3, elle est un peu moins performante que l'approche à base des données. Concernant l'hypothèse 4, l'approche proposée est plus performante que l'une ou l'autre des méthodes puisque l'approche à base de modèle fait 9 erreurs, celle à base de données en fait 8 et que l'approche de fusion par réseau Bayésien n'engendre que 7 mauvais diagnostics. On constate donc que la proposition effectuée est relativement performante et qu'elle permet de tirer parti des deux méthodes de bases.

1) Hypothèse I

TABLE XV : MATRICE DE CONFUSION

|                | Diag <sup>R</sup> |    |                | Diag <sup>R&amp;M</sup> |    |                | Diag <sup>M</sup> |    |                |
|----------------|-------------------|----|----------------|-------------------------|----|----------------|-------------------|----|----------------|
|                | T                 | H  | Q <sub>0</sub> | T                       | H  | Q <sub>0</sub> | T                 | H  | Q <sub>0</sub> |
| T              | 40                | 0  | 0              | 40                      | 0  | 0              | 40                | 0  | 0              |
| H              | 0                 | 39 | 0              | 0                       | 39 | 0              | 0                 | 39 | 0              |
| Q <sub>0</sub> | 0                 | 1  | 40             | 0                       | 1  | 40             | 0                 | 1  | 40             |

2) Hypothèse II

TABLE XVI : MATRICE DE CONFUSION

|                | DiagR |    |                | DiagR&M |    |                | DiagM |    |                |
|----------------|-------|----|----------------|---------|----|----------------|-------|----|----------------|
|                | T     | H  | Q <sub>0</sub> | T       | H  | Q <sub>0</sub> | T     | H  | Q <sub>0</sub> |
| T              | 40    | 0  | 0              | 40      | 0  | 0              | 40    | 0  | 4              |
| H              | 0     | 39 | 0              | 0       | 39 | 1              | 0     | 39 | 3              |
| Q <sub>0</sub> | 0     | 1  | 40             | 0       | 1  | 39             | 0     | 1  | 33             |

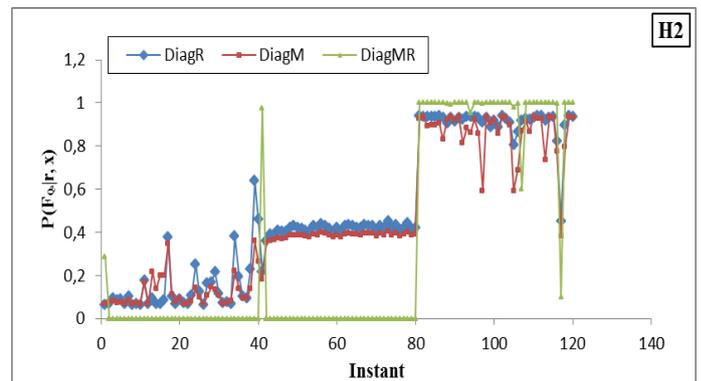
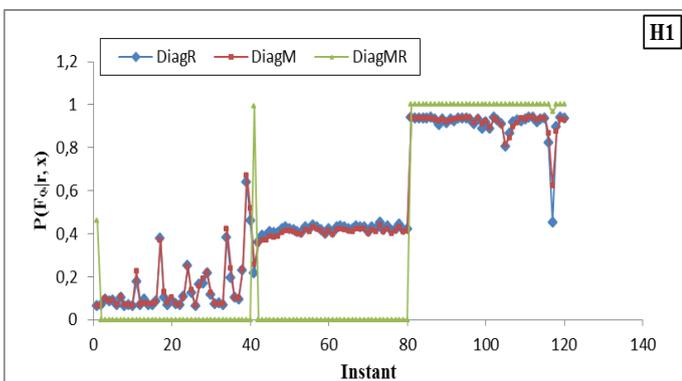
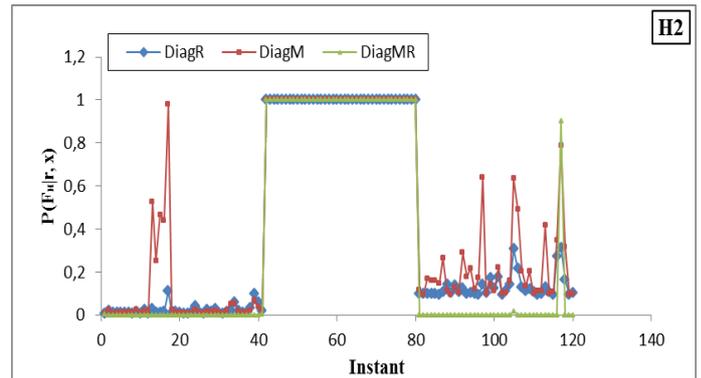
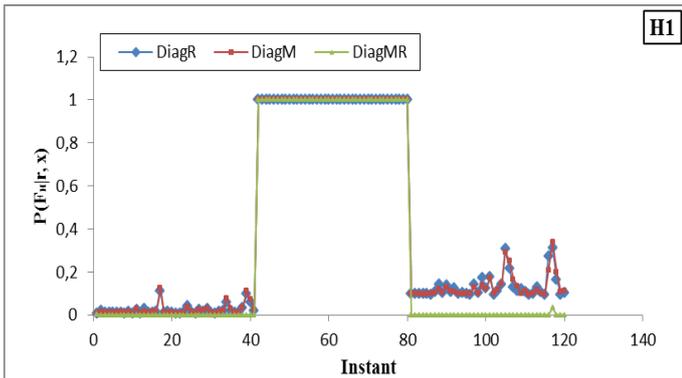
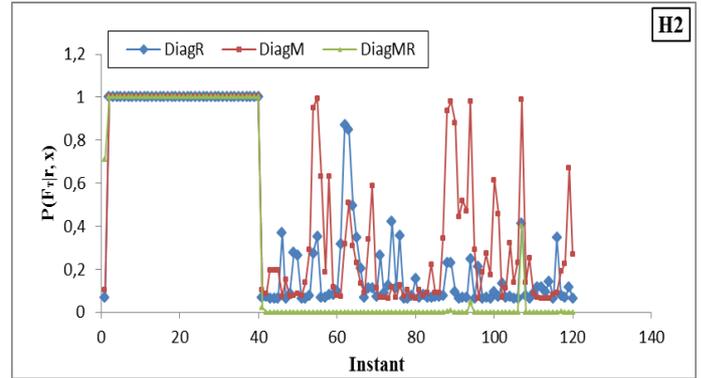
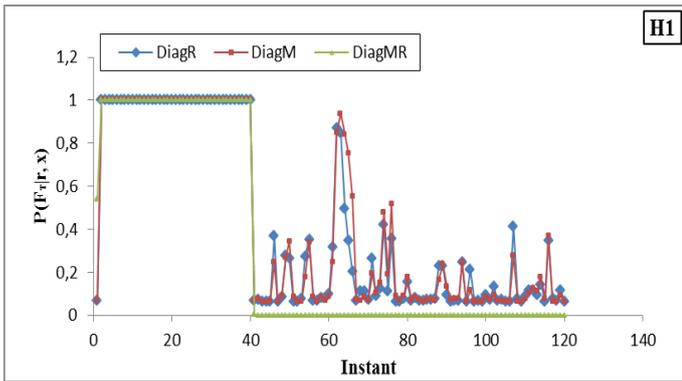


Fig.6 Résultat de la simulation sous l'hypothèse I

Fig.7 Résultat de la simulation sous l'hypothèse II

### 3) Hypothèse III

TABLE XVII : MATRICE DE CONFUSION

|                | Diag <sup>R</sup> |    |                | Diag <sup>R&amp;M</sup> |    |                | Diag <sup>M</sup> |    |                |
|----------------|-------------------|----|----------------|-------------------------|----|----------------|-------------------|----|----------------|
|                | T                 | H  | Q <sub>0</sub> | T                       | H  | Q <sub>0</sub> | T                 | H  | Q <sub>0</sub> |
| T              | 39                | 0  | 5              | 39                      | 0  | 1              | 40                | 0  | 0              |
| H              | 0                 | 39 | 2              | 0                       | 39 | 1              | 0                 | 39 | 0              |
| Q <sub>0</sub> | 1                 | 1  | 37             | 1                       | 1  | 38             | 0                 | 1  | 40             |

### 4) Hypothèse IV

TABLE XVIII : MATRICE DE CONFUSION

|                | Diag <sup>R</sup> |    |                | Diag <sup>R&amp;M</sup> |    |                | Diag <sup>M</sup> |    |                |
|----------------|-------------------|----|----------------|-------------------------|----|----------------|-------------------|----|----------------|
|                | T                 | H  | Q <sub>0</sub> | T                       | H  | Q <sub>0</sub> | T                 | H  | Q <sub>0</sub> |
| T              | 39                | 0  | 5              | 40                      | 0  | 4              | 40                | 0  | 4              |
| H              | 0                 | 39 | 2              | 0                       | 39 | 2              | 0                 | 39 | 3              |
| Q <sub>0</sub> | 1                 | 1  | 33             | 0                       | 1  | 34             | 0                 | 1  | 33             |

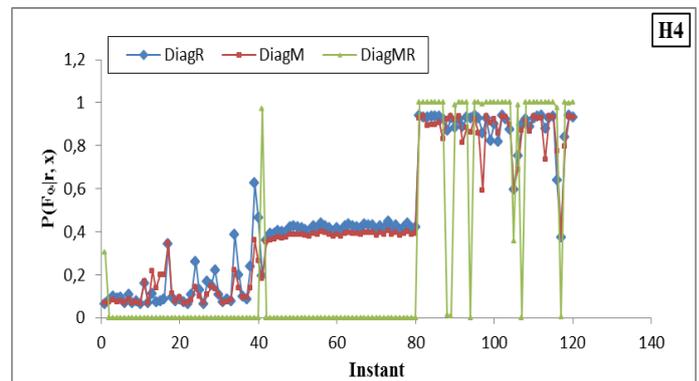
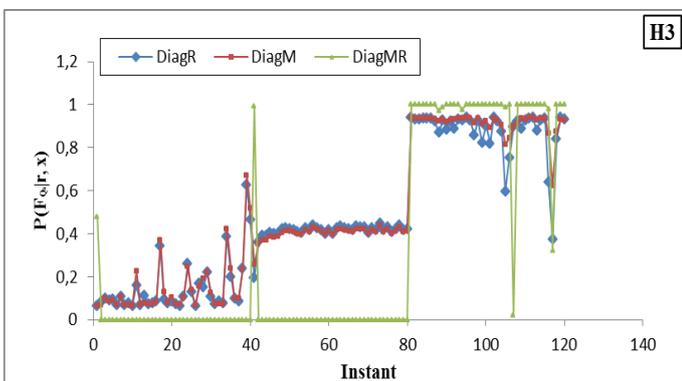
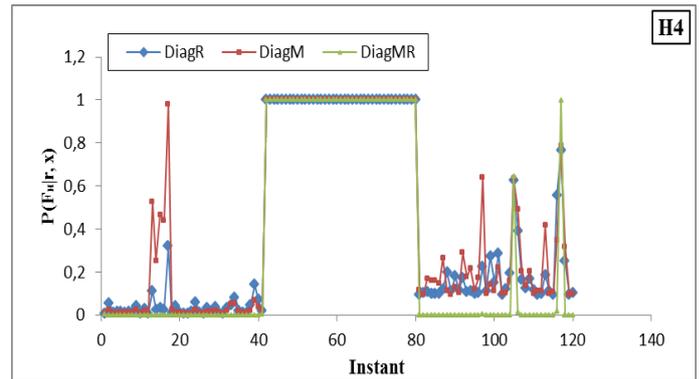
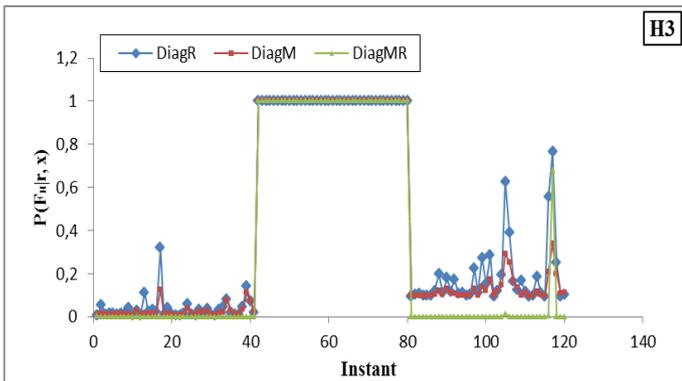
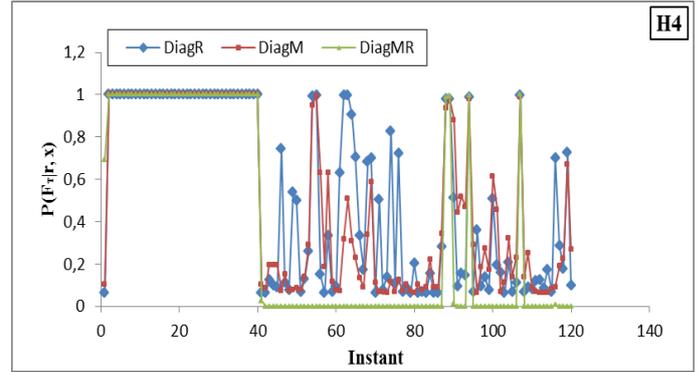
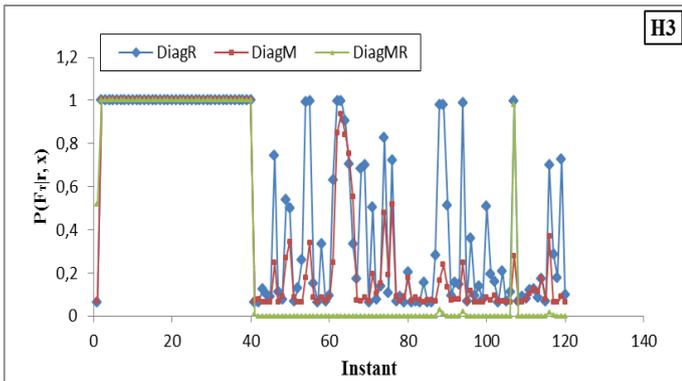


Fig.8 Résultat de la simulation sous l'hypothèse III

Fig.9 Résultat de la simulation sous l'hypothèse IV

## VI - CONCLUSION ET PERSPECTIVES

L'intérêt de cet article est de présenter une nouvelle méthode de diagnostic de fautes dans les processus industriels. Cette méthode est basée sur les réseaux bayésiens. Nous avons présenté une structure particulière de réseau bayésien, combinant deux méthodes de diagnostic utilisant des nœuds discrets et des nœuds continus (gaussiens). Cette structure permet de renforcer la prise de décision lors du diagnostic de faute en utilisant simultanément les données et les résidus.

Cette méthode a été testée sur un système de chauffe-eau, où une amélioration de la prise de décision a été réalisée et cela dans la plupart des cas (modèle précis, modèle dégradé, plus ou moins de données). La première perspective de ce travail est de tester cette méthode sur un système plus complexe comme par exemple le Tennessee Eastman Process [2]. Une seconde perspective va également tenir dans l'étude de structure plus complexe de réseau bayésien. L'architecture du réseau (connexion entre les différents nœuds) pourrait être différente, et beaucoup de possibilités peuvent être étudiées.

## REFERENCES

- [1] M. Basseville., I. Nikiforov. *Detection of abrupt changes: Theory and Application*. Prentice Hall, (1993).
- [2] L.H. Chiang., E.L. Russell and R.D. Braatz. *Fault Detection and Diagnosis in Industrial Systems*. Springer. (2001).
- [3] R. Isermann., *Fault-diagnosis system*. Springer. (2006).
- [4] S.X. Ding., P. Zhang, A. Naik., E.L. Ding., and B. Huang. Subspace method aided data-driven design of fault detection and isolation systems. *Journal of Process Control* 19, n° 9 (2009): 1496-1510.
- [5] U. Schubert., U. Kruger., H. Arellano-Garcia «Unified model-based fault diagnosis for three industrial application studies.» *Control Engineering Practice* 19, n° 5 (2011): 479-490.
- [6] W. Favoreel., B. De Moor., P. Van Overschee. Subspace state space system identification for industrial processes.» *Journal of Process Control* 10 (2000): 149-155.
- [7] M. Harkat., G. Mourot., J. Ragot. An improved PCA scheme for sensor FDI: Application to an air quality monitoring network. *Journal of Process Control* 16 (2006) pp 625-634.
- [8] T. Tiplica., Contributions à la maîtrise statistique des processus industriels multivariés, Ph.D. Thesis, University of Angers, (2002).
- [9] R.O. Duda., P.E. Hart., D.G. Stork. *pattern classification 2nd edition*. Wiley. (2001).
- [10] K. Ghosh., Y. Seng Ng., R. Srinivasan. Evaluation of decision fusion strategies for effective collaboration among heterogeneous fault diagnostic methods. *Computers & Chemical Engineering* 35, n° 2 (2011): 342-355.
- [11] U. Schubert., U. Kruger. H. Arellano-Garcia. Unified model-based fault diagnosis for three industrial application studies. *Control Engineering Practice* 19, n° 5 (2011): 479-490.
- [12] Weber P., Medina-Olivia G., Simon C., Iung B. Overview on Bayesian networks Applications for Dependability, Risk Analysis and Maintenance areas. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 25, 4, June (2012), 671-682, DOI:10.1016/j.engappai.2010.06.002
- [13] N. Friedman., D. Geiger., M. Goldszmidt. Bayesian Network Classifiers. *Machine Learning* (Springer Netherlands) 29 (1997): 131-163.
- [14] K.P. Murphy. «Dynamic Bayesian Networks: Representation, Inference and Learning.» Ph.D. dissertation, University of California, Berkeley, (2002).
- [15] S. Verron., T. Tiplica., A. Kobi. Multivariate control charts with a Bayesian network. In 4th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO'07). (2007).
- [16] Weber P., Theilliol D., Aubrun C., Component Reliability in Fault Diagnosis Decision-Making based on Dynamic Bayesian Networks. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability* 222, 2, (2008), 161-172. DOI : 10.1243/1748006XJRR96.
- [17] Sylvain Verron., Philippe Weber., Didier Theilliol., Teodor Tiplica., Abdessamad Kobi., Christophe Aubrun. Decision with bayesian network in the concurrent faults event. In 7th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes (SafeProcess'09), 2009.