



HAL
open science

Retour d'expérience et modèle graphique probabiliste pour l'isolation de défaillances

Walid Mechri, Christophe Simon, David Morel

► **To cite this version:**

Walid Mechri, Christophe Simon, David Morel. Retour d'expérience et modèle graphique probabiliste pour l'isolation de défaillances. 12eme congrès international pluridisciplinaire en Qualité, Sureté de Fonctionnement et Développement Durable, QUALITA'2017, Aug 2017, Bourges, France. hal-01628913

HAL Id: hal-01628913

<https://hal.science/hal-01628913>

Submitted on 5 Nov 2017

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.

Retour d'expérience et modèle graphique probabiliste pour l'isolation de défaillances

Walid Mechri¹, Christophe Simon¹ & David Morel²

¹ Centre de Recherche en Automatique de Nancy, Université de Lorraine, CNRS UMR 7039,

Bd des Aiguillettes, 54506 Vandœuvre-lès-Nancy, France

@ : {walid.mechri ; christophe.simon}@univ-lorraine.fr

² PREDICT, 19 Avenue de la forêt de Haye, CS 10508, 54519 Vandœuvre-lès-Nancy Cedex, France

@ : david.morel@predict.fr

Résumé—Dans cet article, une approche probabiliste basée sur les réseaux Bayésiens est proposée. Elle est utilisée pour l'isolation de défaillances d'un système. Le principe méthodologique pour tenir compte de la connaissance des experts des causes de pannes, isoler ces pannes, mais aussi pour intégrer le retour d'expérience est décrit. L'objectif est d'améliorer le processus d'isolation pour une maintenance plus rapide.

Keywords—Arbre de diagnostic, Réseaux Bayésiens, Retour d'expérience.

I. INTRODUCTION

La nécessité permanente des industriels de fournir des services de qualité tout en garantissant la disponibilité de leurs systèmes de production les a conduits à chercher des solutions permettant de rendre ces systèmes plus performants et plus surs. Afin de répondre à ces exigences, les solutions possibles sont principalement orientées vers la fiabilité, les différents types de maintenance et la supervision. En association avec l'étape de maintenance, le diagnostic de défaillances peut être une solution pour augmenter la disponibilité par une isolation rapide des causes de défaillance. C'est l'objet de cet article.

Le diagnostic de défaillances des systèmes industriels a pour objectif de détecter et de localiser les défaillances qui surviennent sur le système supervisé ou monitoré et aussi, d'identifier les causes probables de ces défaillances. Il existe de nombreuses approches pour traiter ce problème de diagnostic. Un état de l'art de ces méthodes peut être trouvé dans [1]. Pour l'isolation des causes de pannes, plusieurs représentations mathématiques sont disponibles, mais le graphe causal et la matrice de parité sont souvent utilisés. Pour structurer le mécanisme d'isolation, il existe plusieurs situations selon le niveau des connaissances disponibles. Si aucune connaissance n'est disponible, c'est au travers de constructions statistiques que des relations causales peuvent être déterminées (data driven methods). Si le graphe causal est connu, alors il est intéressant d'estimer simultanément la probabilité d'occurrence des causes racines et les probabilités liant les causes selon leur hiérarchie. Si en plus du graphe causal, la relation entre les causes hiérarchiques est connue, alors il s'agit d'estimer la probabilité d'occurrence des causes racines. Si le graphe causal et les probabilités sont connus alors il n'y a plus qu'à utiliser le graphe obtenu.

Dans le cas des systèmes où des connaissances expertes sont disponibles, il est possible d'utiliser des modèles gra-

phiques causaux permettant de mettre en place un raisonnement automatique pour le mécanisme d'isolation [2]. En l'absence d'éléments supplémentaires à la causalité, l'isolation d'une défaillance est menée de manière systématique selon la logique portée par les relations causales. Cette démarche rend le processus d'isolation long et peu efficace.

Au cours de ces dernières années, les approches probabilistes ont apporté des résultats significatifs dans des domaines aussi variés tels que le diagnostic ou le suivi de fonctionnement d'un système industriel [3]. Certains modèles offrent un cadre de représentation des connaissances en prenant en compte les dépendances et indépendances conditionnelles entre les différents composants du système monitoré. Dans ce contexte, les Réseaux Bayésiens (RB) apportent des moyens efficaces de modélisation pour le diagnostic, la prise de décisions de maintenance [4], ou la maîtrise des risques des systèmes industriels [5].

Les RB fournissent un cadre formel de manipulation des événements probabilistes en les représentant par des variables aléatoires discrètes [6] ainsi que les relations qui les lient en les représentant par des probabilités conditionnelles. Il existe un certain nombre de modèles basés sur les RB qui sont utilisés dans le cadre de l'aide à la décision et notamment en diagnostic. Weber et Suhner proposent dans [7] une aide à la décision par simulation de RB pour définir la meilleure politique de maintenance pour chaque composant du système. Une autre application proposée dans [8] consiste à utiliser les réseaux Bayésiens statiques dans le domaine du diagnostic pour calculer les probabilités a posteriori des causes les plus probables d'une anomalie observée (observation ou évidence). Une méthode d'aide à la maintenance d'un procédé industriel est présentée dans [9]. Cette étude inclut un aspect simple du diagnostic qui repose à la fois sur les analyses fonctionnelle et dysfonctionnelle du système monitoré. Celeux *et al.* [10] proposent également d'exploiter le retour d'expérience pour évaluer les probabilités dans un modèle du RB d'un système physique et ainsi ajuster la connaissance de ce système au fil du temps.

Dans cet article, nous verrons comment les réseaux Bayésiens sont appliqués pour proposer un outil d'isolation de défaillances sur un cas industriel réduit. Il s'agit d'exploiter la structure graphique d'un graphe causal, de le convertir en réseau Bayésien et d'utiliser les algorithmes d'inférence pour calculer des probabilités de l'état des composants du système en intégrant un certain nombre de connaissances sur

Le choix du réseau Bayésien pour la construction d'un modèle probabiliste pour le diagnostic de défaillance est justifié par la possibilité de représenter et fusionner dans un même graphe des connaissances de natures diverses telles que : le comportement du système monitoré (l'analyse dysfonctionnelle), le jugement d'experts (des probabilités subjectives), les données de retour d'expérience et des observations [11].

IV. APPLICATION

Pour notre étude, le processus de dysfonctionnement d'un exemple de système industriel concret est décrit par un réseau Bayésien, via une représentation causale du phénomène de défaillance étudié. La modélisation par un réseau Bayésien se présente comme une solution intéressante à la problématique de diagnostic et à la prise en compte de la connaissance d'experts.

A. Modélisation

Pour construire le réseau Bayésien statique qui sera utilisé dans le diagnostic des défaillances, nous avons exploité un graphe causal (arbre déterministe) fourni par un expert du système étudié. Ce graphe inclut une décomposition dysfonctionnelle du cas industriel dans son ensemble. A partir de ce graphe, les relations causales qui existent entre les différents éléments (représentant les causes) sont utilisées afin d'identifier les différents nœuds du réseau Bayésien (étape qualitative de construction du modèle).

Pour l'aspect quantitatif, la définition des probabilités conditionnelles relatives à chacun des nœuds du réseau est immédiate, mais repose sur l'hypothèse d'exclusivité ou non des causes. Si l'hypothèse d'exclusivité des causes est faite alors la table de probabilité conditionnelle reliant les causes à la conséquence définit un *ou exclusif* sinon il s'agira d'un *ou inclusif*. La définition des distributions de probabilités des nœuds représentant les causes doit correspondre aux taux de répartition attendus par l'expert ou par le retour d'expérience. En l'absence de connaissance, l'équiprobabilité peut être utilisée. Par ailleurs, pour des arbres à plusieurs niveaux, la définition des probabilités marginales devient complexe puisqu'il faut satisfaire simultanément l'équiprobabilité à chacun des niveaux et qu'il existe des contraintes entre chaque niveau.

La figure 2 présente le réseau Bayésien d'une partie réduite d'un système industriel concret utilisé pour illustrer le modèle proposé. Sur cet exemple, trois causes premières $C1$, $C2$ et $C6$ sont des causes directes sur l'état de fonctionnement du système (nœud du niveau 1). $C1$ est un nœud racine alors que $C2$ et $C6$ sont des causes intermédiaires. $C6$ est la conséquence des deux causes $C61$ et $C62$. Les causes $C21$, $C22$ et $C23$ représentent des causes directes de $C2$. $C23$ est un nœud racine. En revanche $C21$ et $C22$ sont décomposés respectivement en $C211$, $C212$ et $C221$, $C222$. La figure 2 représente le résultat de cette analyse qualitative. Chacune des variables du réseau est modélisée par deux états matérialisant la présence ou l'absence. Ainsi, Cx indique la présence de la variable Cx , $\neg Cx$ son absence.

Après modélisation de l'arbre sous forme d'un réseau Bayésien les probabilités a priori et les probabilités conditionnelles de chacun des nœuds sont définies. Les probabilités marginales de chaque variable sont calculées par inférence.

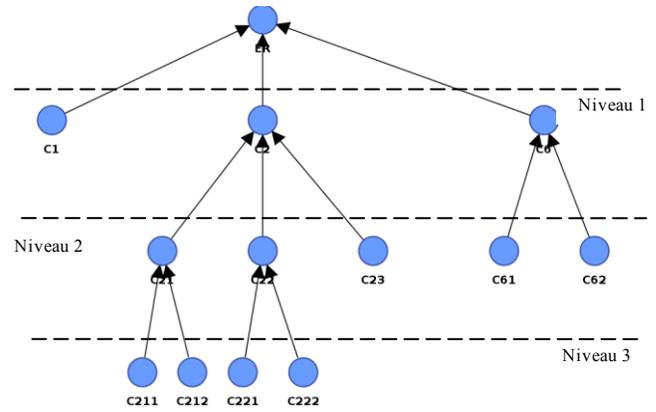


FIGURE 2. Réseau Bayésien d'une partie du système étudié

Les tables de probabilités conditionnelles associées aux différents nœuds du réseau sont définies par la fonction logique *OU exclusif*. L'expert du système précise que c'est le mode de raisonnement qui est appliqué. Si plusieurs causes sont concomitantes, chacune est isolée de manière unique et fait l'objet d'un retour dans le REX.

La quantification des probabilités est réalisée grâce aux connaissances de l'expert du système industriel. Pour chacun des modalités des nœuds, les appréciations de l'expert sont transposées en valeurs numériques des probabilités. Les valeurs des probabilités conditionnelles sachant l'observation de l'événement redouté (ER) sont données dans la table I ainsi que les probabilités conditionnelles des composants du niveau $(i + 1)$ sachant que les causes du niveau (i) sont vraies.

TABLE I. PROBABILITÉS DONNÉES PAR LES EXPERTS POUR RB

Probabilités conditionnelles	Valeurs
$[P(C1 ER) \ P(C2 ER) \ P(C6 ER)]$	[15% 50% 35%]
$[P(C61 C6) \ P(C62 C6)]$	[80% 20%]
$[P(C21 C2) \ P(C22 C2) \ P(C23 C2)]$	[80% 10% 10%]
$[P(C211 C21) \ P(C212 C21)]$	[80% 20%]
$[P(C221 C22) \ P(C222 C22)]$	[70% 30%]

Avec l'avis d'expert, les valeurs numériques fournies sur les probabilités doivent contribuer à enrichir le modèle du réseau Bayésien. Un algorithme d'optimisation est utilisé pour estimer les probabilités a priori des causes élémentaires (nœuds racines). Ces probabilités sont estimées en fonction des probabilités conditionnelles attendues (cf. table I) sachant que l'événement redouté est vrai (observé). Si aucune information n'est disponible alors l'équiprobabilité ou une autre répartition [10] peut être utilisée.

Une amélioration du modèle réseau Bayésien peut être proposée en termes de modélisation et de traitement des connaissances issues non seulement des avis d'experts, mais aussi du retour d'expérience. Dans ce contexte, la constitution d'un jeu de données de retour d'expérience pour la construction du modèle du système monitoré passe par l'intégration des informations de défaillances répertoriées au cours du fonctionnement du système.

B. Usage du REX

L'amélioration principale qui peut être apportée est dans l'usage des informations du REX. Pour un système donné, un ensemble de causes est identifié. Une base de données contient les causes identifiées de la panne du système. Si la base possède des données alors une estimation des probabilités peut déjà être réalisée sinon les données de la base peuvent provenir soit du système supervisé, soit de la supervision de systèmes équivalents (flotte), soit de sous-systèmes similaires à ceux du système monitoré.

Supposons maintenant que des données de REX soient disponibles. Les données de REX sont construites en fonction des informations fournies par le service maintenance lors de l'isolation effective de la cause des défaillances. Les différents types de scénarios de défaillance sont utilisés pour construire le REX en fonction des hypothèses suivantes extraites des pratiques de l'expert du système étudié :

- Un seul composant est défaillant entre deux itérations consécutives.
- Dans certains cas, un sous-ensemble de composants est remplacé sans isoler les causes racines.
- Une cause sur un nœud enfant du niveau $(i + 1)$ implique la cause du nœud parent du niveau (i) .

Un exemple de données REX en fonction des hypothèses ci-dessus est fourni dans le tableau II.

L'introduction du REX permet d'estimer les probabilités conditionnelles qui représentent la répartition des causes conduisant à l'événement redouté (événement représentatif de la défaillance du système monitoré). Cette répartition est calculée par des estimateurs récursifs. Les probabilités conditionnelles sont donc ajustées à chaque nouvelle information intégrée dans le REX. Ainsi, partant d'une équiprobabilité ou d'une distribution initiale fournie par les experts, les estimateurs convergent vers la distribution réelle. Les figures 3, 4 et 5 montrent l'évolution des probabilités conditionnelles pour les niveaux 1, 2 et 3 de la chaîne de causes $C21x$.

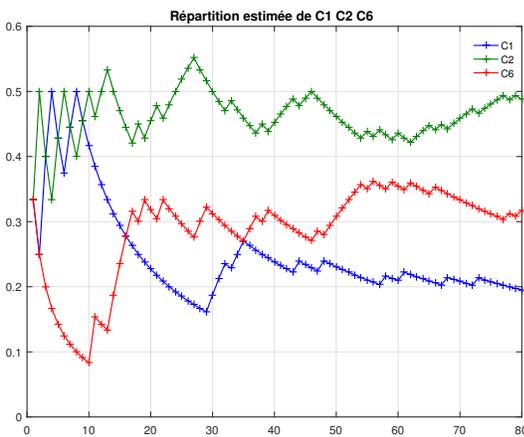


FIGURE 3. Répartition des probabilités conditionnelles du niveau 1 ($P(C1|ER)$, $P(C2|ER)$ et $P(C6|ER)$)

Les résultats obtenus montrent que les valeurs des probabilités conditionnelles estimées en exploitant les données du REX convergent vers les valeurs numériques données par

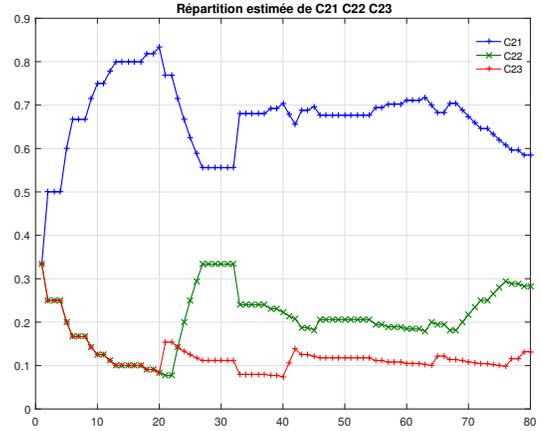


FIGURE 4. Répartition des probabilités conditionnelles du niveau 2 ($P(C21|C2)$, $P(C22|C2)$ et $P(C23|C2)$)

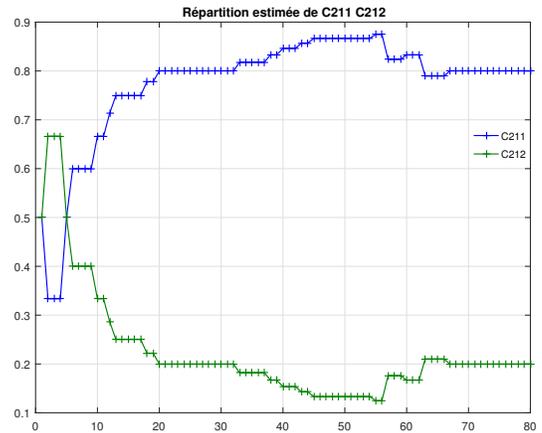


FIGURE 5. Répartition des probabilités conditionnelles du niveau 3 : ($P(C211|C21)$, $P(C212|C21)$)

l'expert du système représentées dans la table I. Ceci est dû au fait qu'il s'agit ici d'une simulation, les données réelles étant confidentielles.

C. Scénarios d'usage

Le scénario d'usage représente la méthodologie à mettre en œuvre pour isoler les causes de panne en fonction des observations faites sur le système et ajuster les probabilités en fonction du REX obtenu par l'isolation des causes. La méthodologie est donc la suivante :

- 1) Configurer le réseau Bayésien c'est-à-dire sa structure et les probabilités initiales.
- 2) A l'occurrence d'une panne, isoler la cause à l'aide du réseau Bayésien.
- 3) Intégrer dans le REX la cause identifiée. (Mise à jour du REX).
- 4) Calcul des nouvelles répartition de probabilités conditionnelles du réseau Bayésien.

TABLE II. EXEMPLE DE DONNÉES DE REX

$C1 ER$	$C2 ER$	$C6 ER$	$C21 ER$	$C22 ER$	$C23 ER$	$C61 ER$	$C62 ER$	$C211 ER$	$C212 ER$	$C221 ER$	$C222 ER$	Cause isolée	Cause réelle
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	C1	C1
0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	C222	C222
0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	C61	C61
0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	C211	C211
0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	C1	C1
0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	C22	C221 ou C222
...
...
...
0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	C61	C61

5) Estimation des probabilités des nœuds racines du RB à l'aide d'un algorithme d'optimisation en fonction de la nouvelle répartition estimée du REX.

Le rôle de cet algorithme est de trouver le composant ou l'ensemble de composants dont la panne (la cause) qui explique le mieux les observations de panne du système monitoré. Au fur et à mesure de l'intégration de nouvelles données, la séquence qui permet d'isoler la cause réelle devient optimale par la recherche de la probabilité maximale d'occurrence de la cause sachant la conséquence sommet $P(Cx|ER)$.

V. CONCLUSION

Dans cet article, un outil d'aide au diagnostic est proposé. Il est basé sur un graphe probabiliste de type réseau Bayésien. La structure du réseau Bayésien est obtenue par la transformation d'un arbre déterministe donné par un expert du système monitoré en réseau Bayésien. Au fil du temps, les données de REX sont utilisées pour mettre à jour régulièrement les probabilités du modèle, grâce à la théorie bayésienne.

Dans ce travail, le contexte opérationnel n'est pas considéré. Par ailleurs, l'isolation d'une cause peut être accéléré par l'utilisation de symptômes consécutifs à l'occurrence de pannes de composants comme des valeurs de température anormale, de vibration, etc. Ces quelques éléments forment des perspectives intéressantes d'évolution du travail réalisé dans le cadre du laboratoire commun université entreprise LabCom PHM Factory (phm-factory.univ-lorraine.fr).

ACKNOWLEDGMENT

Les auteurs remercient l'ANR pour son soutien à ces travaux menés dans le cadre du Laboratoire Commun PHM Factory entre le CRAN et la société PREDICT.

RÉFÉRENCES

- [1] R. Parouty, F. Barbier, and B. Iung, "Projet p15-2 : Health and usage monitoring system (hums) - health monitoring," Institut pour la Maitrise des Risques, Tech. Rep., 2016.
- [2] P. Weber, G. Medina-Oliva, C. Simon, and B. Iung, "Overview on bayesian networks applications for dependability, risk analysis and maintenance areas," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 25, no. 4, pp. 671–682, Jun. 2012.
- [3] P. Naim, P.-H. Wuillemin, P. Leray, O. Pourre, and A. Becker, *Réseaux Bayésiens*. Eyrolles, 2004.
- [4] E. J. Lauria and P. J. Duchessi, "A bayesian belief network for it implementation decision support," *Decision Support Systems*, vol. 42, no. 3, pp. 1573–1588, 2006.
- [5] C. Simon, P. Weber, B. Iung, and C. Duval, *RISQUES MAJEURS, INCERTITUDES ET DECISIONS*, 2016, ch. Analyse de risques multi-disciplinaire : Vers une intégration formalisée des incertitudes.
- [6] F. Jensen, *Introduction to Bayesian Networks*. NJ, USA : Springer-Verlag New York, Inc., 1996.
- [7] P. Weber and M. Suhner, "Aide au choix de stratégie de maintenance par simulation de réseaux bayésiens," in *QUALITA 2001*, 22-23 Mars 2001.
- [8] S. Xiao, Y. Hu, J. Han, R. Zhou, and J. Wen, "Bayesian networks-based association rules and knowledge reuse in maintenance decision-making of industrial product-service systems," in *Procedia CIRP*, vol. 47, 2016, pp. 198–203.
- [9] P. Weber, M. C. Suhner, and B. Iung, "System approach-based bayesian network to aid maintenance of manufacturing process," in *6th IFAC Symposium on Cost Oriented Automation, Low Cost Automation*, Berlin, Allemagne, 8-9 Octobre 2001.
- [10] G. Celeux, F. Corset, A. Lannoy, and B. Ricard, "Designing a bayesian network for preventive maintenance from expert opinions in a rapid and reliable way," *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 91, no. 7, pp. 849–856, 2006.
- [11] R. Rozas, "Intégration du retour d'expérience pour une stratégie de maintenance dynamique." Traitement du signal et de l'image, Université Paris-Est, 2014.