

Les Réseaux Bayésiens versus d'autres modèles probabilistes pour le diagnostic multiple de gros systèmes

Véronique Delcroix*, Mohamed-Amine Maalej*
Sylvain Piechowiak*

*LAMIH, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis, Le Mont Houy, 59
313 Valenciennes cedex 9

Veronique.Delcroix,Mohamed-Amine.Maalej,Sylvain.Piechowiak@univ-valenciennes.fr
<http://www.univ-valenciennes.fr/LAMIH/>

1 Introduction

Notre travail se situe dans le contexte du diagnostic multiple de systèmes fiables et de grande taille. Les systèmes que nous considérons sont constitués de composants, reliés entre eux par leurs entrées ou sorties. Un composant C est soit en bon état $ok(C)$ soit défaillant $ab(C)$. L'objectif du diagnostic est de trouver le ou les composants défaillants qui expliquent le mieux des observations de panne. Plusieurs aspects rendent cette tâche difficile : la grande taille des systèmes considérés implique qu'un grand nombre de composants peuvent être défaillants et que la liste des diagnostics correspondant à des observations de panne peut être longue ; de plus, pour les systèmes fiables, peu de scénarios de pannes sont connus et ils ne peuvent pas être utilisés pour la recherche des diagnostics. En revanche, la probabilité de défaillance de chaque composant est connue. En fonction de ces contraintes pour la recherche des meilleurs diagnostics, les réseaux bayésiens apparaissent comme un modèle très bien adapté. Après avoir décrit les réseaux bayésiens que nous utilisons, nous présentons notre algorithme de diagnostic. Nous comparons ensuite notre approche avec d'autres modèles probabilistes utilisés pour le diagnostic et expliquons en quoi ils ne sont en général pas adaptés au diagnostic multiple de systèmes fiables et de grande taille.

2 Définitions et présentation du modèle utilisé

Un *réseau bayésien* est un graphe orienté sans circuit dont les nœuds représentent les variables du système (Becker et Naïm, 1999). Dans notre modèle, les *variables* du système incluent les variables d'entrées/sorties des composants et les variables d'état (ok ou ab) des composants. A chaque nœud est associée une distribution de probabilités conditionnelles. On appelle *observations de pannes* un ensemble de variables dont la valeur est connue et incompatible avec l'état normal du dispositif : au moins un composant est défaillant. Un *état du système* représente une affectation d'un état (ok ou ab) à tous les composants du système. Un *diagnostic* est un état du système cohérent avec les observations de panne. Pour simplifier, nous désignons parfois un diagnostic comme l'ensemble des composants défaillants. Un diagnostic est *simple* ou *multiple* selon le nombre de composants défaillants. L'objectif est de calculer les "meilleurs" diagnostics

Des modèles probabilistes pour le diagnostic

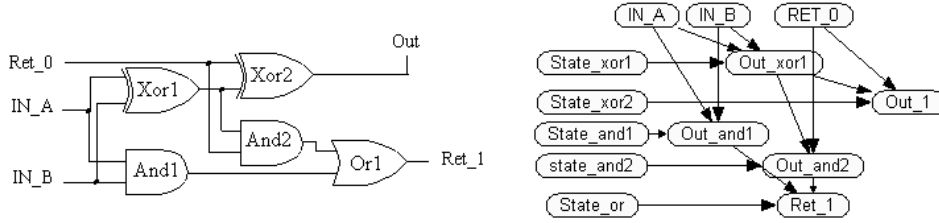


FIG. 1 – Circuit d'un additionneur un bit et son réseau bayésien

et leur probabilité *a posteriori*, $P(ab(\mathcal{C}_K) \wedge ok(\mathcal{C}_{NK}) \mid Obs)$ où \mathcal{C}_K est un sous-ensemble de composants et \mathcal{C}_{NK} est son complémentaire.

L'élaboration du réseau bayésien que nous utilisons suit le procédé décrit par (Geffner et Pearl 1987) et repris dans (Srinivas 1994) et (Lerner et al. 2000). Ce modèle inclut les probabilités de défaillance *a priori* des composants, ainsi que leur comportements en modes normal et anormal. Les variables d'état des composants sont indépendantes, mais une valeur de sortie anormale influe sur les valeurs de sortie des composants situés en aval. Le réseau bayésien d'un système complet s'obtient par l'assemblage des réseaux bayésiens élémentaires de chaque composant (voir figure 1).

3 Notre algorithme de diagnostic

Le but de notre algorithme est de calculer et d'ordonner des diagnostics simples et multiples pour un dispositif de grande taille (Delcroix et al., 2002). Le calcul de la probabilité *a posteriori* d'un diagnostic $P_{DK} = P(ab(\mathcal{C}_K) \wedge ok(\mathcal{C}_{NK}) \mid Obs)$ est extrêmement coûteux. Pour pallier ce problème, nous proposons un calcul approché à partir des probabilités de défaillance *a posteriori* de chaque composant. Notre approximation repose sur le raisonnement suivant : soient Obs un ensemble d'observations de panne et \mathcal{C}_K un ensemble de composants défaillants qui explique ces observations. Puisque l'état du système $D_K = ab(\mathcal{C}_K) \wedge ok(\mathcal{C}_{NK})$ explique les observations de pannes, et que les composants de \mathcal{C}_K sont effectivement en panne, alors les autres états du système qui pourraient aussi expliquer ces observations de panne sont écartés. Ainsi, il n'y a plus de raisons de suspecter les composants de \mathcal{C}_{NK} ; Ceci revient à approcher $P(ok(\mathcal{C}_{NK}) \mid ab(\mathcal{C}_K), Obs)$ par $P(ok(\mathcal{C}_{NK}))$. Par suite, l'approximation que nous utilisons est la suivante : $P_{DK} \approx P(ab(\mathcal{C}_K) \mid Obs) \cdot \prod_{C_k \in \mathcal{C}_{NK}} P(ok(C_k))$.

Notre algorithme commence par déterminer et ordonner la liste des composants suspects (LCS). Le calcul et le classement sont basés sur la probabilité de défaillance *a posteriori* de chaque composant. Puis la liste est tronquée de façon à réaliser la recherche des diagnostics sur un ensemble restreint de composants. Ce premier niveau ne permet pas de savoir si un composant appartient à un diagnostic simple ou multiple, ou à aucun. L'étape suivante de l'algorithme teste donc si les composants de LCS constituent des diagnostics simples. Le cas échéant, leur probabilité *a posteriori* est calculée à l'aide de l'approximation et le composant est supprimé de LCS . L'algorithme calcule enfin les diagnostics multiples et une estimation de leur probabilité *a posteriori*. Pour cela, seuls les composants restants dans LCS sont considérés.

4 Comparaison avec d'autres approches probabilistes

Notre objectif est de ne calculer que les diagnostics les plus probables parmi la liste parfois très longue des diagnostics simples ou multiples correspondant à des observations de pannes. Nous présentons ici plusieurs approches de diagnostic exploitant des modèles probabilistes et les comparons au notre.

Les travaux de (Geffner et Pearl 1987) et (Srinivas 1994) utilisent la même structure de réseau bayésien que celle décrite plus haut, mais le diagnostic consiste simplement à calculer la probabilité de défaillance *a posteriori* au niveau de chaque composant. Aucune probabilité conjointe n'est calculée. Ce calcul constitue pour nous la première étape de notre algorithme. La même structure transposée aux réseaux bayésiens dynamiques est utilisée par (Lerner et al. 2000) pour le diagnostic de systèmes dynamiques.

De nombreux travaux sur le diagnostic exploitent des structures de réseaux bayésiens assez semblables, mais la plupart traitent uniquement du calcul des probabilités *a posteriori* de chaque composant et non de la probabilité d'un état du système (Breese and Heckerman 1996), (Skaanning et al. 2000), ou encore (Kipersztok 2002). Citons aussi (Weber 2004) qui utilise des diagrammes d'influence, associant des réseaux bayésiens orientés objets et des noeuds d'utilité.

D'autres approches sur le diagnostic exploitent un réseau bayésien avec un noeud "Diagnostic" (Spiegelhalter 1993) ou (Leray, 2004). Les valeurs de ce noeud représentent tous les diagnostics possibles. L'utilisation de ces modèles pour des systèmes de grande taille est impossible du fait de l'explosion de la taille du modèle. Certains proposent un réseau bayésien exploitant les variables du dispositif mais pas l'état des composants (Darwiche 1995) ou (Ibargüengoytia et al, 2001). Dans ces cas, un deuxième modèle est nécessaire pour calculer les diagnostics intéressants.

Enfin d'autres travaux ont des objectifs assez proches des nôtres, mais n'exploitent pas ou peu les réseaux bayésiens. La méthode proposée par (De Kleer 1991) s'inscrit dans le diagnostic à base de modèle. Il évalue la probabilité *a posteriori* des diagnostics moyennant une hypothèse simplificatrice et pas toujours acceptable. Les propositions de (Kohlas et al. 1998) et (Lucas 2001) exploitent la théorie de Dempster-Shafer. Le premier exploite une description logique du dispositif et les probabilités de défaillance des composants pour calculer des probabilités *a posteriori* des diagnostics qui ne correspondent pas exactement à celles que nous calculons. La différence vient du fait que le modèle que nous utilisons prend en compte plus finement le comportement des composants en mode défaillant en incluant des probabilités. En pratique, notre approche permet de mieux exploiter l'information apportée par les observations. Enfin (Lucas, 2001) propose une méthode mixte qui permet de s'affranchir de l'hypothèse d'indépendance des composants. Il utilise un réseau bayésien portant uniquement sur l'état des composants et les observations en complément du modèle classique utilisé dans le diagnostic à base de modèle. L'inconvénient de cette méthode réside dans la difficulté de construire le réseau bayésien, dans le cas de gros systèmes fiables.

Pour conclure, parmi les types de modèles probabilistes recensés pour le diagnostic, il est difficile de regrouper tous les critères permettant la recherche des diagnostics multiples sur des systèmes fiables et de grande taille. Certaines approches intéressantes dans ce contexte exploitent des informations issues de plusieurs modèles. Un des intérêts

essentiels du type de réseau bayésien que nous utilisons est d'utiliser un modèle unique et construit de façon systématique. Cependant, le réseau bayésien permet de calculer directement les probabilités *a posteriori* des composants mais pas des diagnostics simples ou multiples. C'est pourquoi nous avons proposé un algorithme pour calculer une approximation des probabilités des états du systèmes.

Nous remercions pour leur soutien la région Nord-Pas de Calais, et le projet ST2 sur la sécurité dans les transports.

Références

- Becker A. et Naïm P. (1999), Les réseaux bayésiens, Modèles graphiques de connaissances, Eyrolles, 1999.
- Breese J.S. and Heckerman D. (1996), Decision-Theoretic Troubleshooting : A framework for repair and experiment, in UAI, 1996, pp. 124–132.
- Darwiche A. (1995), Model-based Diagnosis using Causal Networks, Proc. of the 14th IJCAI, 1995, pp 211–217.
- De Kleer J. (1991), Focusing on probable diagnoses, Proc. 9th Nat. Conf. On AI 1991, pp 842-848.
- Delcroix V., Piechowiak S. Rodriguez J. (2002), Computing diagnoses with higher posterior probability using bayesian networks, in Proc. of IPMU, 2002, pp 45–51.
- Geffner H. et Pearl J. (1987), An improved constraint-propagation algorithm for diagnosis, Proceedings IJCAI-87, Milan, 1987, pp 1105–1111.
- Ibargüengoytia P.H., Sucar L.E., Vadera S. (2001), Real time intelligent sensor validation, IEEE Transactions on Power Systems, 2001, vol. 16, pp 770-775.
- Kipersztok O. (2002), Validation of diagnostic models using graphical belief networks, in Intern. conf IPMU, pp. 39-44, 2002.
- Kohlas J., Anrig B., Haenni R. and Monney P.A. (1998) Model based diagnostics and probabilistic assumption-based reasoning, Artificial Intelligence 104 :71-106, 1998.
- Leray, P. Francois, O. (2004). Réseaux bayésiens pour la classification - méthodologie et illustration dans le cadre du diagnostic médical. RIA, 18 :169-193, 2004.
- Lerner U., Parr R., Koller D. and Biswas G. (2000), Bayesian Fault Detection and Diagnosis in Dynamic Systems, in Proceedings of AAAI-2000, pp 531–537.
- Lucas P.J.F. (2001), Bayesian model-based diagnosis, International Journal of Approximate Reasoning, 27 :99-119, 2001.
- Skaanning C., Jensen F.V. and Kjaerulff U. (2000), Printer Troubleshooting using Bayesian Networks, in IEA/AIE, 2000, pp. 367–379.
- Spiegelhalter D.J., Dawid P., Lauritzen S.L. and Cowell R.G. (1993), Bayesian analysis in expert systems, Statistical Science, 8 :219–283, 1993.
- Srinivas S. (1994) A probabilistic approach to hierarchical model-based diagnosis, 10th conf. on UAI, 538-545, Seattle, 1994.
- Weber, P. and Suhner, M. (2004). Modélisation de processus industriels par réseaux bayésiens orientés objets. Revue d'Intelligence Artificielle, 18 :299-326, 2004.