



**HAL**  
open science

# Réseaux bayésiens : un nouveau formalisme de modélisation pour la sûreté de fonctionnement

Philippe Weber, Christophe Simon

## ► To cite this version:

Philippe Weber, Christophe Simon. Réseaux bayésiens : un nouveau formalisme de modélisation pour la sûreté de fonctionnement. AFNOR, IMDR. BIVI Maîtrise des risques, AFNOR, BIVI Maîtrise des risques, pp.1-16, 2013, Articles d'auteur. hal-00905516v2

**HAL Id: hal-00905516**

**<https://hal.science/hal-00905516v2>**

Submitted on 25 Mar 2014

**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.

# Réseaux bayésiens : un nouveau formalisme de modélisation pour la sûreté de fonctionnement

---

*WEBER Philippe – Docteur en automatique de l'université de Grenoble, il est actuellement maître de conférences au Centre de recherche en automatique de Nancy (CRAN UMR CNRS 7039). Responsable de l'option Maintenance et sûreté des systèmes à l'ESSTIN, il enseigne dans le domaine de la Sûreté de fonctionnement et de la maintenance. Ses recherches sont focalisées sur l'utilisation de modèles graphiques probabiliste en sûreté de fonctionnement. Animateur du groupe de travail et de réflexion « réseaux probabilistes » de l'IMdR.*

*SIMON Christophe – Docteur en automatique de l'université Henri Poincaré (Nancy 1), il est actuellement maître de conférences au Centre de recherche en automatique de Nancy (CRAN UMR CNRS 7039). Il est secrétaire du Réseau universitaire francophone pour l'enseignement et la recherche en qualité et sûreté de fonctionnement (RUFEREQ). Animateur du groupe de travail et de réflexion « réseaux probabilistes » de l'IMdR.*

<b>1</b>	<b>POURQUOI LES RESEAUX BAYESIENS EN SURETE DE FONCTIONNEMENT ?</b>	<b>1</b>
1.1	CONTEXTE	1
1.2	POSITIONNEMENT DU PROBLEME	2
1.3	APPROCHE PAR LES RESEAUX BAYESIENS	2
<b>2</b>	<b>UN MODELE GRAPHIQUE PROBABILISTE</b>	<b>3</b>
2.1	ELEMENTS FORMELS	4
2.2	INFERENCE	5
2.3	MODELISATION EN SURETE DE FONCTIONNEMENT	5
<b>3</b>	<b>DISTRIBUTION DE PROBABILITE JOINTE ET FIABILITE</b>	<b>6</b>
3.1	EXEMPLE DIDACTIQUE	6
3.2	DISTRIBUTION JOINTE	7
3.3	CALCUL DE LA FIABILITE	7
3.4	FORME CONDITIONNELLE	9
3.5	FACTORISATION	12
<b>4</b>	<b>CONCLUSION</b>	<b>14</b>
<b>5</b>	<b>REFERENCES</b>	<b>15</b>

# Réseaux bayésiens : un nouveau formalisme de modélisation pour la sûreté de fonctionnement

*WEBER Philippe – Docteur en automatique de l'université de Grenoble, il est actuellement maître de conférences au Centre de recherche en automatique de Nancy (CRAN UMR CNRS 7039). Responsable de l'option Maintenance et sûreté des systèmes à l'ESSTIN, il enseigne dans le domaine de la Sûreté de fonctionnement et de la maintenance. Ses recherches sont focalisées sur l'utilisation de modèles graphiques probabilistes en sûreté de fonctionnement. Animateur du groupe de travail et de réflexion « réseaux probabilistes » de l'IMdR.*

*SIMON Christophe – Docteur en automatique de l'université Henri Poincaré (Nancy 1), il est actuellement maître de conférences au Centre de recherche en automatique de Nancy (CRAN UMR CNRS 7039). Il est secrétaire du Réseau universitaire francophone pour l'enseignement et la recherche en qualité et sûreté de fonctionnement (RUFEREQ). Animateur du groupe de travail et de réflexion « réseaux probabilistes » de l'IMdR.*

## 1 Pourquoi les réseaux bayésiens en sûreté de fonctionnement ?

### 1.1 Contexte

Un des principaux défis de l'ingénieur est qu'il doit maintenir et optimiser en continu la qualité des services délivrés par les objets industriels qu'il exploite tout au long de leurs cycles de vie. Pour cela, il doit disposer de modèles permettant d'évaluer l'impact des actions de maintenance ou de conduite sur le maintien en conditions opérationnelles du système et ainsi l'aider dans la prise de décisions. Malheureusement, la plupart des ingénieurs n'ont pas les moyens (outils, méthodes) pour interpréter de manière efficace les informations (connaissances et observations) relatives aux contraintes opérationnelles et aux perturbations qui conditionnent le fonctionnement de ces objets.

De plus, il est bien souvent impossible de connaître exactement l'état du système avant de prendre une décision, car l'état des composants n'est en général pas directement ni instantanément observable. La décision va donc porter sur un fonctionnement à venir du système. Cette perception imparfaite est en faveur de l'utilisation d'une évaluation probabiliste de

l'état du système. L'ingénieur dispose de quelques outils bien connus comme les arbres de défaillance, les diagrammes de fiabilité etc. mais comme le précise (Boutillier *et al.*, 1999), les outils de l'intelligence artificielle (IA) tels les réseaux bayésiens (RB) peuvent apporter une aide efficace dans la prise de décisions de conduite, de maintenance ou de réduction des risques pour des systèmes industriels.

## 1.2 Positionnement du problème

Dans Aven et Jensen (1999), un système constitué de  $n$  composants, avec chacun des durées de service aléatoires positives, est appelé un système complexe si plusieurs des composants peuvent défaillir avec une probabilité connue et conduisent ainsi à des états différents du système. Il est supposé alors que le système ainsi que les composants ont un nombre fini d'états ou de niveaux de fonctionnement : le système et les composants sont dits : multi-états. Or, l'évaluation de la fiabilité des systèmes est réalisée classiquement par des méthodes comme l'arbre de défaillance ou le diagramme de fiabilité. Dans ces cas, l'évaluation de la fiabilité d'un système complexe devient difficile car elle doit prendre en compte les effets de combinaisons des défaillances qui ne sont pas indépendantes de par la nature multi-état des composants du système. Le résultat est un développement d'une grande quantité de scénarios à modéliser qui devient fastidieux pour l'analyste. Dans ce type de circonstances, les méthodes de modélisation classiques atteignent leurs limites principalement du fait de leurs fondements basés sur des variables logiques booléennes.

## 1.3 Approche par les réseaux bayésiens

Pour résoudre ce problème, les RB offrent une solution prometteuse. Ils possèdent un pouvoir de modélisation et d'analyse important. Les RB fournissent un cadre formel permettant de manipuler ou traiter des événements probabilistes en les représentant par des variables aléatoires discrètes (Pearl 1988 ; Jensen 1996) ainsi que les relations qui les lient. La modélisation par RB est réputée pour être fondée sur un puissant formalisme d'expression des dépendances/indépendances complexes entre des variables aléatoires multi-états. Ainsi, les variables manipulées ne sont pas nécessairement booléennes. Ce formalisme est donc bien adapté à la représentation de systèmes complexes multi-états.

Malheureusement, ce formalisme de modélisation n'est pas encore totalement accepté dans le milieu industriel. L'Institut pour la maîtrise des risques (IMdR) a soutenu plusieurs projets permettant de promouvoir la modélisation par RB : le projet IMdR P04-7 (Munteanu *et al.* 2007) a permis d'évaluer la pertinence de l'approche de modélisation par RB par rapport à 7 problèmes en sûreté de fonctionnement posés par des industriels ; le projet IMdR P09-2 (Guyot *et al.* 2009) aborde la question de la validation de la modélisation par RB. En outre, ce formalisme de modélisation ne fait pas encore partie des outils de modélisation préconisés par les normes (NF EN 61025, NF EN 61078, NF EN 61165, NF EN 62502, NF EN 62551, voir références en fin d'article). Les questions posées aujourd'hui par les ingénieurs sur la modélisation par RB portent principalement sur la validité des modèles et des estimations obtenues. La preuve de la validité des algorithmes d'inférence ayant été faite (Pearl 1988) ; ce manque de confiance est donc illégitime. En revanche, la question de la validité du modèle qui est construit par l'analyste est justifiée. En effet, le formalisme de modélisation par RB n'a pas une sémantique spécifique dédiée à la sûreté de fonctionnement mais offre un formalisme général pour des problèmes de modélisation dans l'incertain.

Pour mettre en évidence l'intérêt des réseaux Bayésiens pour traiter les problèmes de sûreté de fonctionnement et de maîtrise des risques, nous proposons une série de trois articles exposant les principes de structuration des RB garantissant des modèles valides et, nous illustrons la flexibilité et l'efficacité de la représentation par RB.

- Le premier article : « Réseaux bayésiens : un nouveau formalisme de modélisation pour la sûreté de fonctionnement » III-10-80, présente les principes fondamentaux sur lesquels repose la modélisation par réseaux bayésien. Cet article rappelle quelques éléments formels de la modélisation par RB et illustre la flexibilité et l'adéquation de cette méthode à la modélisation de problèmes de sûreté de fonctionnement. Cet article fait le lien entre d'une part la définition de la loi de probabilité jointe décrivant l'ensemble des situations possibles sur un exemple de système didactique et d'autre part la structuration et la définition des paramètres d'un modèle RB du système.
- Le deuxième article : « Réseaux bayésiens : méthodologies de modélisation en sûreté de fonctionnement » III-10-81, présente l'ensemble des méthodes de construction d'un modèle RB en sûreté de fonctionnement. Chaque méthode est appliquée à un exemple didactique d'analyse de fiabilité. Cet article permet de comprendre pourquoi il existe plusieurs structures de modèle et permet de vérifier que quelque soit la méthode de construction du modèle RB, les résultats restent identiques et cohérent. Cet article présente aussi une méthode originale de construction de modèle multi-état d'un système complexe sur la base d'outils d'analyse fonctionnelle.
- Enfin le troisième article : « Réseaux bayésiens : application à l'évaluation de la fiabilité, à la maintenance et à l'analyse intégrée des risques », présente différentes applications des RB sur des cas pratiques de dimension industrielle. Cet article permet d'illustrer les avantages de la modélisation par RB dans des cas réalistes en partenariat avec des industriels. Les méthodes de structuration de la modélisation ne sont pas exposées dans leurs détails mais sont cohérentes avec les méthodes proposées dans les articles précédents. Trois applications ont été choisies pour couvrir les domaines d'application tels que la fiabilité, la maintenance, et l'analyse des risques.

## 2 Un modèle graphique probabiliste

Nous introduisons ici le formalisme des modèles graphiques probabiliste (Pearl 1988). Ces objets mathématiques reposent conjointement sur la théorie des graphes et sur la théorie des probabilités. Ils permettent de représenter un modèle factorisé d'une loi de probabilité jointe de plusieurs variables aléatoires. La théorie des graphes fournit les outils appropriés pour décrire et exploiter graphiquement les relations de (in)dépendance entre les variables. La théorie des probabilités apporte, quant à elle, un formalisme permettant de quantifier les relations de dépendance en associant à chaque variable une loi de probabilité conditionnelle.

### 2.1 Éléments formels

Le modèle graphique probabiliste qui nous intéresse est structuré sous la forme d'un graphe orienté sans circuit, en anglais *Directed Acyclic Graph*. Ce type de graphique est formé de nœuds et d'arcs orientés. Il est commode de classer les nœuds comme nœud parent ou nœud enfant. Le nœud parent est un nœud qui a un ou plusieurs arcs en direction d'autres nœuds. Un nœud enfant est un nœud connecté à d'autres nœuds par des arcs entrants. Un nœud sans

## 4 Conclusion

Dans ce premier article, nous avons présenté les principes fondamentaux sur lesquels repose la modélisation par RB. Un RB est un modèle graphique probabiliste qui permet de représenter une loi jointe d'un ensemble de variables sous une forme très compacte grâce à la factorisation de cette loi. Les algorithmes d'inférence associés aux RB permettent de calculer toutes les lois marginales en y intégrant des distributions *a priori* ainsi que l'observation de certaines variables.

Cet article illustre l'adéquation de la méthode de modélisation par RB à la sûreté de fonctionnement. Cet article fait le lien entre d'une part la définition de la loi de probabilité jointe décrivant l'ensemble des situations possibles et d'autre par la structuration et la définition des paramètres d'un modèle RB d'un système. Les lois jointes modélisées par RB peuvent être multi-états et non déterministes. Ceci permet de représenter les fonctions de structure de systèmes complexes.

Un second article intitulé : « Réseaux bayésiens : méthodologies de modélisation en sûreté de fonctionnement » présente les méthodes de construction d'un modèle RB en sûreté de fonctionnement. Chaque méthode est appliquée au système de distribution de fluide que nous avons utilisé comme exemple didactique d'analyse de fiabilité. Il présente aussi une méthode originale de construction de modèles multi-état de systèmes complexes sur la base d'outils d'analyse fonctionnelle.

## 5 Références

- 1) Allen D., Darwiche A. (2003). New advances in inference by recursive conditioning. In: Proceedings of UAI, 2-10.
- 2) Aven T. and U. Jensen (1999) Stochastic models in reliability. (Applications of mathematics), Springer-Verlag, ISBN 0-387-98633-2, SPIN 10695247, New York.
- 3) Ben Salem A., Muller A., Weber P., Dynamic Bayesian networks in system reliability analysis. 6th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes, Beijing, P.R. China (30/08/2006), pp. 481-486.

- 4) Bobbio A., Portinale L., Minichino M., Ciancamerla E. (2001). Improving the analysis of dependable systems by mapping fault trees into Bayesian networks. *Reliability Engineering and System Safety*. 71(3), 249-260.
- 5) Boudali H., Dugan J.B. (2005a). A new Bayesian network approach to solve dynamic fault trees. *IEEE Reliability and Maintainability Symposium*. 451-456, January 24-27.
- 6) Boudali H., Dugan J.B. (2005b). A discrete-time Bayesian network reliability modeling and analysis framework. *Reliability Engineering and System Safety*. 87(3), 337-349.
- 7) Boudali H., Dugan J.B. (2006). A continuous-time Bayesian network reliability modeling and analysis framework. *IEEE Transaction on Reliability*. 55(1), 86-97.
- 8) Boutillier C., T. Dean, S. Hanks (1999). Decision-theoretic planning: structural assumptions and computational leverage. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 11, 1-94.
- 9) Faÿ A., Jaray J.Y. (2000). A justification of local conditioning in Bayesian networks. *International Journal of Approximate Reasoning* 24(1), 59-81.
- 10) Guyot B., et al. (2009). Validation et représentativité d'un Réseau Bayésien en analyse des risques et sûreté de fonctionnement. *Projet IMdR P09-2*.
- 11) Jaeger M. (2002), *Relational Bayesian Networks: a Survey*, *Electronic Transactions on Artificial Intelligence*, Linköping University Electronic Press, vol. 6
- 12) Jensen F.V. (1996). *An Introduction to Bayesian Networks*. UCL Press (Ed), London.
- 13) Jensen F.V., Lauritzen S., Olesen K. (1990). Bayesian updating in causal probabilistic networks by local computations. *Computational Statistics Quarterly* 4, 269-282.
- 14) Kang C.W., Golay M.W. (1999). A Bayesian belief network-based advisory system for operational availability focused diagnosis of complex nuclear power systems. *Expert Systems with Applications*. 17, 21-32.
- 15) Madsen A., Jensen F. (1999). LAZY propagation: A junction tree inference algorithm based on lazy inference. *Artificial Intelligence* 113(1-2), 203-245.
- 16) Mahadevan S., Zhang R., Smith N. (2001). Bayesian networks for system reliability reassessment. *Structural Safety*. 23(3), 231- 251.
- 17) Medina-Oliva G. (2011). *Modélisation d'un système de production et de son environnement technique, humain et organisationnel par Réseaux Bayésiens Orientés Objet pour le choix de stratégies de maintenance*. Thèse de doctorat de Nancy Université, 12 décembre (198 pages).
- 18) Medina-Oliva G., Weber P., Iung B. (2013). PRM-based patterns for knowledge formalisation of industrial systems to support maintenance strategies assessment. *Reliability Engineering & System Safety*, August 2013, 116, 38-56.
- 19) Muller A., Weber P., Ben Salem A. (2004). Process model-based Dynamic Bayesian Networks for Prognostic. *IEEE 4th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*, Budapest, Hungary, August 26-28.
- 20) Munteanu P., Clerc C., Suhner M.C., Weber P. (2007). Réseaux Bayésiens et retour d'expérience en sûreté de fonctionnement (Etat de l'art – Adaptation spécifique aux EPSdF – Elaboration de recommandations méthodologiques). *Projet IMdR P04-7*.
- 21) NF EN 61025 (2007). *Analyse par arbre de panne (AAP)*.
- 22) NF EN 61078 (2006). *Techniques d'analyse pour la sûreté de fonctionnement - Bloc-diagramme de fiabilité et méthodes booléennes*.
- 23) NF EN 61165 (2006). *Application des techniques de Markov*.

- 24) NF EN 62502 (2011). Techniques d'analyse de la sûreté de fonctionnement - Analyse par arbre d'événement (AAE).
- 25) NF EN 62551 (2013). Techniques d'analyse de sûreté de fonctionnement - Techniques des réseaux de Pétri.
- 26) Pearl J. (1988). Probabilistic reasoning in intelligent systems: networks of plausible inference. Morgan Kaufmann Publishers Inc. San Francisco, USA.
- 27) Peot M., Shachter R. (1991). Fusion and propagation with multiple observations in belief networks. *Artificial Intelligence* 48, 299-318.
- 28) Shafer G. (1996). Probabilistic expert systems. Ed. SIAM (Society for Industrial and Applied Mathematics). ISBN 978-0-89871-373-2
- 29) Torres-Toledano J.G., Sucar L.E., (1998) Bayesian Networks for Reliability Analysis of Complex Systems. *Lecture Notes In Computer Science*; Vol. 1484. Proceedings of the 6th Ibero-American Conference on AI: Progress in Artificial Intelligence. Pages: 195 – 206, ISBN:3-540-64992-1.
- 30) Weber P., Jouffe L. (2003) Reliability modelling with Dynamic Bayesian Networks. 5th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes (SAFEPROCESS'03), Washington, D.C., USA, June 9-11.
- 31) Weber P., Medina-Olivia G., Simon C., Jung B. (2012). Overview on Bayesian networks Applications for Dependability, Risk Analysis and Maintenance areas. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 25, 4, June, 671-682.
- 32) Willemin PW. Torti L., (2012). Structured probabilistic inference, *International Journal of Approximate Reasoning*, 53(7), 946-968.