

Optimisation de la maintenance des Systèmes complexes par les réseaux bayésiens

El H. AIT MOKHTAR et R. LAGGOUNE

Laboratoire de Modélisation et d'Optimisation des Systèmes (LAMOS)
Université de Béjaïa, Béjaïa 06000, Algérie
Tél. (213) 34 81 37 08

Résumé Les méthodes d'optimisation de la maintenance existantes dans la littérature sont souvent réservées aux systèmes simples. On trouve très peu de méthode qui traitent l'optimisation de la maintenance des systèmes configurés en réseaux (systèmes complexes), où il est très délicat de prendre en considération les différents liens et facteurs qui influent sur la fiabilité de ce genre de systèmes. Le but de ce travail est de proposer un plan de maintenance optimal pour un système complexe, nous commençons d'abord, par une optimisation classique (individuelle) suivant la politique de maintenance préventive périodique avec réparation minimale à la défaillance. En suite, nous utilisons ces résultats pour le calcul de disponibilité des différents composant du système étudié et les introduire dans un réseau bayésien pour la création des tables de probabilité conditionnelle, nous étudions essentiellement l'évaluation de la disponibilité d'un système configuré en réseau. Cet outil (réseaux bayésiens) permet l'évaluation de la disponibilité du réseau de distribution d'eau potable de la ville de Bejaia, en tenant compte des différentes interactions entre les nœuds (les stations de pompage) du réseau.

Mots clés : Optimisation, Maintenance des Systèmes Complexes, Réseaux Bayésiens

8.1 Introduction

Dans la plupart des travaux existants en littérature, l'optimisation de la maintenance est souvent limitée aux composants et aux systèmes simples (dont la configuration est souvent en série ou en parallèle). Or, pour la plupart des systèmes industriels, la configuration de leurs composants est loin d'être aussi simple. On les trouve souvent configurés en réseaux. Il est donc très difficile de modéliser et de prendre en compte les différents liens et interactions entre les composants de ces systèmes. Donc, c'est ce qui justifie la rareté des méthodes (ou outils) utilisés pour l'optimisation de la maintenance de ce genre de systèmes. L'objectif principal de ce travail est l'optimisation de la maintenance préventive d'un système complexe. Dans ce cadre, les réseaux bayésiens (bayesian networks) sont révélés très utiles puisque ils permettent une représentation à la fois qualitative et quantitative des différentes relations entre les composants du modèle. La structure du réseau traduit les indépendances conditionnelles entre les variables, tandis que les probabilités conditionnelles permettent de les quantifier. Dans la première partie de ce travail nous allons optimiser les périodicités de maintenance préventive (PM) pour chaque composant en utilisant une fonction de coûts comme fonction objective suivant la politique de PM périodique avec réparation minimale à la défaillance. À partir de ces résultats nous calculons les disponibilités de chaque composant. En suite, nous utilisons ses disponibilités pour la création des tables de probabilités conditionnelles du réseau bayésien. Lors de création de ces tables de probabilité, nous introduisant le facteur d'indisponibilité dû aux interventions

de maintenance corrective pour le calcul de la disponibilité d'un nœud (composant ou sous système) sachant l'état de son nœud parent. En dernier lieu, nous calculons la disponibilité totale de notre réseau grâce aux inférences bayésiennes (en utilisant la méthode de l'arbre de jonction), et donc déterminer le meilleur plan de PM possible qui nous garantira une meilleure disponibilité pour notre système ou bien celui qui minimisera les coûts de maintenance par unité de temps.

8.2 Les réseaux bayésiens en sûreté de fonctionnement

8.2.1 Définition d'un réseau bayésien

Un réseau bayésien est un graphe dans lequel les nœuds représentent des variables aléatoires, et les arcs les influences entre ces variables. Nous associons la variable aléatoire X à ses différentes modalités ($X=x_1 ; X=x_2 ; \dots ; X=x_n$ si X peut prendre n valeurs). Quant aux arcs, ce sont les relations de causalité qui peuvent être à caractère déterministe ou probabiliste. Pour un arc reliant le fait A au fait B , il y aura une pondération qui sera la probabilité conditionnelle notée $p(A/B)$. De manière générale, les réseaux bayésiens sont donc des graphes orientés et essentiellement sans circuit, c'est-à-dire sans boucles. D'où l'appellation DAGs (Directed Acyclic Graphs).

8.2.2 Théorème de Bayes

Les réseaux bayésiens s'appuient sur Le théorème de Bayes. C'est un résultat de base en théorie des probabilités, issu des travaux de Thomas Bayes (1702-1761).

$$P(A/B) = \frac{P(A/B) \cdot P(A)}{P(B)} \quad (8.1)$$

Les réseaux bayésiens s'appuient sur Le théorème de Bayes. C'est un résultat de base en théorie des probabilités, issu des travaux de Thomas Bayes (1702-1761).

8.2.3 Construction des réseaux bayésiens

Dans la littérature, on trouve un nombre important de papiers qui parlent sur les méthodes de construction des RBs. Pour la modélisation des systèmes complexes, en vue d'optimiser la maintenance ou d'évaluer la fiabilité de ces systèmes, deux sources d'information sont généralement utilisées ; les avis d'experts et les données statistiques de retour d'expérience. Mais il est important de préciser que cette tâche est difficile et à la fois coûteuse (nécessité d'un temps d'étude important). Les étapes de construction d'un réseau bayésien sont :

1. préciser ce que nous voulons modéliser : Bien cerner les limites de ce qu'il faut inclure dans le modèle et ce qu'il ne faut pas inclure.

2. Définition des variables : Sélectionner les variables importantes et spécifier les modalités de chaque nœud pour les variables discrètes et les rangs pour les variables continues.
3. Partie quantitative : Créer les tables de probabilité à priori pour les nœuds racine (nœuds sans parents) et les tables de probabilité conditionnelle pour les autres nœuds. Ces données sont recueillies à partir des données de retour d'expérience ou à partir d'avis d'experts. (Ces valeurs doivent être normalisées ; les valeurs doivent être comprises entre 0 et 1 et leurs sommes doivent être égales à l'unité).
4. Partie qualitative : Définir la structure graphique du réseau pour établir les dépendances entre les variables (nœuds).
5. Vérification : cette étape se fait généralement par analyse de sensibilité et des essais de comportement du modèle en effectuant des scénarios connus.

Remarque : Pour faciliter la détermination des différentes interactions et dépendances entre les nœuds du réseau, [11] ont fait appel à l'analyse AMDEC (Analyse de modes de défaillances, de leurs effets et leurs criticités). Ou encore les chaînes de Markov et les arbres de défaillance.

8.2.4 Les réseaux bayésien et l'optimisation de la maintenance

Les réseaux bayésiens sont originaires de l'intelligence artificielle, ils ont été utilisés comme cadre efficace pour raisonner avec des connaissances incertaines [7], sa modélisation est sous forme d'un (graphe dirigé sans circuit) et pas un arbre lui fournit de puissants formalismes mathématiques pour modéliser les processus stochastiques complexes. Ils permettent donc le calcul exact des influences sur la fiabilité des composants ou événements dépendants contrairement aux autres méthodes tel que les arbres de défaillances [9].

Afin d'optimiser la maintenance, l'estimation de la fiabilité ou la disponibilité est nécessaire. De nombreux travaux ont proposé des méthodes d'estimation de fiabilité et de disponibilité des systèmes complexes en utilisant une démarche bayésienne. Dans [9] les auteurs ont combiné la théorie de l'évidence avec les réseaux bayésiens dans le but de former un outil efficace pour le calcul de la fiabilité en tenant en compte des incertitudes aléatoires. Donc dans leurs travail, ils ont étudié un système complexe (composé d'éléments disposés en série et en parallèle). Le réseau bayésien correspondant à ce système comporte des nœuds logique (*et* ou) puisque il a été obtenu grâce à l'arbre de défaillance de ce système. Le calcul de fiabilité de ce système est fait en introduisant le principe de " Dempster Shafer ", cette théorie consiste à allouer un nombre compris entre 0 et 1 pour indiquer le degré de croyance sur une proposition donnée, cette allocation est appelée masse de croyance et ne doit pas être considérée comme une probabilité. Cette méthode à permis d'obtenir des résultats similaire en utilisant les chaînes de Markov. Dans [8], le système étudié est composé de deux sous systèmes disposé en parallèle et chaque sous système est composé de deux composants en série, ils ont pris comme données les temps à la défaillance, sachant que deux composants suivent la loi de Weibull et les deux autres suivent

la loi exponentielle et comme variable de sortie la fiabilité du système. Les résultats de simulation peuvent être mis à jour après obtention de nouvelles observations en ajoutant des nœuds binaires (*oui/non*) qui décrivent l'état du système dans un temps donné (évidence). Dans [5], les auteurs ont étudié un cas réel, système de filtration dans une usine de fabrication de carbone noir dans le but de proposer un plan de maintenance préventive pour ce système. Pour modéliser l'arrêt du système il a introduit 04 nœuds, la défaillance d'un équipement, comportement de l'opérateur, âge du filtre et la température de fonctionnement. A partir de ces données il a estimé la fiabilité du système et l'intégrer dans un modèle de maintenance pour dégager un plan de maintenance préventive. Les réseaux bayésiens peuvent aussi être utilisés pour l'estimation de la disponibilité des systèmes, dans [3], les auteurs ont choisi d'étudier la disponibilité d'un système par les réseaux bayésiens hybrides (deux types de variables, continues et discrètes) puisque selon eux les principales causes qui influent directement sur le calcul de la disponibilité d'un système industriel sont les temps de réparation, les retards logistiques, les temps de maintenance programmées et les temps à la défaillance et toutes ses variable sont continues, d'où l'utilisation des réseaux bayésiens hybrides. Les DOOBN (réseaux bayésiens dynamique orientés objet) est une autre variante des réseaux bayésiens est aussi utilisée en sûreté de fonctionnement des systèmes complexes, on la trouve par exemple dans [11] pour l'analyse des influences induite par les pannes sur le système. Le modèle qu'ils ont proposé dans cet article permet aussi de simuler des scénarios de pannes de différents composants du système dans le but de prévoir l'impact de ces défaillances sur le fonctionnement du système et aussi, estimer la fiabilité du système. Dans [1] et toujours dans le cas de simulation des scénarios, les auteurs de cet article ont estimé la fiabilité d'un système complexe suivant quatre scénarios différents, dans le premier cas les tables de probabilités conditionnelles sont connues, dans le deuxième cas ces tables sont inconnues, le troisième cas montre l'apport de l'ajout de données supplémentaires, quand au dernier cas il a estimer la fiabilité sachant que les données sont collecté au fil du temps et ajoutées au fur et à mesure. On trouve aussi les réseaux bayésiens dans l'analyse des risques puisque ils permettent l'analyse des événements de basses fréquences tel que les accidents, et en maintenance un tel événement est très important puisque il arrive rarement mais avec de lourdes conséquences [10], dans [6] les réseaux bayésiens sont utilisés pour l'estimation d'occurrence d'accidents avec mise à jour après obtention de nouvelles données. Il est à noter aussi que les réseaux bayésiens sont aussi utilisés pour les systèmes redondants et permettent aussi d'apporter des améliorations pour la modélisation de ces systèmes [7] puisque il nous permet de tenir en compte les facteurs de couverture (coverage factors), ce facteur est défini comme étant la probabilité qu'une défaillance simple d'un système redondant entraîne une défaillance du système complet. Ce facteur peut être modélisé dans les arbres de défaillance [2]. Mais selon [7] il trouve une application naturelle dans les réseaux bayésiens.

8.3 Application

Nous avons choisi d'étudier le réseau de distribution d'eau potable de la ville de Bejaia, les différentes étapes de cette étude sont illustrées ci-dessous.

8.3.1 Construction du réseau bayésien

Pour la modélisation du système étudié sous forme d'un réseau bayésien, nous avons utilisé trois types de données : le schéma de disposition des différentes stations de pompage du système et les avis d'experts pour la construction de la structure du réseau. Nous avons aussi utilisé les données statistiques de retour d'expérience et les avis d'experts pour la création des tables de probabilité du réseau. Sur la figure 1 et la figure 2 sont représentés le schéma de distribution d'eau potable de la ville de Béjaia et son réseau bayésien correspondant.

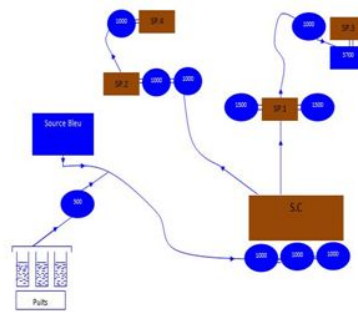


FIGURE 8.1. Schéma du réseau de distribution d'eau

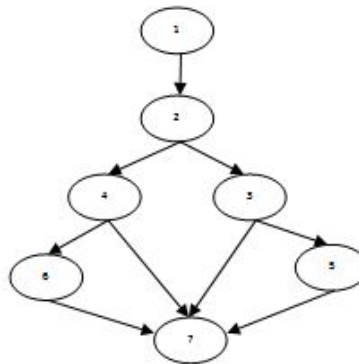


FIGURE 8.2. Réseau Bayésien de la fig 1

8.3.2 Détermination des périodicités de PMs pour chaque nœud

Le but de cette partie est de déterminer les périodicités optimales des maintenances préventives pour chaque nœud afin de les utiliser dans les étapes suivantes. Pour cela nous avons opté pour le choix de la politique de PM périodique avec réparation minimale à la défaillance. Cette politique est basée sur les hypothèses suivantes :

- Le système reçoit des actions de PM dans des périodes distinctes et successives dans le temps.
- Après chaque défaillance une réparation (maintenance corrective (CM)) minimale est effectuée, le système après CM est remis à son état juste avant la défaillance.
- Le processus de défaillance du système est le processus de poisson non homogène (NHPP). Nous supposons qu'après chaque action de PM l'intensité de défaillance du système est réduite d'une quantité fixe δ ; Après la i^{me} action de PM, la fonction d'intensité de défaillance du système s'écrit :

$$\lambda(t_i) = \lambda(t) - (i.\delta) \quad (8.2)$$

- Après k actions de PM le système reçoit une révision générale (GR).
- Le coût d'une PM est noté C_P
- Le coût d'une CM est noté C_D
- Le coût d'une GR est noté C_R

La fonction des coûts par unité de temps de ce modèle s'écrit :

$$C(T) = \left[\frac{(k-1)C_P + C_R}{kT} \right] + \frac{C_D}{kT} \left[\left(\frac{T(k-1)}{\eta} \right)^\beta - (k-1)^2 \frac{\delta k T}{2} \right] \quad (8.3)$$

A partir des données de retour d'expérience des différentes stations du réseau, nous calculons les temps optimaux qui minimisent la fonction des coûts pour chaque station et pour différentes valeurs de k (de 4 à 10).

8.3.3 Calcul des disponibilités des nœuds

La disponibilité d'un système est donnée par le rapport du temps de bon fonctionnement sur l'ensemble du temps où le système est sollicité. Pour notre cas, le temps de sollicitation est le temps à une GR. Quand au temps de bon fonctionnement, il est égal au temps total de sollicitation moins le temps d'arrêt. En supposant que les temps entre l'arrivée des défaillances et leurs interventions correctives respectives sont négligeables. Le temps d'indisponibilité (d'arrêt) d'un système dans un intervalle de temps kT est :

$$T_a = T_R + T_P \cdot (k - 1) + T_C \cdot \int \lambda(u) \cdot d(u) \quad (8.4)$$

Avec T_R , T_P et T_D sont respectivement le temps d'une GR, le temps d'une PM et le temps d'une CM. La fonction de disponibilité s'écrit donc :

$$A(T) = 1 - 1 / \left[\frac{(k - 1)C_P + C_R}{kT} \right] + \frac{C_D}{kT} \left[\left(\frac{T(k - 1)}{\eta} \right)^\beta - (k - 1)^2 \frac{\delta k T}{2} \right] \quad (8.5)$$

Pour le calcul de disponibilité d'un nœud sachant que son nœud parent est non disponible, nous multiplions sa disponibilité par un facteur P_{yx} . Ce facteur représente le pourcentage de pannes du nœud parent y dont leurs temps d'arrêt est supérieur au temps de vidange de ce nœud x . Il est donné par la formule suivante :

$$P_{yx} = 1 - \frac{TID_{yx}}{T - TID_x} \quad (8.6)$$

Où T est la période d'inspection.

TID_x est le temps d'indisponibilité du nœud x dû à ses arrêts.

TID_{yx} est le temps d'indisponibilité du nœud x dû aux arrêts de son nœud parent y .

8.3.4 Détermination du plan de PM du système

Cette partie consiste à essayer de combiner entre les différents plans de PM de tous les nœuds du réseau de façon à avoir la meilleure disponibilité possible du nœud client en tenant en compte des différentes interactions entre les nœuds du réseau, pour cela, nous déterminons les temps de PMs optimales de chaque nœud en variant le k (nombre de PM avant la GR) en utilisant la politique de PM périodique avec réparation minimale à la défaillance. Ces temps optimaux vont être, ensuite, utilisés pour le calcul de la disponibilité correspondante à chaque nœud et pour chaque k en utilisant la formule (5). En suite, utiliser ces disponibilités pour le calcul de la disponibilité du nœud client, en essayant toutes les combinaisons possibles des disponibilités entre les nœuds du réseau.

La disponibilité totale du réseau est obtenue en utilisant les inférences bayésiennes (calcul des probabilités marginales d'événements reliés les un aux autres par des relations de cause à effet). Pour se faire, nous utilisons l'algorithme de l'arbre de jonction (junction tree) de Jensen [4] programmé sous MATLAB.

8.4 Conclusion

Les réseaux bayésiens s'avèrent un outil très intéressant pour la modélisation des systèmes configurés en réseau. Dans ce travail nous avons présenté une nouvelle méthode d'évaluation

de la disponibilité des systèmes complexes, elle nous a permis de calculer la disponibilité d'un système configuré en réseau, et cela en tenant compte des interactions entre les composants de ce système. A partir des résultats obtenus, nous avons pu proposer un plan de maintenance qui maximise la disponibilité de ce système. Le choix de ce plan c'est fait manuellement. Donc, en perspective, nous souhaitons améliorer la méthode de choix du plan de maintenance en proposant une procédure d'optimisation qui permet de coordonner entre les interventions de maintenance préventive en garantissant une meilleure disponibilité ou en minimisant les coûts de maintenance.

Références

1. Alyson G, Wilson, Aparna V, Huzurbazar *Bayesian networks for multilevel system reliability* , Reliability Engineering and System Safety 92, 1413-1420 2007
2. Amari S, Dugan JB, Misra R *A separable method for incorporating imperfect fault-coverage into combinatorial models* , IEEE Transactions on Reliability 48, 267-74. 1999
3. Bobbio A, Portinale L, Minichino M and Ciancamerla E, *Improving the analysis of dependable systems by mapping fault trees into Bayesian networks* , Reliability Engineering and System Safety 71 (3), 249-260. 2001
4. Jensen F, Lauritzen S, Olesen K, *Bayesian updating in recursive graphical models by local computations* , Computational Statistical Quarterly 4, 269-282 1990
5. Jones B, Jenkinson I, Yang Z, Wang J, *The use of Bayesian network modelling for maintenance planning in a manufacturing industry* , Reliability Engineering and System Safety 95, 267-277. 2010.
6. Khakzad N, Khan F, Amyotte P, *Safety analysis in process facilities Comparison of fault tree and Bayesian network approaches*, Reliability Engineering and System Safety 96, 925-932. 2011
7. Langseth H, Portinale L, *Bayesian networks in reliability.* , Reliability Engineering and System Safety 92, 92-108. 2007.
8. Marquez D, Neil M, Fenton N, *Improved reliability modeling using Bayesian networks and dynamic discretization*, Reliability Engineering and System Safety 95, 412-425. 2010.
9. Simona C, Weber P, Evsukoff A, . *Bayesian networks inference algorithm to implement Dempster Shafer theory in reliability analysis*, Reliability Engineering and System Safety 93, 950-963. 2008.
10. Weber P, Medina-Oliva G, Simon C, Iung B , *Overview on Bayesian networks applications for dependability risk analysis and maintenance areas* , Engineering Applications of Artificial Intelligence 25, 671-682. 2012
11. Weber P, Jouffe L , *Complex system reliability modelling with Dynamic Object Oriented Bayesian Networks (DOOBN)* , Reliability Engineering and System Safety 91, 149-162. 2006.