

Une nouvelle méthode de diagnostic basée sur la conversion d'un arbre de défaillances en réseau bayésien

Abdelaziz LAKEHAL¹, Zine GHEMARI²

¹*Ecole nationale supérieure de technologie, ENST ex CT siège DG SNVI Route Nationale N° 5 Z.I, Rouiba – Alger- Algérie. lakehal21@yahoo.fr*

²*Département génie électrique, université de M'sila, B.P 166 ICHBELIA .M'sila, Algérie. ghemari-zine@live.fr*

Résumé— L'arbre de défaillances (AdD) est une méthode d'analyse déductive basée sur la réalisation d'un arborescence qui permet d'identifier les combinaisons de défaillances, tandis que les réseaux bayésiens (RB) sont des outils de raisonnement sous l'incertitude. Dans cet article, vu que les deux outils ont un aspect probabiliste, nous allons donner une nouvelle méthode de diagnostic des défaillances basée sur la conversion d'un AdD en RB, afin d'assouplir quelques contraintes typiques aux AdD, et de montrer la forte contribution que donnent les RBs dans le traitement des problématiques de diagnostic. Dans la fin de cet article un diagnostic de défaillances d'un turbocompresseur (TC) est présenté.

Mots clefs — Diagnostic, réseau Bayésien (RB), Arbre de défaillances (AdD), Turbocompresseur (TC).

Astract— The fault tree (FT) is a method of deductive analysis based on the realization of a tree that is used to identify combinations of failures, while Bayesian networks (BNs) are tools for reasoning under uncertainty. In this paper, since both tools have a probabilistic aspect, we give a new method for diagnosis of failures based on the conversion of a FT in BN, to ease some typical constraints on FT, and mount the strong contribution that gives the BNs in the treatment of problems of diagnosis. In the end of this paper a fault diagnosis of a turbo-compressor (TC) is presented.

Key words — Diagnosis, Bayesian networks (BN), Fault tree (FT), Turbo-compressor (TC).

1. INTRODUCTION

La détection, le diagnostic, et la remise en état, représente les trois éléments essentiels à la maîtrise des systèmes industriels [1]. La surveillance consiste à suivre le comportement du système industriel, elle commence par la détection (identification, probabilité d'occurrence), et se termine par un diagnostic (prise de décision). Un système de surveillance est mis en place dès la mise en route du système industrielle, il se base sur une évaluation d'expert, passage aux valeurs limites d'un précurseur, ou voir même une mauvaise qualité d'un produit. En fonction de la nature du système et le type d'information qui contient ce dernier, dépend la nature de l'élément de surveillance, il est possible de distinguer trois principaux types d'approches pour la surveillance [2] : les méthodes à base de modèles analytiques, les méthodes basées sur les données, et les méthodes à base de connaissances.

Les méthodes basées sur des modèles analytiques utilisent un modèle décrit par des relations mathématiques représentant les différentes relations physiques du système qui découlent de l'application de lois fondamentales de divers domaines (physique, chimie, électricité, thermodynamique, mécanique, etc.). L'objectif de ce type d'approche est de réussir à faire la distinction entre les résidus causés par des fautes (causes assignables) et les résidus causés par les autres sources de variation (causes aléatoires). Dans ce cas, la présence de faute est détectée en appliquant des seuils adéquats sur les résidus [3].

Actuellement la plupart des systèmes industriels sont de plus en plus automatisés, permettant ainsi la récupération des données. Il est à noter aussi que la quantité et la variété de données à traiter est tellement importante qu'un opérateur ne peut pas directement suivre chaque variable du système. Nous faisons donc appel à des techniques basées sur les données pour représenter l'information exprimée par toutes les variables du système. Certaines techniques permettent la détection alors que d'autres s'intéressent au diagnostic. Parmi, ces méthodes, nous pouvons notamment citer les approches par cartes de contrôle, par analyse en composantes principales et par projection dans les structures latentes pour la phase de détection [2], alors que pour la phase de diagnostic, nous retrouvons principalement des outils de classification tels que l'analyse discriminante [4], ou les réseaux de neurones [5].

En l'absence de modèle analytique du système, la solution pour assurer une surveillance réside dans l'exploitation de la connaissance qualitative que détiennent des experts sur le système étudié. On peut citer quelques techniques telles que les systèmes experts [4], l'AMDE (Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets), l'AMDEC (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leurs Criticités) [6], ainsi que les arbres de défaillances (AdDs).

Dans la suite de cet article on s'intéresse à l'AdD. L'analyse par AdD est une méthode de type déductif. En effet, il s'agit, à partir d'un événement redouté défini a priori, de déterminer les enchaînements d'événements ou combinaisons d'événements pouvant finalement conduire à cet événement. Cette analyse permet de remonter de causes en causes jusqu'aux événements de base susceptibles d'être à l'origine de l'événement redouté.

Les possibilités de modélisation offertes par AdD, l'une des techniques les plus connus pour l'analyse de la sûreté de

fonctionnement des systèmes critiques, peuvent être étendues, en s'appuyant sur les réseaux bayésiens (RBs) [7]. Ce formalisme permet d'assouplir certaines contraintes qui sont typiques de l'AdD. En outre, RBs permettent de représenter les dépendances locales et d'effectuer des analyses sur la base du raisonnement à la fois pour le diagnostic et pour la prédiction [8].

L'exploitation quantitative et qualitative de l'arbre, ne peut être effectuée qu'à partir d'un arbre réduit. Les logiciels informatiques développés depuis une dizaine d'années permettent de déterminer automatiquement les probabilités tout au long de l'arbre. L'AdD regroupe les méthodes analytiques, la simulation de Monte-Carlo, et les diagrammes de décision. En raison de l'utilisation limitée de la simulation de Monte-Carlo, l'approche analytique est fréquemment la plus utilisée pour la détermination des probabilités par AdD. Afin de réduire la marge d'erreur en raison des données inexactes et incomplètes des événements primaires, certains auteurs ont récemment utilisé la théorie floue en combinaison avec l'AdD [9,10]. Un AdD, en plus qu'il est limité à évaluer une seule variable de sortie, il ne permette pas la représentation de plusieurs variable d'état (ce qui est généralement le cas pour les analyses de sûreté de fonctionnement et de risque) [11], Par contre un RB peut combler ces insuffisance, car il a la capacité d'évaluer plusieurs variables de sortie dans le même modèle.

Dans cet article nous allons donner une nouvelle méthode de diagnostic des défaillances basée sur l'utilisation d'un AdD, et un RB. Avant de terminer cet article par donner quelques conclusions, nous montrerons l'efficacité de l'outil proposé à travers une étude de cas d'un turbocompresseur (TC).

2. ARBRE DE DEFAILLANCES

L'analyse par AdD fut historiquement la première méthode mise au point en vue de procéder à un examen systématique des risques. Visant à déterminer l'enchaînement et les combinaisons d'évènements pouvant conduire à un événement redouté pris comme référence, l'analyse par AdD est maintenant appliqué dans de nombreux domaines tels que l'aéronautique, le nucléaire, l'industrie chimique, etc.

2.1. Construction de l'arbre

Quelle que soit la nature des éléments de base identifiés, l'analyse par AdD est fondée sur la base que les évènements sont indépendants. Ils ne seront pas décomposés en éléments plus simples faute de renseignements, d'intérêt ou bien parce que cela est impossible, et que leur fréquence ou leur probabilité d'occurrence peut être évaluée. Ainsi, l'analyse par AdD permet d'identifier les successions et les combinaisons d'évènements qui conduisent des évènements de base jusqu'à l'évènement indésirable retenu.

A l'aide de règles mathématiques et statistiques, il est alors théoriquement possible d'évaluer la probabilité d'occurrence de l'évènement final à partir des probabilités des évènements de base identifiés. L'analyse par AdD d'un événement redouté commence par une première étape qui consiste à définir l'évènement redouté étudié, ensuite

l'élaboration de l'arbre, et enfin l'exploitation de cet arbre. Il convient d'ajouter à ces étapes, une étape préliminaire de connaissance du système. Cette dernière est primordiale pour mener l'analyse et nécessite le plus souvent une connaissance préalable des défaillances. Les liens entre les différents évènements identifiés sont réalisés grâce à des portes logiques de type « ET » et « OU » par exemple (figure 1).

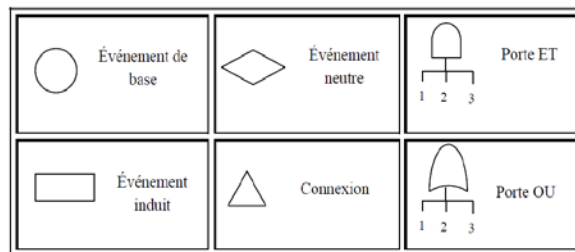


Fig.1 Principaux éléments d'un AD

2.2. Analyse qualitative des défaillances

L'exploitation qualitative de l'arbre vise à examiner dans quelle proportion une défaillance correspondant à un événement de base peut se propager dans l'enchaînement des causes jusqu'à l'évènement final. Pour cela, tous les évènements de base sont supposés équiprobables et on étudie le cheminement à travers les portes logiques d'évènement ou de combinaisons d'évènements jusqu'à l'évènement final. De manière intuitive, une défaillance se propageant à travers le système en ne rencontrant que des portes « OU » est susceptible de conduire très rapidement à l'évènement final. A l'inverse, un cheminement s'opérant exclusivement à travers des portes « ET » indique que l'occurrence de l'évènement final à partir de l'évènement ou la combinaison d'évènements de base est moins probable et démontre ainsi une meilleure prévention de l'évènement final.

2.3. Analyse quantitative des défaillances

L'exploitation quantitative de l'AdD vise à estimer, à partir des probabilités d'occurrence des évènements de base, la probabilité d'occurrence de l'évènement final ainsi que des évènements intermédiaires. Il ne s'agit pas d'une démarche qui permet d'accéder avec exactitude à la probabilité de chaque évènement. Elle doit être mise en œuvre dans l'optique de hiérarchiser les différentes causes possibles et de concentrer les efforts en matière de prévention sur les causes les plus vraisemblables. En pratique, il est souvent difficile d'obtenir des valeurs précises de probabilités des évènements de base. En vue de les estimer, il est possible de faire appel aux bases de données, aux jugements d'experts, aux essais lorsque cela est possible, et au retour d'expérience sur l'installation ou des installations analogues.

À partir des probabilités des évènements de base, il s'agit de remonter dans l'AdD en appliquant les règles représentées sur la figure 2.

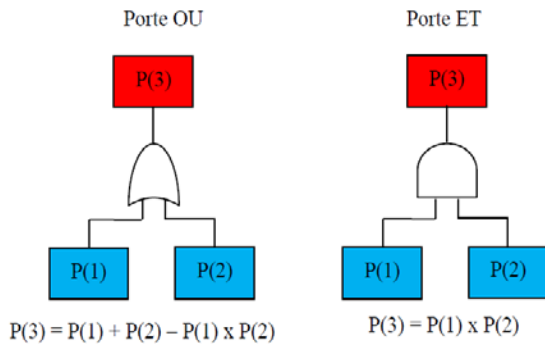


Fig.2 Exploitation quantitative de l'AD

3. LES RESEAUX BAYESIENS

Les modèles graphiques probabilistes, comme les RBs [12], ont été largement répandus pour résoudre de divers problèmes (par exemple, diagnostic, classification, prédiction des défaillances, analyse des risques) [13,8,14]. Ces modèles sont caractérisés par leur capacité de traiter l'information incertaine et de représenter les interdépendances entre différentes variables d'un problème donné. L'avantage des modèles graphiques probabilistes est la représentation graphique intéressante à partir des modèles faciles à comprendre et interpréter. Le raisonnement à partir de modèles graphiques probabilistes facilite le traitement des problèmes tel que la prévision ou le diagnostic. En outre, on le sait que l'analyse probabiliste des défaillances a beaucoup d'avantages parce qu'elle permet d'évaluer la probabilité d'échec d'un système complexe pour que ses points faibles peuvent être identifiés. Un autre avantage des modèles graphiques probabilistes concerne les divers outils développés qui participent et qui facilitent la construction d'un modèle représentant un problème donné.

Dans les méthodes bayésiennes, les informations a priori, la vraisemblance, et les informations a posteriori sont représentées par des distributions de probabilité. Une probabilité a priori représente la distribution de probabilité d'une connaissance ou d'une croyance, concernant un sujet ou une variable avant que le paramètre qu'il représente soit observé. La vraisemblance est une fonction de paramètre d'un modèle statistique, reflétant la possibilité d'observer une variable si ces paramètres auraient une valeur. Une probabilité a posteriori est la probabilité conditionnelle sur les données recueillies par combinaison de probabilité a priori et vraisemblance via le théorème de Bayes [15].

Un RB peut se définir comme un modèle graphique probabiliste. Il porte également d'autres appellations comme réseaux probabilistes ou réseaux de croyances. Un RB est un outil complet permettant la visualisation de variables et de leurs dépendances (ou indépendances). Il permet également de décrire quantitativement le fonctionnement d'un système grâce aux différents calculs de probabilités concernant les variables du système. Généralement, on modélise les variables aléatoires comme étant des nœuds. On peut alors dresser un arc entre certaines variables du système. Les arcs tracés peuvent rendre compte d'un phénomène de causalité entre les variables reliées (réseaux causaux).

Le fait d'indiquer un arc entre deux variables implique une dépendance directe entre ces deux variables : l'une est le parent, et l'autre l'enfant. Il faut fournir le comportement de la variable enfant au vu du comportement de son ou ses (s'il y en a plusieurs) parents. Pour cela, chaque nœud du réseau possède une table de probabilités conditionnelles. Une table de probabilités conditionnelles associée à un nœud permet de quantifier l'effet du ou des nœuds parents sur ce nœud : elle décrit les probabilités associées aux nœuds enfants suivant les différentes valeurs des nœuds parents. Pour les nœuds racines (sans parents), la table de probabilité n'est plus conditionnelle et fixe alors des probabilités a priori concernant les valeurs de la variable [12].

Les RBs interdisent les dépendances enfant vers parents. Ainsi, l'ensemble de variables et des arcs vont former un graphe dirigé (les arcs possèdent un sens), et acyclique (pas de cycle dans le graphe).

Un RB (figure 3) est défini par [16] :

- un graphe acyclique orienté $G, G = (V, E)$, où V est l'ensemble des nœuds de G , et E est l'ensemble des arcs de G ,
- un espace probabilisé (Ω, Z, P) , avec un ensemble fini non-vide, Z un ensemble de sous-espaces de Ω , et P une mesure de probabilité sur Z avec $P(\Omega) = 1$,
- un ensemble de variables aléatoires associées aux nœuds du graphe G et défini sur (Ω, Z, P) , tel que :

$$p(V_1, V_2, \dots, V_n) = \prod_{i=1}^n p(V_i / C(V_i))$$

Où $C(V_i)$ est l'ensemble des parents (ou causes) de V_i dans le graphe G .

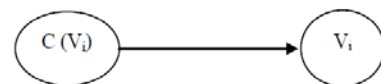


Fig.3 Représentation graphique d'un simple RB

4. CONVERSION DE L'ARBRE DE DEFAILLANCES EN RESEAU BAYESIEN

Après avoir construit l'AdD, la première étape pour la construction d'un RB à partir d'un AdD consiste à convertir la représentation graphique de l'AdD en RB. Les éléments graphiques de base pour un AdD sont les événements et porte logique ET, et OU, tandis que pour les RBs les éléments de base sont les nœuds qui représentent les événements et les arcs qui modélisent les dépendances. Il existe des méthodes de transformations d'AdD en RB qui consiste à transformer les portes logiques d'un AdD en nœuds sur le RB, ces méthodes augmentent le nombre nœuds et rendent les calculs compliqués et difficiles, cependant la construction adoptée dans cet article consiste à transformer les différents type d'événements d'un AdD en nœuds dans le RB associé, tandis que les portes logiques ET/OU ne participent pas dans la forme graphique du réseau [17,7]. Dans un RB, les connexions entre les événements d'un AdD seront représentés par des arcs qui traduisent la dépendance entre ces événements, et les relations de type causes – effet, les différents types d'événements seront représentés par des nœuds, sur la base que les événements de base seront les nœuds d'entrée, et dans le cas où un événement se répète dans l'AdD, il sera représenté par un seul nœud (figure4).

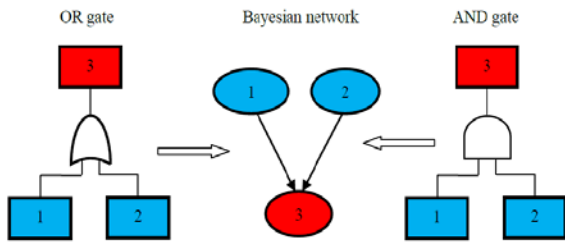


Fig.4 Conversion graphique d'un AD en RB

Le calcul des probabilités représente la deuxième étape dans la construction du RB à partir d'un AdD, il consiste à affecter les probabilités d'occurrence des événements de base (primaires) de l'AdD aux nœuds racines comme probabilités a priori. Pour le cas des événements induits (intermédiaires) et l'évènement redouté (sommet de l'arbre, évènement final), les probabilités associées seront calculées sur la base du calcul des probabilités conditionnelles (figure 5).

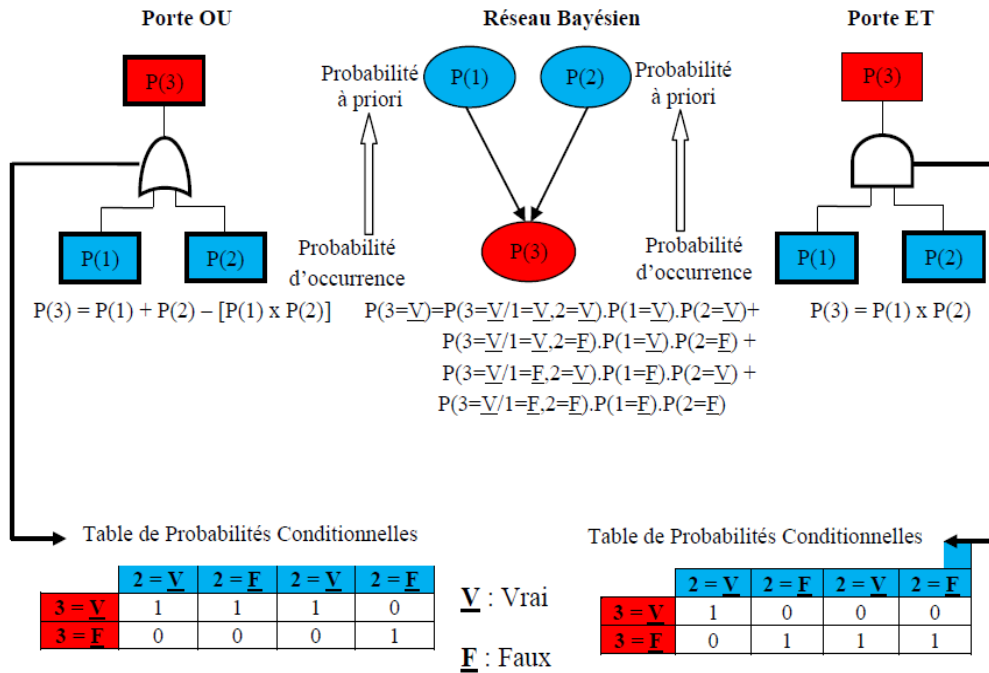


Fig.5 Conversion numérique d'un AD en RB.

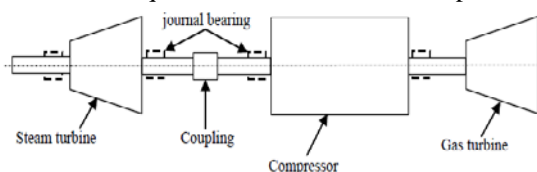
Fig.6 Schéma synoptique de l'équipement

5. ANALYSE DE DEFAILLANCES D'UN TURBOCOMPRESSEUR

5.1. Description de l'équipement

Le turbocompresseur (TC) est composé de trois machines; une turbine à vapeur de condensation multi étagée dans laquelle la vapeur traverse plusieurs étages, les uns derrière les autres, aux fin d'une utilisation économique de son énergie, accouplée à un compresseur axial divisé en deux groupes d'étages, et qui est à son tour connecté à une turbine à gaz, dont le rotor est commun pour le compresseur et la turbine à gaz.

Le rotor du compresseur et celui de la turbine à vapeur reposent dans des paliers lisses, régulés, et lubrifiés par une huile lubrifiante. Ils sont fixé en direction axiale dans deux paliers de butée l'un côté compresseur et l'autre côté turbine à vapeur (figure 6). Le système d'huile du type compact fournit non seulement l'huile pour les paliers et autres points de lubrification des machines et de leurs accessoires, mais aussi l'huile motrice pour les régulateurs et les positionneurs, ce qui rend le circuit d'huile complexe.



5.2. Analyse par arbre de défaillances

Pour commencer la construction de l'AdD associé au TC, une codification est présentée dans le Tableau 1, pour les différents événements, ainsi que les probabilités d'occurrences associées.

L'évènement redouté est l'arrêt du TC (voir figure 7), En pratique, pour réaliser notre AdD, le problème consiste à chercher les causes nécessaires et suffisantes pour que la machine soit à l'arrêt, la solution permet de identifier un certain nombre d'évènements intermédiaires qui vont constituer le premier niveau de l'arbre. Avec le même principe nous allons obtenir le deuxième niveau, nous recherchons les causes nécessaires pour que l'évènement intermédiaire puisse apparaître.

Les nœuds en jaune sur la figure 7 représentent les causes ou les événements de base de l'évènement redouté représenté avec la couleur rouge (arrêt du TC), les autres nœuds (vert et bleu) représentent les événements intermédiaires des différents niveaux, les nœuds en pointillé représentent une cause commune. Des probabilités sont attribuées aux différents événements de base sur l'AdD (voir tableau 1).

Après analyse par AdD on trouve la probabilité d'occurrence de l'évènement sommet P (arrêt du TC) = P (1) = 0.034, ce qui vaut 3.4%. Cette probabilité est acceptable quantitativement, mais vu que la machine est stratégique et en vu d'optimiser la sûreté de fonctionnement, il

faut quand même rechercher à identifier les principales causes et de minimiser ce pourcentage.

Les études par AdD ce limite à minimiser la probabilité d'occurrence, et à identifier les branches fragiles de l'arbre afin de mener à bien les actions correctives. Devant de telles situations un élément principal intervient à coté de la fréquence (probabilité), qui est la gravité. Les variables sont binaire (travail/ ne travail pas), et l'ajout d'un nouvel état est très difficile avec cet outil. A titre d'exemple l'élimination de

l'évènement de base $P(1311) = 0$ est possible par augmentation de la fréquence d'échantillonnage d'analyse d'huile, ce qui donne $P(1) = 0.027$. L'exploitation de cette nouvelle information nécessite de refaire tout le calcul dans l'arbre. En plus qui n'est pas possible d'utiliser un AdD qu'à partir d'un arbre réduit.

Tableau 1. Les différents événements et leurs probabilités d'occurrence

N°	événement	Code	Probabilité	Pro à posteriori
01	Turbocompresseur à l'arrêt	1	Porte OU	0.0340
02	Passage aux valeurs limites des vibrations	11	Porte OU	0.0120
03	Capteur de vibration défaillant	111	0.0020	0.0020
04	OU Transmetteur défaillant	112	0.0001	0.0001
05	OU balourd	113	Porte OU	0.0060
06	OU Présence d'eau dans la vapeur	1131	0.0018	0.0018
07	OU Rupture d'une ailette	1132	0.0010	0.0010
08	OU Déformation du rotor	1133	0.0009	0.0009
09	OU Mauvaise filtration de la vapeur	1134	0.0020	0.0020
10	OU Mauvais réglage du seuil	114	0.0001	0.0001
11	OU Usure des paliers	115	0.0040	0.0040
12	Mauvaise lubrification	1151	0.0040	0.0040
13	OU Déplacement axial	116	0.0001	0.0001
14	Détérioration du piston d'équilibrage	1161	0.0001	0.0001
15	OU Survitesse	12	Porte OU	0.0120
16	Sur vitesse mécanique	121	0.0030	0.0030
17	Problème process	1211	0.0030	0.0030
18	OU Survitesse électrique	122	0.0001	0.0001
19	Transmetteur défaillant	1221	0.0001	0.0001
20	OU Capteur de vitesse défaillant	123	0.0025	0.0025
21	OU Faute d'interprétation	124	0.006	0.0060
22	OU Insuffisance de pression d'huile	13	Porte OU	0.0070
23	Pression de l'huile < 8.26 bar	131	0.0070	0.0070
24	Impureté dans le circuit	1311	0.0070	0.0070
25	OU Absence de pression d'huile	132	Porte ET	0.0010
26	arrêt de la première motopompe P1	1321	Porte OU	0.0040
27	Coupure de courant	13211	0.0002	0.0002
28	OU Cour circuit moteur	13212	0.0019	0.0019
29	OU Cavitation pompe	13213	0.0015	0.0015
30	ET arrêt de la deuxième motopompe P2 (idem pour P1)	1322	Porte OU	0.0030
31	Coupure de courant	13221	0.0002	0.0002
32	OU Cour circuit moteur	13222	0.0018	0.0018
33	OU Cavitation pompe	13223	0.0010	0.0010
34	ET arrêt de la troisième motopompe P3 (idem pour P1 et P2)	1323	Porte OU	0.0010
35	Coupure de courant	13231	0.0002	0.0002
36	OU Cour circuit moteur	13232	0.0001	0.0001
37	OU Cavitation pompe	13233	0.0001	0.0001
38	OU Arrêt d'urgence	14	Porte OU	0.0010

39		Déréglaqe du système automatique	141	0.0002	0.0002
40	OU	Manœuvre du système manuel	142	0.0001	0.0001
41	OU	La vanne anti pompage ne s'ouvre pas	15	Porte OU	0.0030
42		Limiteur de pompage défaillant	151	0.0003	0.0003
43	OU	Vanne défaillante	152	0.0001	0.0001
44	OU	Fin de course défaillant	153	0.0027	0.0027

5.3. Modélisation par réseau bayésien

La modélisation par un RB à partir d'un AdD commence par la transformation graphique (figure 4), les nœuds en jaunes sur la figure 8 représentent les parents (causes), et les autres nœuds représentent les enfants (conséquences). Les

nœuds en pointillé de la figure 7, qui représentent la même cause seront représentés par un seul nœud sur un RB, les autres nœuds du RB représentent les mêmes nœuds de l'AdD, avec les mêmes niveaux.

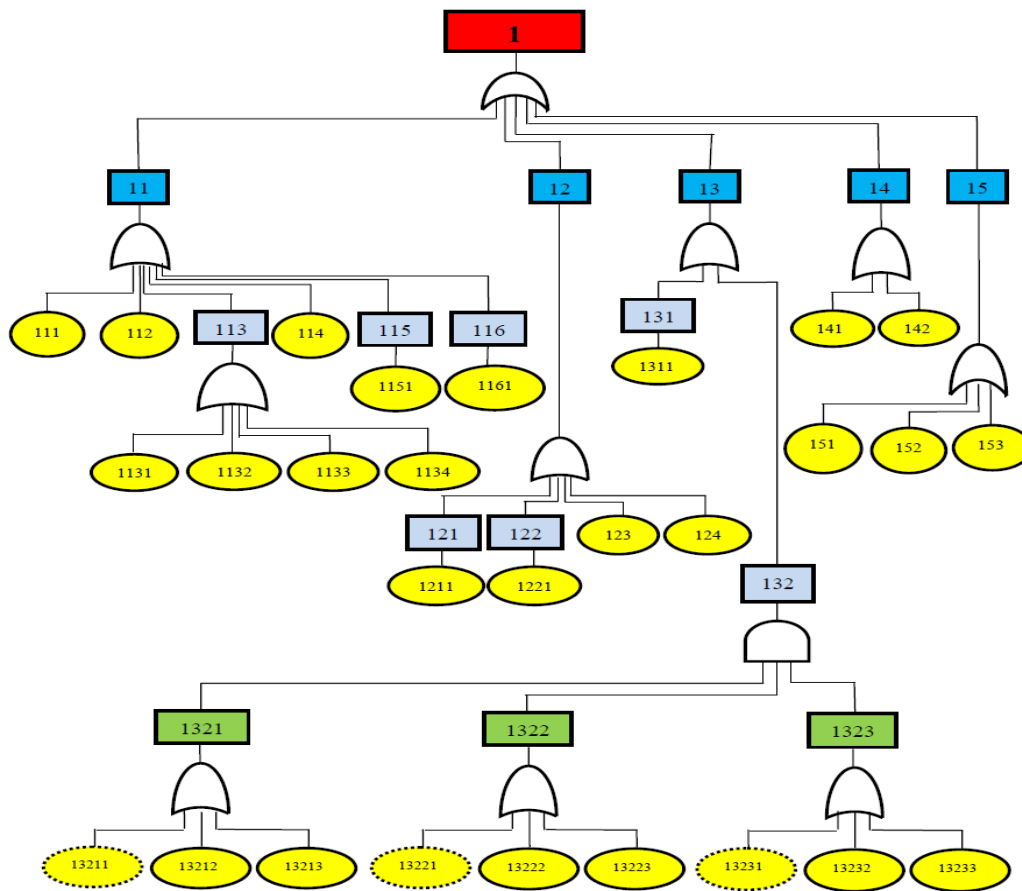


Fig.7 Arbre de défaillances d'un turbocompresseur

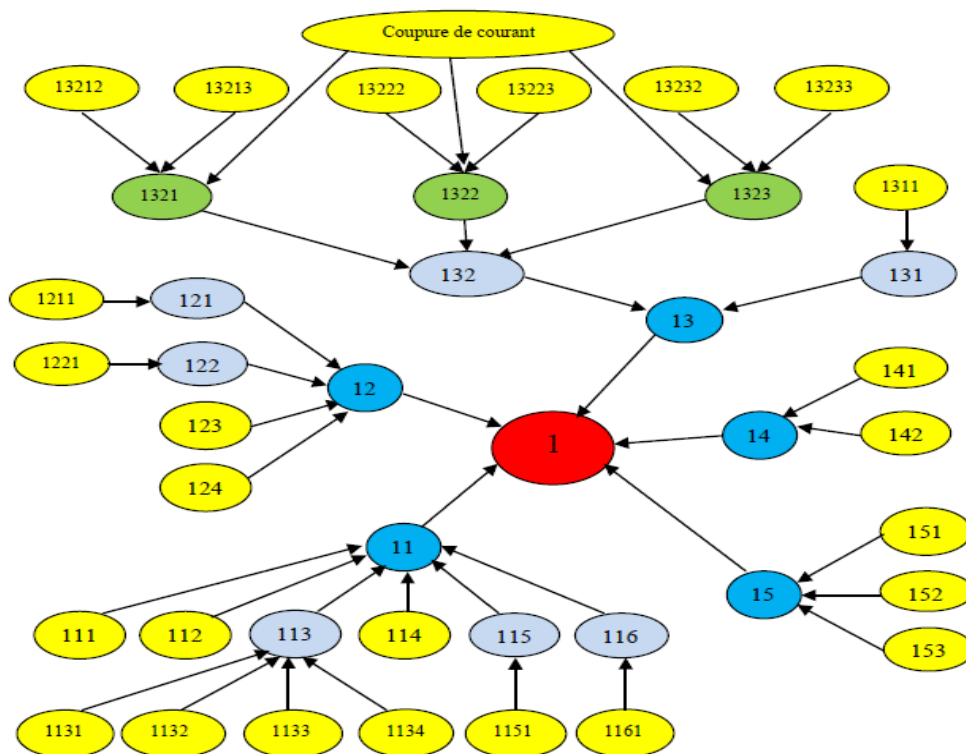


Fig.8 Réseau bayésien associé à l'arbre de défaillances du turbocompresseur

La conversion numérique d'un AdD en RB se base sur le calcul des probabilités et probabilités conditionnelles des variables. Nous admettons que les variables sont binaires de type vrai/faux, les probabilités attribuées aux événements de base de l'AdD seront attribuées d'une manière similaire au RB, ces probabilités dites a priori sont les paramètres d'entrée du réseau. L'évaluation de la probabilité d'occurrence d'un événement intermédiaire se fait par calcul de probabilité conditionnelle (voir tableau 1), et par transformation des portes logiques ET/OU en tables de probabilités conditionnelles (figure 5).

A partir du RB de la figure 8 et les probabilités a posteriori représentées dans la dernière colonne du tableau 1, il est possible de constater ce qui suit :

- La probabilité d'occurrence de l'évènement redouté est identique à celle calculée par AdD, $P(1) = 0.034$,
- Avec notre RB il est possible de représenter et d'évaluer $P(1) = P(\text{arrêt du TC})$ et $1 - P(1) = P(\text{fonctionnement du TC})$ dans le même modèle, et sur n'importe quel niveau hiérarchique du réseau.
- Au niveau disponibilité du TC, la résolution permet, connaissant les P_i des événements intermédiaires, de prévoir la probabilité résultante de l'évènement (1), et de déceler les nœuds les plus importants du réseau qui affectent la probabilité résultante. Donc au niveau du diagnostic, il faut s'orienter vers les événements à prendre en compte de façon prioritaire dans les tests et les logigrammes de dépannage. D'après le tableau 1 les événements (11) et (12) sont les plus probables et doivent être traités en priorité.
- Avec notre RB nous avons pu simuler l'évènement (131) par une variable continue chose qui n'est pas possible par un AdD, et qui donne la possibilité de

définir des seuils d'alarme et de danger pour la pression d'huile,

Les événements (13211), (13221), et (13223), sont modélisés par une seule variable (coupure courant) sur le RB.

6. CONCLUSIONS

Les RBs présentés dans cet article traitent des variables discrètes et continues, par contre un AdD traite que des variables discrètes, en outre l'AdD ne travaille qu'avec des variables binaire, malgré qu'il existe plusieurs applications où plusieurs états de défaillances sont à envisagés. Au niveau des AdDs la solution pour alléger cette contrainte réside dans l'ajout de portes logiques et de variables, ce qui encombre la représentation graphique et complique les calculs, à l'inverse dans un AdD la solution est d'ajuster seulement les données d'entrée dans la table de probabilité conditionnelle.

L'AdD est une méthode d'analyse des défaillances, qui permet à l'aide de son aspect qualitatif et quantitatif, un montage de scénario d'évènements menant à un évènement redouté (arrêt du TC), mais dans un besoin de diagnostic le RB est plus adapté, car il permet à titre d'exemple de donner des explications à un défaut dans le système étudié. En outre l'inférence dans un RB par le calcul de la probabilité conjointe a posteriori des différentes variables peut combler l'insuffisance d'un AdD en diagnostic.

L'étude présentée dans ce travail peut être consolidée par une étude préliminaire des défaillances par AMDEC, afin d'analyser la gravité des différents défauts. Et elle peut être aussi utilisée dans l'analyse des risques.

REFERENCES

- [1] Leo H. Chiang, Evan L. Russell, et Richard D. Braatz. Fault detection and diagnosis in industrial systems. New York : Springer-Verlag, 2001.
- [2] Sylvain VERRON, diagnostic et surveillance des processus complexes par réseaux bayésiens. Thèse de doctorat université d'angers, 2007.
- [3] Hasan Abbasi Nozari, Mahdi Aliyari Shoorehdeli, Silvio Simani, Hamed Dehghan Banadaki. Model-based robust fault detection and isolation of an industrial gas turbine prototype using soft computing techniques, *Neurocomputing* 91 (2012) 29–47.
- [4] Bernard Dubuisson. Diagnostic et reconnaissance des formes. Traité des nouvelles technologies. Série Diagnostic et maintenance. Hermès, 1990.
- [5] Gilles Zwingelstein. Diagnostic des défaillances, théorie et pratique pour les systèmes industriels. Edition HERMES, 1995.
- [6] Gérard Landy, AMDEC guide pratique. AFNOR, 2007.
- [7] Bobbio A, Portinale L, Minichino M, Ciancamerla E. Improving the analysis of dependable systems by mapping fault trees into Bayesian networks. *Reliab Eng Syst Safety* 2001;71:249–60.
- [8] Hadjadj, A, E. Lakehal, A. 2012. Combined anomalies prediction using the Bayesian theory, *Quality and Reliability Engineering International*, 28(3), 363–367.
- [9] Ferdous R, Khan FI, Veitch B, Amyotte P. Methodology for computer aided fuzzy FT analysis. *Journal of Process safety and Environmental Protection* 2009;87:217–26.
- [10] Lin C-T, Wang M-JJ. Hybrid FT analysis using fuzzy sets. *Journal of Reliability Engineering and System Safety* 1997;58:205–13.
- [11] P. Weber, G. Medina-Oliva, C. Simon, B. Lung, Overview on Bayesian networks Applications for Dependability, Risk Analysis and Maintenance areas. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 25, 4 (2012) 671-682.
- [12] Jensen, F, V. 1996. *An Introduction to Bayesian Networks*. UCL Press.
- [13] Delcroix, V. Maalej, M, A. Piechowiak, S. 2007. Bayesian networks versus other probabilistic models for the multiple diagnosis of large devices. *Int. J. Artif. Intell. Tools*, 16(3), 417–433.
- [14] Léger, A. Duval, C. Weber, P. Levrat, E. Farret, R. 2006. Risk analysis of complex socio-technical systems by using bayesian network modeling. In: *Workshop on Advanced Control and Diagnosis*, France.
- [15] José M. Bernardo, and Adrian F. M. Smith. 1994. *Bayesian theory*. John Wiley & Sons.
- [16] Naim, P. Wuillemin, P, H. Leray, P. Pourret, O. Becker, A. 2004. *Réseaux bayésiens – 2 ème édition*. Eyrolles, france.
- [17] Sou-Sen Leu, Ching-Miao Chang, Bayesian-network-based safety risk assessment for steel construction projects. *Accident Analysis and Prevention* 54 (2013) 122– 133.