

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de L'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université Frères Mentouri Constantine -1
Faculté des Sciences de la Technologies
Département Génie des Transports



N° de série :
N° d'ordre :



Thèse

Pour l'obtention du diplôme de
Doctorat 3^{ème} cycle

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Hygiène & Sécurité Industrielle

Spécialité : Hygiène & Sécurité Industrielle

Présentée par : **BOUGOFA Mohammed**

Thème

La contribution à la maîtrise des risques des systèmes complexes

Soutenue le, 22 /11/2021

Devant le Jury :

Pr. KHOLAI Omar	Prof	Université des Frères Mentouri Constantine 1	Président
Pr. BELLAOUAR Ahmed	Prof	Université des Frères Mentouri Constantine 1	Rapporteur
Pr. CHAIB Rachid	Prof	Université des Frères Mentouri Constantine 1	Examinateur
Dr. MOUDA Mohammed	MCA	Université de Mostepha ben Boulaid Batna 2	Examinateur
Dr. OUAZRAOUI Nouara	MCA	Université de Mostepha ben Boulaid Batna 2	Examinatrice

Dédicaces

À mes chers parents et à toute la famille . . .

À tous ceux qui m'ont beaucoup donné . . .

À tous ceux qui me sont chers . . .

À mes enseignant(e)s . . .

À la mémoire de tous ceux qui m'ont quitté . . .

Remerciements

*J'exprime tout d'abord ma gratitude et mes remerciements les plus sincères et les plus profonds à **Dieu** le Tout-Puissant, qui m'a donné la force et la patience pour pouvoir accomplir ce travail à terme.*

*Mes premiers remerciements s'adressent naturellement au professeur **BELLAOUAR Ahmed**, je veux d'abord le remercier d'avoir endossé la responsabilité de directeur de thèse, de m'avoir guidé, pour la confiance qu'il m'a accordée et de m'avoir donné l'opportunité de réaliser ce travail. Cette thèse ne serait rien sans son suivi, appui et ses conseils.*

*Un grand merci à professeur **CHAIB Rachid** pour ses conseils avisés, sa grande disponibilité, ses encouragements et leur soutien moral tout au long de mes travaux.*

*J'exprime toute ma gratitude à monsieur **O. KHOLAI**, Professeur à l'université de Constantine 1 pour avoir accepté la présidence de mon jury d'examen, monsieur **M. MOUDA**, Maître de conférences A et le directeur de l'institut d'hygiène et sécurité industrielle à l'université de Batna 2, madame **N. OUAZRAOUI**, Maître de conférences A à l'université de Batna 2, pour avoir bien voulu me faire l'honneur de juger ce travail et de participer à ce jury.*

*Mes remerciements très particuliers au **Dr TALEB-BERROUANE Mohammed**, chef de projet recherche et développement C-RISE (the Centre for Risk, Integrity and Safe Engineering) à Memorial university pour ses conseils avisés, sa grande disponibilité, pour leur aide et leur soutien moral.*

Je remercie tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail de thèse.

Mes vifs remerciements vont également à mes amis qui m'ont accompagnée de leur affection, amitié et de leurs encouragements pendant toutes ces années.

Merci à toutes et à tous.

Mohammed

Résumé

La modélisation probabiliste est largement utilisée dans les pratiques d'ingénierie, notamment pour évaluer la sécurité et la sûreté de fonctionnement des systèmes complexes pour maîtriser leurs risques. L'étude de la fiabilité des systèmes complexes est un axe de recherche relativement ancien, mais il reste toujours en cours de développement et d'amélioration continue. Après avoir défini les types d'incertitude et les théories de traitement des incertitudes en sûreté de fonctionnement, nous présentons un aperçu des approches probabilistes existantes pour la modélisation et l'évaluation de l'incertitude épistémique, et nous mettons en évidence l'intérêt de la théorie de fonctions de croyance. Les principales difficultés dans les études de fiabilité et disponibilité des systèmes complexes sont l'intégration des aspects fonctionnels et dysfonctionnels tels que, l'indépendance entre les composants, le comportement de défaillance, l'aspect dynamique, l'incertitude et la défaillance de cause commune. Il devient nécessaire d'utiliser de nouvelles approches pour l'estimation de la fiabilité et disponibilité. Cette thèse a pour objectif de présenter une méthodologie d'évaluation de la fiabilité et disponibilité prévisionnelle d'un système complexe, en prenant en compte les aspects précédemment, à l'aide de la modélisation par réseaux bayésiens et réseaux de fonctions de croyance. Les modèles proposés ont été appliqués aux des études de cas et des exemples tirés de la littérature.

Mots clés :

Système complexe, Arbre de défaillances dynamiques, Réseau bayésien dynamique, Incertitude épistémique, Réseau de fonctions de croyance dynamique, Théorie d'évidence, Disponibilité.

Abstract

Probabilistic modeling is widely used in engineering practices to assess the safety and dependability of complex systems to control their risks. The study of the reliability of complex systems is a relatively old line of research, but it is still under development and continuous improvement. After having defined the types of uncertainties and the theories for dealing with uncertainties in dependability, we present an overview of the existing probabilistic approaches for the modeling and evaluation of epistemic uncertainty, and we highlight the interest of the evidence theory. The main difficulties in the reliability and availability studies of complex systems are integrating functional and dysfunctional aspects such as independence between components, failure behavior, dynamic aspect, uncertainty and common cause failure. It becomes necessary to use new approaches for estimating reliability and availability. This thesis aims to present a methodology for evaluating the predictive reliability and availability of a complex system, taking into account the above aspects, using modeling by bayesian and evidential networks. The proposed models were applied to case studies and examples taken from the literature.

Keywords:

Complex system, Dynamic fault tree, Dynamic Bayesian network, Epistemic uncertainty, Dynamic evidential network, Evidence theory, Availability.

ملخص

حديثاً، أصبحت النمذجة الاحتمالية تستخدم على نطاق واسع في التطبيقات الهندسية، ولا سيما لتقييم سلامة الأنظمة المعقدة وموثوقيتها من أجل التحكم في مخاطرها. تعتبر دراسة موثوقية الأنظمة المعقدة محور بحث ليس حديثاً نسبياً ، لكنها لا تزال قيد التطوير و التحسين المستمر. بعد تعريف أنواع الإرتياب والنظريات للتعامل مع حالات الإرتياب في الاعتمادية ، نقدم نظرة عامة على الأساليب الاحتمالية الحالية لنمذجة وتقييم عدم اليقين المعرفي، ونسلط الضوء على أهمية نظرية الأدلة بشكل خاص. تتمثل الصعوبات الرئيسية في دراسات الموثوقية والتوافر للأنظمة المعقدة في دمج الجوانب الوظيفية مع الخلل الوظيفي. و يعتبر الاستقلال بين المكونات، سلوك الفشل، الجانب الديناميكي، عدم اليقين وسبب الفشل المشترك من بين أهم هذه العوائق. عندئذ، يصبح من الضروري استخدام أساليب جديدة لتقدير الموثوقية والتوافر. الهدف من هذه الأطروحة هو تقديم منهجية لتقييم الموثوقية والتوافر التنبؤية لنظام معقد ، مع مراعاة الجوانب المذكورة سابقاً، باستخدام النمذجة عن طريق شبكات بايز وشبكات الاعتقاد. تم تطبيق النماذج المقترحة بنجاح على دراسات حالة سابقة وأمثلة مأخوذة من المراجع العلمية.

الكلمات المفتاحية :

الأنظمة المعقدة، شجرة الاعطال الديناميكية ، شبكة بايز ديناميكية ، الارتياب المعرفي ، شبكة وظائف الاعتقاد الديناميكية ، نظرية الأدلة ، التوافر.

TABLE DES MATIERES

<i>Dédicaces</i>	II
<i>Remerciements</i>	III
<i>Résumé</i>	IV
<i>Abstract</i>	V
<i>ملخص</i>	VI
TABLE DES MATIERES	VII
LISTES DES FIGURES	X
LISTES DES TABLEAUX	XII
LISTE DES SYMBOLES ET ABRÉVIATIONS	XIII
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
Contexte général	2
Structure du document	5
CHAPITRE I :	7
ÉTAT DE L'ART SUR LES INCERTITUDES EN SURETÉ DE FONCTIONNEMENT ..	7
I.1 Introduction	8
I.2 Types d'incertitude	8
I.2.1 Incertitudes paramétriques	9
I.2.2 Incertitudes liées au modèle	9
I.2.3 Incertitudes de complétude ou d'exhaustivité	9
I.3 Traitement d'incertitude	10
I. 3.1 Théorie des probabilités	10
I.3.2 Théorie des ensembles flous	10
I.3.3 Arithmétique floue	11
I.3.4 Théorie des possibilités	11
I.3.5 Théorie des ensembles aléatoires	12
I.3.6 Structures de confiance ou C-boxes	12
I.3.7 Théorie des probabilités imprécise	12
I.4 Théorie des fonctions de croyance ou théorie de Dempster-Shafer (TDS)	13
I.4.1 Formalisme élémentaire de la théorie de l'évidence	13
I.4.2 Règles de combinaisons	15

I.5 Théories principales qui traitent l'incertitude épistémique.....	18
I.5.1 Approche floue pour la quantification de l'incertitude.....	18
I.5.2 Analyse des intervalles.....	19
I.5.3 Théorie de fonctions de croyance.....	19
I.6 Conclusion	21
CHAPITRE II :	22
<i>REVUE DE LITTÉRATURE SUR LA DÉMARCHE ET LES CONCEPTS GÉNÉRAUX DES RÉSEAUX BAYÉSIENS</i>.....	22
II.1 Introduction	23
II.2 L'état de l'art sur la modélisation par les RB en sûreté de fonctionnement	23
II.2.1 Les exigences de la modélisation des systèmes complexes.....	23
II.2.2 Pourquoi les réseaux bayésiens ?.....	24
II.3 Réseaux bayésiens (RBs).....	31
II.3.1 Introduction.....	31
II.3.2 Formalisme des réseaux bayésiens	32
II.3.3 La causalité en terme graphique	33
II.3.4 Construction d'un réseau bayésien	34
II.3.5 Type des réseaux bayésiens	39
II.4 Exemple d'application	40
II.4.1 Description du système : système de contrôle	40
II.4.2 Modélisation par AdDD et RBD.....	41
II.4.3 Résultats et discussions.....	43
II.4.4 Capacité des RBD pour le diagnostic	44
II.5 Conclusion.....	44
CHAPITRE III :	46
<i>RÉSEAU DE FONCTIONS DE CROYANCE EN SURETÉ DE FONCTIONNEMENT</i>..	46
III.1 Introduction	47
III.2 État de l'art sur la modélisation par RFC.....	47
III.3 Réseaux de fonctions de croyance (RFC)	50
III.3.1 Concepts principaux	50
III.3.2 Dimension temporelle.....	51
III.3.3 Calcul des mesures de croyance et de plausibilité comme limites	53
III.3.4 Inférence	54
III.3.5 Modélisation de l'imprécision et de l'ignorance dans les nœuds	55
III.3.6 Nœuds pour <i>Pls</i> et <i>Bel</i> dans le cas binaire.....	57

III.3.7 Tableau des masses conditionnelles pour plus de deux entrées (KOON: porte k out of n).....	57
III.4 L’application de réseau de fonctions de croyance en fiabilité et disponibilité.....	59
III.4.1 Système avec une configuration série ou parallèle.....	61
III.4.2 Exemples d’applications.....	63
III.5 Conclusion	68
CHAPITRE IV :	70
<i>UN RÉSEAU DE FONCTIONS DE CROYANCE DYNAMIQUE ÉTENDU POUR L’ÉVALUATION DE LA DISPONIBILITÉ</i>	70
IV.1 Introduction.....	71
IV.2 RFCD pour les portes logiques dynamiques « Spare gate »	71
IV.3. Défaillance de cause commune (DCC)	78
IV.4 Modèle de réseau de fonction de croyance avec défaillance de cause commune DCC	79
IV.5 Étude de cas 1	81
IV.5.1 Analyse AdDD pour l'étude du système.....	81
IV.5.2 Modélisation RFCD pour l'étude des systèmes.....	81
IV.5.3 Résultats et discussions	82
IV.6 Étude de cas 2.....	86
IV.6.1 Description du système déluge à eau	86
IV.6.2 Équipements et fonctionnement du système déluge à eau	87
IV.6.3 Données d’étude de disponibilité du système déluge.....	89
IV.6.4 Modélisation RFCD pour l'étude des systèmes.....	90
IV.6.5 Résultats et discussion.....	91
IV.7 Conclusion	95
<i>Conclusion générale</i>	96
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	99
ANNEXES.....	114

LISTES DES FIGURES

Figure II. 1 : Nombre de publications entre 2010 et 2020.....	25
Figure II. 2: Nombre d'applications des RBs par domaine	26
Figure II. 3: Un exemple typique de réseau bayésien.....	33
Figure II. 4 : Les trois étapes de construction d'un RB	34
Figure II. 5: Organigramme représentant un algorithme simplifié pour représenter un AdD en RB.....	36
Figure II. 6 : Exemple de Structure d'Add	37
Figure II. 7 : Structure du réseau bayésien obtenu à partir de la figure II.6	37
Figure II. 8 : Exemple illustratif sur réseaux bayésiens orientés objet.....	39
Figure II. 9 : Système ESD avec structure de vote 2003	41
Figure II. 10 : AdDD pour la défaillance du module logique.....	42
Figure II. 11 : RBD pour la défaillance du module logique	42
Figure II. 12 : Défaillance de système avec ignorance de DCC	43
Figure II. 13 : Défaillance de système avec DCC.....	43
Figure III. 1 : Réseau élémentaire : 2 parents, 1 enfant.....	51
Figure III. 2: La structure RFCD pour trois variables (X, Y et Z) et leur fusion dans fonctions $F1$, $F2$ et $F3$	51
Figure III. 3: Un 2T-RFC compact pour trois variables aléatoires X, Y et Z.....	53
Figure III. 4: Nœuds à calculer les mesures Bel et Pls	53
Figure III. 5: Les limites pour Bel et Pls	56
Figure III. 6: Nœud X	59
Figure III. 7: (a) système parallèle, (b) système série	61
Figure III. 8: (a) la porte "ET" et son modèle RFC, (b) la porte "OU" et son modèle RFC...	62
Figure III. 9: Système des vannes.....	63
Figure III. 10: CM du système des vannes	64
Figure III. 11: RFC du Système des vannes	64
Figure III. 12: La disponibilité du système de vannes par RFC et CM.....	65
Figure III. 13: L'Add de système d'huile	66
Figure III. 14: RFC du système d'huile.....	67
Figure III. 15: Disponibilité du système d'huile	68
Figure IV. 1 : (a) « Spare gate » pour X et Y par AdDD, (b) « Spare gate » pour X et Y par RFCD	72
Figure IV. 2: (a) Porte WSP pour X et Y par MC, (b) Porte HSP pour X et Y par MC.....	72
Figure IV. 3: Porte CSP pour X et Y par CM.....	73
Figure IV. 4: Deux composants avec un nœud DCC.....	80
Figure IV. 5: AdDD pour la défaillance d'une unité de contrôle	81
Figure IV. 6: Un modèle de RFCD pour la défaillance d'une unité de contrôle	82
Figure IV. 7: L'influence de DCC sur la fiabilité globale sans prise en compte l'incertitude	84
Figure IV. 8: L'influence de DCC et l'incertitude sur la fiabilité globale de système	84
Figure IV. 9: L'influence de DCC sur la disponibilité globale sans prise en compte l'incertitude	85

Figure IV. 10: L'influence de DCC et l'incertitude sur la disponibilité globale de système..	85
Figure IV. 11: Pompes d'expédition de pétrole traité.....	86
Figure IV. 12: Détecteur de flamme	87
Figure IV. 13: Pompes jockey de la pomperie.....	88
Figure IV. 14: Pompe électrique de la pomperie	88
Figure IV. 15: Pompe diesel de la pomperie.....	89
Figure IV. 16: AdDD pour la défaillance du système déluge à eau.....	90
Figure IV. 17: RFCD pour la défaillance du système déluge à eau.....	91
Figure IV. 18: Disponibilité du système déluge à eau	92
Figure IV. 19: l'interface du système logique au niveau salle de tableau synoptique (le cadre jaune qui exprime la défaillance de détecteur de flamme X4).....	93
Figure IV. 20: RdV des éléments de base (cas de système pompe jockey disponible)	94
Figure IV. 21: RdV des éléments de base (cas de système pompe jockey indisponible).....	94

LISTES DES TABLEAUX

Tableau II. 1 : État de l'art sur l'application des RBs	27
Tableau II. 2: Aperçu des aspects de modélisation pris en compte par les RBs dans le cadre d'approches autonomes.....	30
Tableau II. 3: Applications des RBs en tant qu'approches de transformation de modèle à modèle	31
Tableau II. 4 : Travaux de recherche sur le passage de l'arbre de défaillance vers les réseaux bayésiens	35
Tableau II. 5 : TPC de la porte logique « Ou »	38
Tableau II. 6 : TPC de la porte logique « et »	38
Tableau II. 7 : TPC de la porte logique « 2 sur 3 »	38
Tableau III. 1: Tableau comparatif.....	49
Tableau III. 2: TMCC générique pour calculer $Bel(A)$	54
Tableau III. 3: TMCC générique pour calculer $Pls(A)$	54
Tableau III. 4: TMCC pour 2-out-of-3	58
Tableau III. 5: TMCC pour $Bel (Z = \{Up\})$	58
Tableau III. 6: TMCC pour $Pls (Z = \{Up\})$	58
Tableau III. 7: TMCC à $(k+1)$ d'un nœud X sans réparation.....	62
Tableau III. 8: TMCC à $(k+1)$ d'un nœud X avec réparation	62
Tableau III. 9: TMCC pour la porte "OU"	62
Tableau III. 10: TMCC pour la porte "ET"	63
Tableau III. 11: Taux de défaillance et de réparation	63
Tableau III. 12: Définition des évènements	66
Tableau III. 13: Taux de défaillance et de réparation	67
Tableau IV. 1: Résultats de la porte WSP	73
Tableau IV. 2: Résultats de la porte CSP	74
Tableau IV. 3: Résultats de la porte HSP	74
Tableau IV. 4: TMCC de nœud $Y(k+1)$ pour WSP sans réparation	75
Tableau IV. 5: TMCC de nœud $Y(k+1)$ pour CSP sans réparation	75
Tableau IV. 6: TMCC de nœud $Y(k+1)$ pour HSP sans réparation	76
Tableau IV. 7: TMCC de nœud $Y(k+1)$ pour WSP avec réparation.....	76
Tableau IV. 8: TMCC de nœud $Y(k+1)$ pour CSP avec réparation.....	77
Tableau IV. 9: TMCC de nœud $Y(k+1)$ pour HSP avec réparation.....	77
Tableau IV. 10: TMCC pour DCC dans $T= k+1$	80
Tableau IV. 11: TMCC pour les composants C1/C2 sans réparation en $(k+1)$	80
Tableau IV. 12: TMCC pour les composants C1/C2 avec réparation en $(k+1)$	80
Tableau IV. 13: Les taux de défaillance et de réparation pour les composants de système...	82
Tableau IV. 14: Fiabilité et disponibilité de système étudié	83
Tableau IV. 15: Taux de défaillance et de réparation pour les composants de système	89
Tableau IV. 16: Disponibilité du système déluge à eau	91
Tableau IV. 17: Mise à jour de la disponibilité du système déluge à eau	92

LISTE DES SYMBOLES ET ABRÉVIATIONS

AdD	Arabe de défaillance
AdDD	Arabe de défaillance dynamique
CM	Chaîne de Markov
CSP	Cold spare gate
CPU	Central processing unit : Unité centrale de traitement
DCC	Défaillances de cause commune
DCS	Distributed Control System
ESD	Emergency Shutdown : Système d'arrêt d'urgence
HSP	Hot spare gate
KOON	k out of n
MESH	Théorie des chocs d'erreurs multiples
MGL	Lettres grecques multiples
RB	Réseau Bayésien
RBs	Réseaux bayésiens
RBD	Réseau Bayésien dynamique
RFC	Réseaux de fonctions de croyance
RFCD	Réseaux de fonctions de croyance dynamique
RdP	Réseau de Petri
SdF	Sûreté de fonctionnement
TPC	Table de probabilité conditionnelle
TMC	Table de masse conditionnelle
TMCC	Table de masse de croyance conditionnelle
TDS	Théorie de Dempster-Shafer
WSP	Warm spare gate
RdV	Rapport de variance

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Introduction générale

Contexte général

La fin du 20e siècle est caractérisée par l'évolution croissante de la complexité technologique dans l'industrie et est passée du système constitué de plusieurs composants techniques, à des systèmes complexes, mettant en interaction différentes composantes techniques, humaines et organisationnelles. Le grand développement des industries actuelles entraîne une augmentation des nouveaux risques qui, s'ils ne sont pas gérés, pourraient causer des dommages à la vie humaine, aux biens et à l'environnement. Ce développement est une arme à double tranchant, puisqu'il facilite et fournit les biens et services nécessaires aux besoins individuels de la vie quotidienne ; d'autre part, il peut provoquer des accidents catastrophiques avec des pertes énormes.

La complexité croissante des systèmes industriels nécessite une adaptation des processus, méthodes et outils existants par rapport aux spécificités de ces systèmes pour mieux répondre aux exigences, notamment celles liées à la sûreté de fonctionnement. La sûreté de fonctionnement n'est pas un but en soi, mais un moyen ou un ensemble de moyens (démarches, méthodes, outils, etc.) permettant de maîtriser les risques des systèmes complexes. Autrement dit, la maîtrise des risques est le but, la sûreté de fonctionnement est un moyen permettant de l'atteindre. Selon Heurtel (Heurtel, 2003), la sûreté de fonctionnement se définit comme une activité d'ingénierie qualitative et quantitative, une riche palette de méthodes et de concepts au service de la maîtrise des risques. Les outils de fiabilité sont devenus un moyen indispensable pour la modélisation et l'analyse des systèmes complexes ou critiques. Cependant la complexité croissante de tels systèmes nécessite l'amélioration continue de ces outils. Cette criticité nécessite de garantir un niveau de fiabilité et de sécurité convenable. De ce fait, des études de sûreté de fonctionnement doivent être menées tout au long du cycle du système pour permettre une meilleure maîtrise des risques et de la fiabilité. Il doit répondre à des impératifs de criticité, de réactivité, d'autonomie, de robustesse et de fiabilité.

La bibliographie montre que les systèmes complexes caractérisés par des aspects hybrides, dynamiques, interactifs et reconfigurables. Face à la croissance de cette complexité, toutes ces caractéristiques doivent être prises en compte lors du développement d'une méthodologie afin d'assurer une bonne maîtrise de la fiabilité de ces systèmes. Pour répondre à ces besoins, les méthodes classiques de sûreté de fonctionnement souffrent de certaines

limites, notamment lorsque de nouvelles informations sont disponibles sur le système étudié ou lorsque nous devons représenter les dépendances entre différents événements dans le modèle. Elles ne tiennent pas en compte l'ordre d'occurrence des événements qui les composent à titre d'exemple le comportement de défaillance. Ceci exclut toute possibilité de prendre en compte la dépendance et le temps de survenance des événements. Pour résoudre le dernier problème, les méthodes stochastiques comme les chaînes de Markov ont été développées et largement utilisées dans cet objectif. Au contraire, ces méthodes stochastiques sont vite confrontées au problème de l'explosion combinatoire des états ou leur représentation graphique.

En outre, un des objectifs de la fiabilité des systèmes complexe est d'estimer, à partir d'une incertitude sur l'état de fonctionnement des composants de base, l'incertitude globale concernant l'état de fonctionnement du système entier, d'où l'importance d'intégrer l'étude des incertitudes des paramètres et de modèles lors de l'évaluation de la fiabilité. Il est à noter à ce propos que la qualité des résultats dépend des données utilisées et l'expérience a montré que ces données sont souvent imprécises et/ou incertaines à cause de manque ou l'indisponibilité des informations reliées au fonctionnement des systèmes et son environnement (Aven, 2011). Plusieurs théories traitent ce type d'incertitude, telle que la théorie de possibilité, la théorie des ensembles floue et la théorie de fonctions de croyance...etc. Ces méthodes utilisent des données issues de la littérature telle que les bases de données ou de jugement d'experts sous forme de valeurs uniques (moyennes) ou d'intervalles de confiance.

Au cours des dernières années, plusieurs techniques de l'intelligence artificielle ont été proposées et développées pour la prise de décision en matière de sûreté de fonctionnement et de sécurité. Pour répondre aux problèmes persistents de modélisation des systèmes complexes, nous avons choisi l'une des techniques de l'intelligence artificielle, c'est le réseau bayésien (RB). Les RBs ont été proposés dans le domaine de l'intelligence artificielle comme un formalisme probabiliste pour le raisonnement incertain. La robustesse et la flexibilité de ce formalisme ont été démontrées par le large spectre des problèmes réels dans lesquels il a été résolu avec succès. En 2004, le Massachusetts Institute of Technology (MIT) publie le classement des dix premières technologies appelées à révolutionner le monde industriel dans les années à venir : l'exploitation des réseaux bayésiens apparaît en 4ème position (Weber, 2015). Au début de la dernière décennie, certains travaux de recherche ont commencé à vérifier et examiner de cette méthodologie dans la modélisation et l'analyse des systèmes complexes où la sûreté de fonctionnement est un facteur crucial. En effet, la fiabilité des systèmes est devenue un des domaines d'applications des RBs (Zahra, 2010). Les chercheurs ont utilisé les

réseaux bayésiens (RBs) pour dépasser les limites des méthodes précédentes dans la sûreté de fonctionnement. Les RBs apportent des formalismes efficaces de modélisation pour la prise de décisions de maintenance, de conduite ou de réduction des risques des systèmes industriels complexes.

De ce fait, plusieurs raisons font des RBs un formalisme de modélisation intéressant vu leurs caractéristiques (Zahra, 2010) :

- Une représentation compacte et intuitive des relations ‘cause-effets’ et des relations de dépendance et d’indépendances conditionnelles.
- Un modèle cohérent et fondé mathématiquement qui intègre l’incertitude et génère des décisions normatives.
- Une solution efficace des requêtes en donnant les évidences et la capacité de supporter tous les types d’analyse du résultat produit.

Cependant, parmi les inconvénients des RBs est qu’il n’y aucune sémantique qui guide le développement du modèle et garantit sa cohérence quand il est construit par les experts, parce que c’est un processus subjectif.

La contribution majeure de notre travail est de formaliser les RBs pour résoudre différents problèmes liés à la sûreté de fonctionnement des systèmes complexes. Notre contribution apporte des améliorations méthodologiques qui permettent de résoudre plusieurs verrous scientifiques lors des études d’évaluation de la fiabilité et disponibilité prévisionnelle des systèmes dans un environnement incertain. Dans ce cas, on a fusionné la théorie d’évidence avec les RBs pour former un outil mathématique gérant l’incertitude imprécise qui s’appelle de réseaux de fonctions de croyance (RFC). Un RFC similaire d’un RB avec les mêmes avantages, inconvénients, inférence et la structure. Notre travail s’intègre dans ce contexte et poursuit des objectifs suivants :

- L’évaluation de la fiabilité des systèmes complexes à l’aide de réseaux bayésiens dynamiques et en tenant compte la dépendance et le comportement de défaillance dynamique.
- L’évaluation de la fiabilité et la disponibilité des systèmes complexes à l’aide de réseaux de fonctions de croyance dynamiques et en tenant compte la dépendance, le comportement de défaillance dynamique, l’incertitude épistémique et la cause commune de défaillance.

- Proposition des modèles de prise de décision en matière de la sûreté de fonctionnement qui répond des problèmes précédents.

Structure du document

Les résultats de nos travaux de recherche sont synthétisés dans cette thèse, qui est composée de quatre chapitres et d'une conclusion générale.

Dans le premier chapitre, nous présentons également les différentes approches de modélisation des incertitudes (aléatoire et épistémique) introduisant de nombreuses théories telles que la théorie de logique floue, la théorie de possibilité et la théorie d'évidence...etc. Ensuite, nous présentons brièvement les plus efficaces des théories qui traitent l'incertitude épistémique. Par la suite, nous introduisons des généralités sur la théorie des fonctions de croyance.

Un bref examen statistique et une revue de littérature sur l'utilisation des RBs à l'industrie pluridisciplinaire au cours de la dernière décennie est présenté au chapitre deuxième. L'examen révèle que les RBs ont été largement utilisés dans diverses formes en termes de sûreté de fonctionnement, évaluation des risques, maintenance et traitement de l'incertitude. De plus, ce chapitre montre des généralités sur les RBs avec une application illustrative.

Le chapitre troisième présente les concepts généraux et principaux sur le réseau de fonctions de croyance. C'est la combinaison hybride entre le réseau bayésien et la théorie d'évidence qui est utilisée pour évaluer la fiabilité et la disponibilité des systèmes complexes en tenant en compte l'incertitude épistémique ou paramétrique. Deux exemples tirés de la littérature sont utilisés pour illustrer le modèle proposé avec la comparaison des résultats avec la technique de chaîne de Markov.

Le chapitre quatrième est dédié à la proposition d'un modèle de réseau des fonctions de croyance dynamique étendue par rapport de modèle proposé dans chapitre troisième pour évaluer la disponibilité des systèmes complexes. Ce modèle traite le comportement dynamique de défaillance des systèmes techniques, et le problème de défaillance de cause commune. Deux études de cas sont présentées dans ce chapitre pour illustrer l'application. La première est tirée de la littérature. La deuxième est traitée pour l'objectif d'évaluer la disponibilité d'un système déluge à eau installé comme étant une barrière de sécurité au niveau de la zone de stockage de pétrole brut traitée du projet CSC à Rhourd Nouss (275 km sud de Hassi Messaoud). Cette

modélisation de ce système pour vérifier et assurer un haut niveau de disponibilité d'une barrière de sécurité dans un environnement incertain.

Enfin, nous terminons la présente thèse par une conclusion générale dans laquelle nous résumons l'ensemble de nos travaux et nous présentons quelques perspectives de recherche.

CHAPITRE I :
ÉTAT DE L'ART SUR LES
INCERTITUDES EN SURETÉ DE
FONCTIONNEMENT

Chapitre I

État de l'art sur les incertitudes en sûreté de fonctionnement

I.1 Introduction

Ce chapitre a pour objectif l'analyse et le traitement des incertitudes. Dans une première partie, nous nous focalisons sur les principaux types et méthodes de représentation des incertitudes. La démarche de la théorie des fonctions de croyance fait l'objet d'une seconde partie. En fin, la troisième partie a pour objet de présenter un résumé sur les différentes applications et une revue de littérature sur les théories qui traitent l'incertitude épistémique.

I.2 Types d'incertitude

De nombreux travaux concernent la classification des incertitudes dans l'analyse probabiliste des risques et de la fiabilité des systèmes industriels (Ferson and Ginzburg, 1996; Helton, 1997; Hoffman and Hammonds, 1994; Roeser et al., 2012). En général, la taxonomie de l'incertitude est faite avec deux catégories distinctes selon les causes dont elles sont principalement issues : aléatoire ou épistémique (Drouin et al., 2009; Parry, 1996).

- 1) L'incertitude aléatoire est une variation naturelle, elle est liée à la variabilité physique, au caractère aléatoire inhérent et naturel du système ou du processus, et ce type d'incertitude est irréductible. L'incertitude aléatoire est généralement associée à une connaissance objective provenant de connaissances génériques ou d'observations singulières. Certains chercheurs parlent d'incertitude stochastique ou objective.
- 2) L'incertitude épistémique est due au caractère imprécis de la connaissance ou associée à l'absence de connaissance. Elle est généralement associée à des quantités non mesurables (Winkler, 1996) et elle est considérée comme réductible puisque de nouvelles informations peuvent réduire ou éliminer ce type d'incertitude. Elle se rencontre principalement avec des données subjectives basées sur des croyances et peut être quantitative ou qualitative.

L'incertitude épistémique est classée en trois types selon les sources d'incertitude : Incertitude de complétude, incertitude liée au modèle et incertitude de paramètre (Drouin et al., 2009; Jin et al., 2012; Ouazraoui, 2014).

I.2.1 Incertitudes paramétriques

Ce type d'incertitude liée aux valeurs des paramètres du modèle que ne sont pas exactement connues. La simulation de Monte-Carlo, le réseau bayésien, etc. sont les méthodes probabilistes permettant de traiter et propager l'incertitude des paramètres aux valeurs de sortie. Pour les quantités empiriques, les sources d'incertitude de ces quantités comprennent la variation statistique, le jugement subjectif, l'imprécision linguistique, la variabilité, le caractère aléatoire inhérent, le désaccord, et l'approximation (Markowski et al., 2010; Morgan and Henrion, 1990). Ce type d'incertitudes est fréquent, car les données disponibles et utilisées dans le secteur industriel sont souvent incomplètes, incorrectes et entachées d'incertitudes. On a souvent tendance à utiliser des valeurs moyennes uniques ou des intervalles de confiance issus du retour d'expérience, de la littérature ou des jugements d'experts. Ce type d'incertitudes est facile à quantifier (Ouazraoui, 2014), car il existe des méthodes mathématiques qui permettent leur traitement quantitatif.

I.2.2 Incertitudes liées au modèle

L'incertitude du modèle découle du fait que tout modèle, conceptuel ou mathématique, est une réalité simplifiée du système ou du processus (Abrahamsson, 2002; Markowski et al., 2010). Le niveau d'incertitude dépend à la fois de la bonne connaissance du phénomène physique étudié, du degré de simplification adopté et des hypothèses formulées par les experts pour le modéliser (Abrahamsson, 2002). L'incertitude d'un modèle peut être évaluée en comparant différents modèles. Le choix d'un meilleur modèle peut réduire l'incertitude du modèle même s'il est parfois difficile de juger quel modèle est le meilleur en raison des variations des critères de jugement.

I.2.3 Incertitudes de complétude ou d'exhaustivité

Ce type d'incertitudes concernent les facteurs qui ne sont pas correctement inclus dans l'analyse. On peut distinguer entre :

- 1) L'incertitude sur l'exhaustivité connue, due à des facteurs connus, mais ignorés et non inclus par objectif, dont les causes comprennent des simplifications et des hypothèses.
- 2) L'incertitude sur l'exhaustivité inconnue, due à des facteurs qui ne sont toujours pas identifiés ou sans information.

Ce type d'incertitudes est inhérent à la phase qualitative de l'analyse (l'identification) et il est difficile à quantifier.

I.3 Traitement d'incertitude

I. 3.1 Théorie des probabilités

La théorie des probabilités a été développée dans le but de "modéliser" les phénomènes aléatoires, elle constitue le plus ancien formalisme mathématique de la modélisation des incertitudes à caractère aléatoire, dans un cadre purement probabiliste.

Les distributions probabilistes sont plus appropriées pour représenter les incertitudes aléatoires. Les incertitudes épistémiques sont également modélisées par des distributions probabilistes, mais d'une manière subjective (Durga Rao et al., 2007; Vasseur et al., 2011).

Rappelons que cette théorie de mesure fait appel dans son traitement à des notions abstraites et aléatoires qui dépendent de l'expérience. Le but de cette approche probabiliste est de fournir un cadre alternatif permettant d'affecter, à l'issue de chaque expérience, une valeur numérique ou un nombre (probabilité) permettant de quantifier les résultats d'un très grand nombre d'expériences.

I.3.2 Théorie des ensembles flous

Le concept original d'ensembles flous a été introduit par Zadeh en 1965 (Zadeh, 1965). Il a défini les ensembles flous comme une extension des ensembles classiques (ou croustillants), où l'ensemble de valeurs de vérité du "degré d'appartenance" est étendu de l'ensemble de deux valeurs $\{0, 1\}$ à l'intervalle unitaire $[0, 1]$ des nombres réels. Zadeh a donné la définition suivante : un ensemble flou est une classe avec un continuum de degrés d'appartenance. Il a justifié l'introduction de la théorie des ensembles flous en affirmant que : la probabilité manque d'une expressivité suffisante pour traiter de l'incertitude dans le langage naturel. Ainsi, il serait alors possible que l'incertitude et l'imprécision soient toutes deux prises en compte en utilisant la même théorie. Notez que Zadeh a considéré la théorie des ensembles flous comme une construction mathématique de la théorie des ensembles, sans intention de l'utiliser pour remplacer la théorie des probabilités. Il a affirmé que (Zadeh, 1965) : la probabilité doit être utilisée de concert avec la logique floue pour améliorer son efficacité. Dans cette perspective, la théorie des probabilités et la logique floue sont complémentaires plutôt que concurrentes.

Si les fonctions d'appartenance floues prennent une valeur de l'intervalle unitaire $[0, 1]$, les ensembles flous correspondants sont appelés ensemble flou de types 1 (ensembles flous classiques). Si les fonctions d'appartenance floues prennent comme valeur les ensembles flous

de types 1, les ensembles flous correspondants sont appelés ensembles flous de types 2 (Zadeh, 1965).

I.3.3 Arithmétique floue

Une représentation simple de l'imprécision est obtenue par des probabilités à intervalles réguliers (Buckley, 2005) où aucune hypothèse n'est faite sur la distribution. Dans la théorie des probabilités, les valeurs imprécises sont représentées par une distribution uniforme selon le principe insuffisant de Laplace (Jaynes and Bretthorst, 2003). En traitant les intervalles de probabilité, l'arithmétique des intervalles proposée par Moore (Traub, 1967) peut être appliquée. Cependant, dans certains cas, les experts peuvent fournir plus d'informations qu'un seul intervalle. Par exemple, ils peuvent fournir une série d'intervalles imbriqués associés à un niveau de confiance qu'ils ont sur chaque intervalle de valeurs fourni ou ils peuvent éventuellement spécifier la valeur directement sous une forme linguistique. Ces représentations correspondent à des nombres flous.

I.3.4 Théorie des possibilités

La théorie des possibilités a été introduite par Zadeh (Zadeh, 1978) comme une extension de la théorie des ensembles flous, et développée plus tard par Dubois et Prade (Dubois and Prade, 1988). La théorie des possibilités a été proposée pour représenter et propager des informations incomplètes. La théorie des possibilités est basée sur la définition de deux mesures non additives fondamentales : les mesures de possibilité et les mesures de nécessité. De plus, la notion de distributions de possibilités est proposée à la place des distributions de probabilités.

Dans la théorie des possibilités, les concepts des ensembles flous et des fonctions d'appartenance sont interprétés en tant que distributions linguistiques de possibilité (Cayrac et al., 1996). Au lieu de parler de degrés d'appartenance, on parlera de degrés de possibilité, mais tous les outils et propriétés définis pour les ensembles flous sont également applicables aux distributions de possibilité (Zadeh, 1978).

Quant à la différence entre ces deux théories probabilistes et possibiliste, on s'en tiendra ici à l'exemple illustré par Zadeh (Zadeh, 1978) où il éclaire pour des degrés de possibilité et de probabilité qu'un faible degré de probabilité n'est pas synonymes d'un faible degré de possibilité, et un fort de degré de possibilité n'implique pas un fort degré de probabilité. Seulement on peut dire qu'un degré de possibilité nul implique une probabilité nulle. Cette théorie se voit aussi comme un cas particulier de la théorie de croyances de Dempster-Shafer

(Shafer, 1976) qui est étroitement liée à la théorie des probabilités. Cependant, la théorie des possibilités est liée à celle des ensembles flous.

I.3.5 Théorie des ensembles aléatoires

La théorie des ensembles aléatoires est une théorie mathématique qui peut traiter dans un cadre unique les incertitudes aléatoires et épistémiques. C'est une extension de la théorie des probabilités aux cartes à valeur fixe plutôt qu'à valeur ponctuelle (Matheron, 1974). La théorie des ensembles aléatoires a été appliquée pour la première fois en statistique (Robbins, 1944) et en géométrie stochastique (Kendall, 1974). Plus récemment, la théorie des ensembles aléatoires a également été appliquée aux problèmes d'inférence à partir de données incomplètes (Horowitz et al., 2003).

I.3.6 Structures de confiance ou C-boxes

Les structures de confiance (c-boxes) représentent une incertitude inférentielle sur des paramètres inconnus. La motivation de l'introduction de cette théorie est que, contrairement aux intervalles de confiance traditionnels qui ne peuvent généralement pas être propagés par des calculs mathématiques, les c-boxes peuvent être utilisés dans des calculs utilisant les méthodes standard d'analyse des limites de probabilité et donnent des résultats qui admettent également la même interprétation de la confiance.

I.3.7 Théorie des probabilités imprécise

Le premier travail introduisant une probabilité imprécise a été réalisé par George Boole dans *The Laws of Thought* en 1854 (Boole, 2003). Il a combiné les théories mathématiques de la logique et des probabilités. Il a défini des probabilités non numériques, en utilisant des intervalles approximatifs qui peuvent être représentés mathématiquement avec des estimations imprécises ou par intervalles. Ces probabilités d'intervalle sont non linéaires et non additives, et elles ne suivent pas les lois du calcul des probabilités. En 1991, Walley (Walley, 1991) a formalisé la théorie des probabilités imprécises. Elle représente un cadre qui admet l'imprécision des modèles de probabilité. Elle élargit le cadre des paris équitables de Finetti en permettant d'établir différents taux/probabilités d'achat et de vente, c'est-à-dire d'établir une probabilité inférieure qui sera considérée comme le taux maximum auquel vous êtes prêt à acheter un pari sur l'évènement ; et une probabilité supérieure qui sera considérée comme le taux minimum auquel vous êtes prêt à vendre un pari sur l'évènement.

Dans la littérature, "probabilité imprécise" est un terme générique qui couvre les modèles mathématiques tels que les probabilités supérieures et inférieures, les prévisions supérieures et

inférieures, les mesures de possibilité et de nécessité, les fonctions de croyance et les fonctions de plausibilité, et les ordres de référence partielle et autres modèles qualitatifs. La plus grande partie de la théorie du livre de Walley (Walley, 1991) est présentée en termes de prévisions inférieures, qui incluent le cas particulier des probabilités supérieures et inférieures et sont à peu près équivalentes aux autres modèles mathématiques.

I.4 Théorie des fonctions de croyance ou théorie de Dempster-Shafer (TDS)

La théorie de l'évidence, également connue sous le nom de théorie de Dempster-Shafer ou théorie des fonctions de croyance, a été établie par Shafer (1976) pour représenter et raisonner avec des informations incertaines, imprécises et incomplètes (Shafer, 1976; Smets and Kennes, 1994). Il s'agit d'une généralisation de la théorie bayésienne des probabilités subjectives en ce sens qu'elle n'exige pas de probabilités pour chaque événement d'intérêt, mais fonde la croyance en la vérité d'un événement sur les probabilités d'autres propositions ou événements qui lui sont liés (Shafer, 1976). La TDS a été utilisée pour représenter l'incertitude épistémique en incluant deux degrés de probabilité, qui sont désignés comme la croyance et la plausibilité mettant chaque événement à l'étude. Cette théorie repose sur trois fonctions importantes : la fonction de masse de croyance $m(X_i)$, la fonction de croyance $Bel(X_i)$ et la fonction de plausibilité $Pls(X_i)$.

I.4.1 Formalisme élémentaire de la théorie de l'évidence

I.4.1.1 Allocation de masses de croyance

Soit X une variable discrète qui prend sa valeur dans le cadre de discernement Ω , où Ω contient toutes les hypothèses élémentaires mutuellement exclusives et exhaustives de X .

$$\Omega = \{X_1, X_2 \dots X_n\} \quad (I.1)$$

La théorie de l'évidence attribue la fonction de masse de croyance, désignées par $m(X_i)$, à tous les événements A dans l'ensemble de puissance Ω^2 de Ω , désignées par S , c'est-à-dire sur tous les ensembles de combinaisons d'événements, y compris l'ensemble vide \emptyset avec les conditions :

$$\begin{cases} m(A) \rightarrow [0,1] \\ m(\emptyset) = 0 \\ \sum_{A \in S} m(A) = 1 \end{cases} \quad (I.2)$$

I.4.1.2 Fonction de croyance

Une fonction de croyance dans l'occasion A , signifiée par $Bel(A)$, est mesurée comme l'ensemble des masses allouées à tous les ensembles qu'elle englobe ; par conséquent, elle peut très bien être déchiffrée comme une limite inférieure représentant la mesure de croyance qui soutient l'occasion A .

De la tâche de croyance fondamentale, $Bel(A)$ peut être obtenu comme :

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (I.3a)$$

On peut montrer que les mesures de croyance ont la propriété d'être super-additives, c'est-à-dire :

$$Bel(A \cup B) \geq Bel(A) + Bel(B) \text{ où } A \cap B \neq \phi \quad (I.3b)$$

I.4.1.3 Fonction de plausibilité

Chaque mesure de croyance $Bel(A)$ a une double mesure, appelée mesure de plausibilité $Pls(A)$, qui est définie par les équations suivantes :

$$Pls(A) = 1 - Bel(\bar{A}) \quad (I.4a)$$

$$Pls(\bar{A}) = 1 - Bel(A) \quad (I.4b)$$

$$Bel(A) = 1 - Pls(\bar{A}) \quad (I.4c)$$

$$Bel(\bar{A}) = 1 - Pls(A) \quad (I.4d)$$

La capacité de crédibilité de l'évènement A signifiait $Pls(A)$ plutôt l'ensemble des masses allouées à tous les ensembles dont l'intersection avec A n'est pas vide ; désormais, elle reflète la limite supérieure de la probabilité que l'évènement A se produise.

De la tâche essentielle de croyance, $Pls(A)$ peut-être composée comme :

$$Pls(A) = \sum_{B \cap A \neq \phi} m(A) \quad (I.5a)$$

On peut montrer que les mesures de croyance ont la propriété d'être super-additives, c'est-à-dire :

$$Pls(A \cup B) \leq Pls(A) + Pls(B) \quad (I.5b)$$

Les fonctions de croyance et de plausibilité remplissent la condition suivante pour chaque A de l'ensemble Ω^2 :

$$Pls(A) \geq P(A) \geq Bel(A) \quad (I.5c)$$

I.4.1.4 La représentation de Möbius pour la fonction de masse de croyance

Les trois fonctions Bel , Pls et m peuvent être considérées comme des représentations alternatives des mêmes informations ou preuves concernant l'élément A . Ces fonctions expriment la probabilité que X appartienne à chaque A_i en tant que mesure de croyance (la plus faible), mesure de plausibilité (la plus forte) et fonction de base (preuves collectées). Une fois qu'une des trois fonctions est définie, les deux autres fonctions peuvent être calculées de manière unique comme suit :

$$m(A) = \sum_{B \subseteq A} (-1)^{|A-B|} Bel(B) \quad (I.6)$$

$$m(A) = \sum_{B \subseteq A} (-1)^{|A|-|B|+1} Pls(\bar{B}) \quad (I.7)$$

L'équation (I.6) et (I.7) peut être utilisée pour calculer $m(A)$ à partir du $Bel(B)$ et $Pls(\bar{B})$ pour les cas où leurs valeurs sont données.

I.4.2 Règles de combinaisons de la théorie de l'évidence

Plusieurs méthodes de combinaison sont disponibles sans qu'il existe une méthode unique universellement acceptée. Dans cette section, quatre méthodes sont présentées.

I.4.2.1 Règle de combinaison de Dempster

Les fonctions de masse (m_1 et m_2) produites par deux experts sur le même élément et une famille d'ensembles d'intérêt peuvent être combinées en utilisant la règle de combinaison de Dempster pour obtenir un avis combiné $m_{1,2}$ comme suit :

$$m_{1,2}(A_i) = \frac{\sum_{all A_j \cap A_k = A_i} m_1(A_j).m_2(A_k)}{1 - \sum_{all A_j \cap A_k = \emptyset} m_1(A_j).m_2(A_k)} \quad (I.8)$$

Où A_i doit être un ensemble non vide et $m_{1,2}(\emptyset) = 0$. Le terme $1 - \sum_{\text{all } A_j \cap A_k = \emptyset} m_1(A_j).m_2(A_k)$ de l'équation (I.8) est un facteur de normalisation qui peut être interprété comme un facteur de normalisation de la contradiction ou du conflit entre les informations probantes (Shafer, 1976; Klir and Folger, 1988; Wang and Klir, 1992). L'équation (I.8) fournit un exemple de règle permettant de combiner des avis d'experts qui ne tiennent pas compte de la fiabilité de la source et d'autres considérations pertinentes.

La règle de combinaison de Dempster fournit une solution unique qui peut être prouvée dans les conditions axiomatiques de la TDS et dans l'hypothèse où les deux sources d'information sont indépendantes l'une de l'autre. L'indépendance signifie dans ce cas que les observations faites par une source ne contraignent pas les observations faites par l'autre source (Dubois and Prade, 1986). D'autre part, l'exigence selon laquelle $m_{1,2}(\emptyset) = 0$ dans l'équation (I.8) conduit au facteur de normalisation dans cette équation. Cette exigence de $m_{1,2}(\emptyset) = 0$ est considérée comme inutilement restrictive et pourrait conduire, dans certains cas, à des résultats contre-intuitifs, comme l'ont démontré Zadeh (Zadeh, 1979, 1986) et (Smets, 1990). Autoriser $m_{1,2}(\emptyset) \neq 0$ peut être interprété comme la valeur non nulle de $m_{1,2}(\emptyset)$ soutenant une preuve combinée de l'hypothèse d'avoir une valeur en dehors de l'ensemble universel considéré. Au contraire, exiger $m_{1,2}(\emptyset) = 0$ implique que toutes les hypothèses pertinentes dans un contexte donné sont incluses dans l'ensemble universel accepté (c'est-à-dire une hypothèse ou une position de monde fermé) ; d'autre part, autoriser $m_{1,2}(\emptyset) \neq 0$ reconnaît que l'ensemble universel peut être incomplet dans un contexte donné (c'est-à-dire une hypothèse ou une position de monde ouvert).

I.4.2.2 Règle de combinaison de Yager

La principale différence entre la règle de Dempster et la règle de combinaison de Yager réside dans le traitement de la contradiction fournie par $1 - \sum_{\text{all } A_j \cap A_k = \emptyset} m_1(A_j).m_2(A_k)$ dans l'équation (I.8). Yager (Yager, 1987) a suggéré d'attribuer la contradiction à l'univers X en introduisant ce que l'on appelle la fonction de masse de probabilité au sol $q_{1,2}$ pour combiner des preuves provenant de deux sources qui peuvent être calculées comme suit avec la propriété $q_{1,2}(\emptyset) \geq 0$:

$$q_{1,2}(A_i) = \sum_{\text{all } A_j \cap A_k = A_i} m_1(A_j) \cdot m_2(A_k) \quad (\text{I.9a})$$

$$m_{1,2}(A_i) = q_{1,2}(A_i) \quad \text{pour } A_i \neq \phi \quad \text{et } A_i \neq X \quad (\text{I.9b})$$

$$m_{1,2}(X) = q_{1,2}(X) + q_{1,2}(\phi) \quad (\text{I.9c})$$

I.4.2.3 La règle de combinaison d'Inagaki

Inagaki (Inagaki, 1991) a introduit une règle de combinaison unifiée avec la règle de Dempster et la règle de combinaison de Yager comme cas spéciaux basés sur un paramètre de combinaison k en fixant ce paramètre à zéro, on obtient la règle de combinaison de Yager, tandis qu'en fixant ce paramètre à $1/(1 - q(\phi))$, on obtient la règle de combinaison de Dempster. D'autres combinaisons peuvent être obtenues pour les valeurs de ce paramètre dans la plage suivante :

$$0 \leq k \leq \frac{1}{1 - q_{1,2}(X) - q_{1,2}(\phi)} \quad (\text{I.10a})$$

Cette règle unifiée de combinaison est donnée par :

$$m_{1,2}(A_i) = [1 + kq_{1,2}(\phi)]q_{1,2}(A_i) \quad \text{pour } A_i \neq \phi \quad \text{et } A_i \neq X \quad (\text{I.10b})$$

$$m_{1,2}(X) = [1 + kq_{1,2}(\phi)]q_{1,2}(X) + [1 + kq_{1,2}(\phi) - k]q_{1,2}(\phi) \quad (\text{I.10c})$$

$$m_{1,2}(\phi) = 0 \quad (\text{I.10d})$$

La procédure d'attribution d'une valeur k n'est pas bien justifiée, et la règle d'Inagaki n'est pas associative sauf pour les valeurs k qui correspondent à la règle de Dempster.

I.4.2.4 Règle de la combinaison mixte ou de la moyenne

Selon cette méthode, la combinaison est effectuée en partant du principe que toutes les sources ne sont pas également crédibles et que toute contradiction ou conflit entre elles n'est pas pris en compte. La règle de combinaison est exprimée comme suit (Bae et al., 2004) :

$$m_{1,2,3,\dots,n}(A_i) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n w_k \cdot m_k(A_i) \quad (\text{I.11})$$

Les facteurs de pondération sont attribués en fonction de la crédibilité des preuves et de leur source.

I.5 Théories principales qui traitent l'incertitude épistémique

L'absence ou l'insuffisance de données sur la fiabilité des systèmes peut nécessiter des méthodes alternatives pour quantifier l'incertitude épistémique. Parmi méthodes de quantification de l'incertitude épistémique, citons : (1) la théorie des ensembles flous, (2) l'analyse d'intervalle et (3) la théorie de fonctions de croyance.

I.5.1 Approche floue pour la quantification de l'incertitude

Le concept d'ensemble flou a d'abord été suggéré pour modéliser des informations vagues et imprécises à travers des fonctions d'appartenance, où la fonction spécifie un degré d'appartenance dans l'intervalle continu $[0, 1]$ (Zadeh, 1978). Idéalement, une fonction de « 0 » n'implique aucune appartenance, tandis qu'à l'inverse, une fonction de « 1 » implique une pleine appartenance à l'intervalle continu. Le concept flou est appliqué avec plusieurs techniques qui traitent la fiabilité, l'un ces techniques le plus connu dans ce domaine est l'arbre de défaillance. Par exemple dans référence (Purba et al., 2014), l'AdD a été utilisé pour évaluer la probabilité de défaillance des événements de base d'une installation de centrale nucléaire. Dans l'étude, la modélisation des événements de base s'est appuyée sur des fonctions floues obtenues auprès d'experts du domaine. L'intégration du concept flou dans les formalismes d'arbre de défaillance statique est également discutée dans plusieurs études comme exemple (Mhalla et al., 2014; Rajakarunakaran et al., 2015).

Pour les arbres de défaillance dynamiques, le concept flou est discuté dans (Tu et al., 2015) où le concept est appliqué pour quantifier les incertitudes associées aux informations de défaillance éparses des systèmes avioniques critiques. Dans (Kabir et al., 2016), les auteurs incorporent également le concept dans l'évaluation de la fiabilité du système de distribution de carburant des navires. Plus récemment, un formalisme de modélisation de l'analyse de l'arbre de défaillance flou est discuté dans (Yazdi et al., 2017) où de manière importante, le formalisme est appliqué pour analyser les risques de défaillance associés aux défaillances de cause commune. L'évaluation de ces risques est souvent difficile en raison de la rareté des informations sur les défaillances. Le concept est intégré dans les formalismes d'arbres de défaillance dynamiques comme discuté dans plusieurs études, par exemple (Duan and Fan, 2015; Yuyan et al., 2016). Des tentatives récentes sont également visibles dans la littérature où certains auteurs intègrent le concept flou aux formalismes de modélisation des réseaux bayésiens, par exemple, dans (He et al., 2017) où des fonctions floues sont assignées aux

estimations de probabilité de défaillance des systèmes complexes caractérisés par des défaillances multi-états.

I.5.2 Analyse des intervalles

Dans l'analyse d'intervalle, les paramètres incertains et imprécis d'intérêt sont supposés se situer dans les limites inférieure et supérieure de l'intervalle $[a,b]$ (Eldred et al., 2011). Par rapport à l'approche floue où les fonctions d'appartenance floues sont spécifiées, dans l'analyse d'intervalle, les experts du domaine assignent des valeurs de limites inférieures et supérieures nettes à la plage d'incertitude dans laquelle les paramètres sont jugés se situer (Eldred et al., 2011). Par exemple, la probabilité de défaillance du boîtier d'une éolienne peut être spécifiée comme se situant dans les limites inférieure et supérieure $[1 \times 10^{-4}, 1 \times 10^{-2}]$. L'analyse d'intervalle permet de combiner les estimations de plusieurs experts dans un cadre probabiliste décrit par les fonctions d'intervalle (Urbina et al., 2011). Bien qu'il ait été démontré que l'analyse d'intervalle fonctionne bien dans les formalismes de réseaux bayésiens, en particulier lorsque les données de fiabilité sont rares, l'analyse manque d'une structure mathématique concise ou d'une fonction de densité par laquelle l'incertitude peut être propagée (Eldred et al., 2011; Helton and Johnson, 2011). Pour surmonter ce problème, deux algorithmes sont suggérés dans la littérature et basés sur : (1) des méthodes de simulation et (2) des modèles de substitution (Eldred et al., 2011).

Pour l'analyse de fiabilité et l'évaluation de la sécurité, la méthode d'analyse par intervalles gagne en importance dans le domaine de la quantification des incertitudes. Dans ce domaine, les incertitudes aléatoires et épistémiques sont analysées par des fonctions de distribution de second ordre distinctes. Cette approche de séparation est considérée comme utile pour évaluer la fiabilité des systèmes complexes, à haute fiabilité et critiques pour la sécurité, par exemple les systèmes aérospatiaux (Shah et al., 2015a; West et al., 2015; West and Hosder, 2015).

I.5.3 Théorie de fonctions de croyance

La TDS est fondée sur deux idéaux : l'obtention de degrés de croyance pour des estimations de probabilité subjectives et la combinaison des degrés de croyance dans un cadre probabiliste (Shafer and Logan, 1987). Le TDS fournit un cadre efficace pour agréger des informations provenant de sources multiples, à la fois qualitatives et quantitatives, où cette agrégation est réalisée par les règles de combinaison de Dempster (Lin et al., 2015). Dans le

TDS, les estimations des paramètres de probabilité d'intérêt sont limitées par les fonctions de croyance (limite inférieure) et de plausibilité (limite supérieure) (Shafer and Logan, 1987).

La position exacte où se situe la métrique (par exemple la probabilité de défaillance) dépend du degré de preuve ou d'information disponible au moment de l'analyse (Shafer and Logan, 1987). Ainsi, des preuves solides suggèrent une tendance vers la fonction de plausibilité (limite supérieure), tandis que des preuves faibles suggèrent le contraire, c'est-à-dire une tendance vers la fonction de croyance (limite inférieure).

Helton et Johnson (Helton and Johnson, 2011) comparent également la méthode TDS, l'analyse d'intervalle et la méthode floue et concluent que la méthode TDS est plutôt intéressante dans la mesure où : elle permet d'inclure plus d'informations que l'analyse d'intervalle ; et elle nécessite moins d'hypothèses pour spécifier les incertitudes d'entrée que l'analyse d'intervalle et le concept d'ensemble flou.

Ding et al. (Ding et al., 2014) démontrent comment le TDS peut être appliqué pour évaluer la fiabilité des systèmes de détection précoce des incendies en agrégeant les informations de plusieurs capteurs, par exemple les informations des capteurs de fumée et de lumière. Pour les systèmes techniques, Agaram (Agaram, 2014) passe en revue les applications récentes des approches TDS qui intègrent les concepts de fusion d'informations pour l'analyse de la fiabilité et le diagnostic des défauts dans l'industrie automobile.

Pour l'analyse des arbres de défaillance dynamique, Duan et al. (Duan et al., 2017) intègrent un réseau d'informations probantes dans lequel les taux de défaillance des composants sont exprimés par des estimations de nombres d'intervalles, avec des incertitudes épistémiques associées aux données de défaillance éparses modélisées par le concept TDS.

Zhang et al. (Zhang et al., 2017) ont montré comment l'information linguistique peut être incorporée dans un réseau de fonctions de croyance basé sur la méthode TDS et un réseau bayésien.

Dans les formalismes de réseau bayésien, des auteurs tels que Kabir et al. (Kabir et al., 2015) appliquent le TDS pour fusionner les données de défaillance censurées avec des estimations d'experts lorsque leur approche est appliquée pour évaluer la fiabilité des composants techniques d'un système de distribution d'eau. Dans le formalisme de modélisation de réseau bayésien, TDS est également discuté dans plusieurs études (Certa et al., 2017; Chen

et al., 2015; Compare and Zio, 2015; Shah et al., 2015a, 2015b; Yang et al., 2011; Yuan et al., 2016).

I.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons rappelé les différents cadres probabilistes et non probabilistes de représentation et de traitement des incertitudes et des imprécisions à savoir, la théorie des probabilités, la théorie des ensembles flous, la théorie des possibilités et la théorie de fonctions de croyance. La théorie de probabilité totale est caractérisée par le traitement des incertitudes aléatoires. Par contre, les autres théories sont destinées de fournir des cadres mathématiques simples pour traiter et présenter les connaissances incertaines ou imprécises.

La théorie d'évidence, leur démarche, leurs concepts principaux, leurs outils et leurs règles d'agrégations sont ensuite présentés dans ce chapitre. Cette théorie qui présente une généralisation de la théorie bayésienne, qui fournit un outil efficace pour raisonner l'information incertaine, imprécise ou incomplète. Ainsi une revue de littérature sur les différents aspects, les théories et les approches qui traitent l'incertitude épistémique a été illustrée dans ce chapitre.

Ces rappels sur les cadres de traitement de l'incertitude épistémique et surtout la théorie d'évidence servent comme un support de base pour présenter le réseau de fonctions de croyance. Ce dernier qui repose principalement sur la théorie d'évidence et le réseau bayésien qui fait l'objet du chapitre suivant.

CHAPITRE II :
REVUE DE LITTÉRATURE SUR LA
DÉMARCHE ET LES CONCEPTS
GÉNÉRAUX DES RÉSEAUX BAYÉSIENS

Chapitre II

Revue de littérature sur la démarche et les concepts généraux des réseaux bayésiens

II.1 Introduction

Ce chapitre a pour objectif de présenter les réseaux bayésiens en général. Dans une première partie, nous nous présentons une revue de littérature dans la dernière décennie sur l'intérêt croissant des réseaux bayésiens à l'industrie et leurs utilisations dans plusieurs domaines pluridisciplinaires. La démarche et les principaux concepts des réseaux bayésiens pour la sûreté de fonctionnement des systèmes complexes fait l'objet d'une seconde partie.

II.2 L'état de l'art sur la modélisation par les RB en sûreté de fonctionnement

II.2.1 Les exigences de la modélisation des systèmes complexes

Les systèmes industriels à grande échelle se composent de plusieurs sous-systèmes et composants. Ces systèmes industriels ont d'abord été introduits et appelés système multi-états (SME) ou systèmes complexes. Leurs sous-systèmes et composants ont des structures internes complexes avec différents niveaux de performance et de dégradation.

La gestion de systèmes industriels complexes contribue à une meilleure compétitivité et à des performances plus élevées à moindre coût. De cette façon, la pertinence des analyses de maintenance et de sûreté de fonctionnement a augmenté en raison de leur rôle dans l'amélioration de la disponibilité, de l'efficacité des performances, de la qualité des produits, des délais de livraison, des exigences en matière d'environnement et de sécurité, et de la rentabilité totale de l'usine à des niveaux élevés (Alsyouf, 2007; Weber, 2015).

Aujourd'hui, l'un des problèmes majeurs dans le domaine de la sûreté de fonctionnement est d'aborder la modélisation du système en relation avec l'augmentation de sa complexité et le comportement dynamique. Le comportement dynamique donne lieu à une variété de caractéristiques de défaillance dynamiques telles que les dépendances fonctionnelles entre les événements et les priorités des événements de défaillance, et l'analyse est encore plus compliquée, car les facteurs organisationnels et humains peuvent contribuer à la défaillance du système (Leveson et al., 2009). Dans l'ensemble, divers défis se posent dans l'analyse, Weber

et al. (Weber et al., 2012) suggèrent que la modélisation de la sûreté de fonctionnement devrait prendre en compte les aspects suivants :

- la complexité et la taille du système (systèmes à grande échelle) (Zio, 2009).
- Nombre et types de modes de défaillance que les composants peuvent avoir (Filiéri et al., 2010; Pham, 1999, 2003).
- les aspects temporels (Labeau et al., 2000).
- Nombre d'états dans lesquels le système peut se trouver (Bouissou and Pourret, 2003; Li and Zuo, 2008; Yingkui and Jing, 2012).
- l'intégration d'informations qualitatives avec des connaissances quantitatives sur différents niveaux d'abstraction (Papazoglou et al., 2003; Delmotte, 2003).
- les dépendances entre événements tels que les défaillances (Boudali and Dugan, 2005; Xing et al., 2011).
- Incertitudes dans le comportement du système et les données de défaillance (Zio, 2009).

Weber et al. (Weber et al., 2012) décrivent en outre plusieurs exemples de méthodes de modélisation de la sûreté de fonctionnement qui incluent entre autres :

- Arbres de défaillances, classés en arbres de défaillances statiques et dynamiques.
- Réseaux bayésiens, classés en réseaux bayésiens statiques et dynamiques.
- Modèles combinés entre arbres de défaillance et le réseau bayésien.
- Réseaux de Petri stochastiques.

II.2.2 Pourquoi les réseaux bayésiens ?

Pour modéliser ces exigences, il existe des méthodes classiques de sûreté de fonctionnement telles que les arbres de défaillance (AdD), les chaînes de Markov (CM), arbres de défaillance dynamique (AdDD), réseaux de Petri (RdP) et réseaux bayésiens (RBs). Dans la littérature récente, on observe un intérêt croissant porté sur le RB. Cette méthode de modélisation n'est pas la solution à tous les problèmes, mais elle semble être très pertinente dans le contexte des systèmes complexes (Langseth, 2008).

En effet, certains articles tels que (Weber et al., 2012; Chemweno et al., 2018; Kabir and Papadopoulos, 2019), montrent l'intérêt croissant pour l'utilisation du RB pour estimer et

améliorer la fiabilité et la sécurité des systèmes sur la dernière décennie. Par exemple, au cours de la période "2010-2020", nous avons construit une recherche bibliographique à l'aide de mots clés tels que ; "Bayesian Network", "Bayesian Belief Network", "Dynamic Bayesian Network" dans les revues <<Reliability Engineering and System Safety (RESS)>> et <<Process Safety and Environmental Protection (PSPE)>>, bien connus dans le domaine de la sûreté de fonctionnement et la sécurité, montre un incrément de nombre des papiers dédié à l'application du RB à la sûreté de fonctionnement, maintenance et analyse des risques (figure II.1 et figure II.2). Cette augmentation a renforcé notre intérêt pour analyser l'évolution de la littérature sur les RB et leurs applications sur la sûreté de fonctionnement, l'analyse des risques et la maintenance.

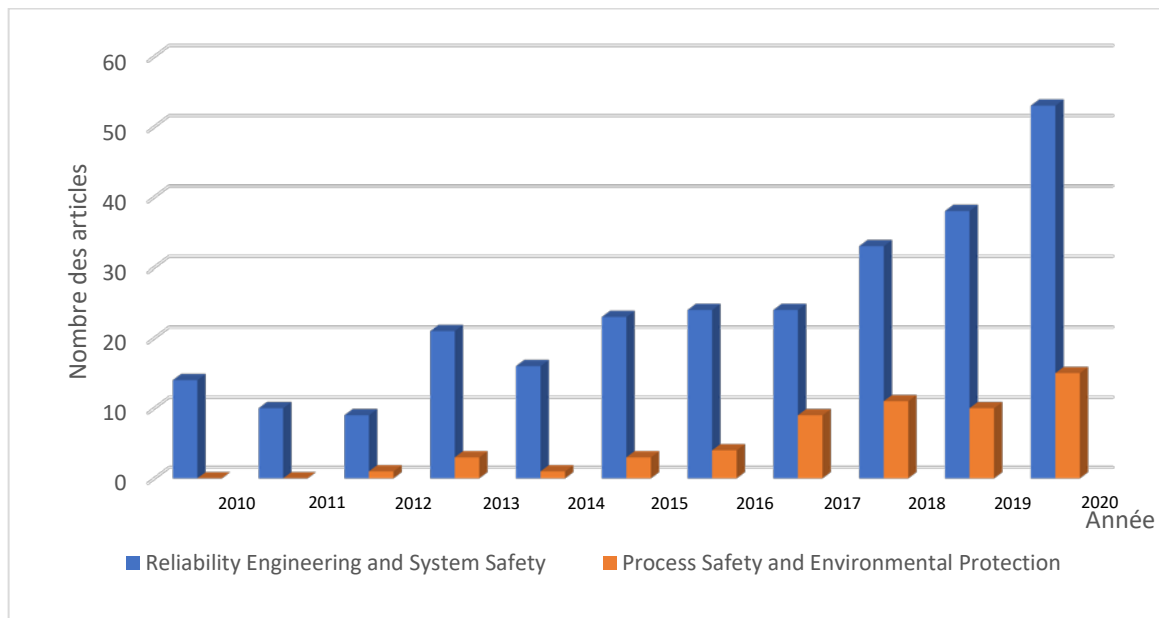


Figure II. 1 : Nombre de publications entre 2010 et 2020

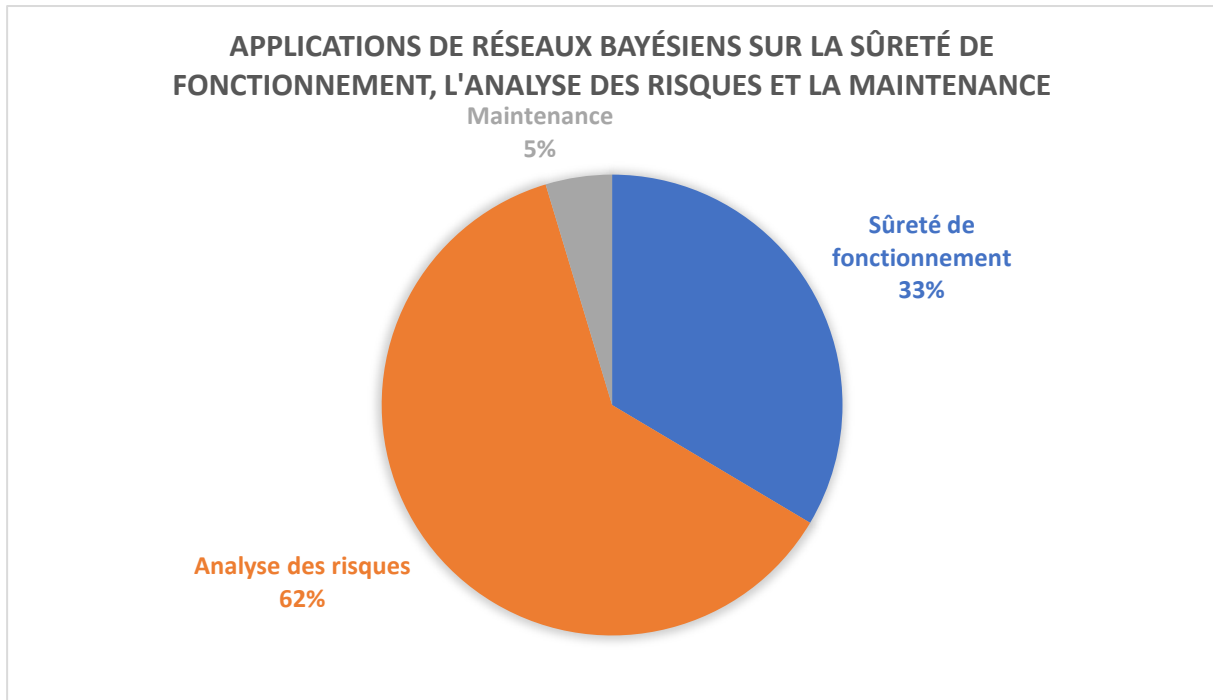


Figure II. 2: Nombre d'applications des RBs par domaine

Les RBs sont des modèles graphiques acycliques orientés probabilistes qui peuvent caractériser et analyser efficacement l'incertitude, qui est un problème couramment rencontré dans les domaines du monde réel, et gérer les problèmes d'explosion dans l'espace d'état. Les applications des RBs ont été étendues à de nombreux domaines impliquant l'incertitude, l'analyse des risques, l'ingénierie de la sécurité, l'ingénierie de la résilience et le diagnostic des pannes, qui est principalement abordé dans le présent tableau II.1.

Tableau II. 1 : État de l'art sur l'application des RBs

Références	Type de RB	Application à	Aspects modélisés	But
(Tolo et al., 2017)	RB	Centrale nucléaire de Sizewell B en Est-Anglie (Royaume-Uni)	- Modélisation de l'incertitude épistémique - Variables discrets	Sécurité et analyse des risques
(Abimbola and Khan, 2016)	RB	Opérations de forage	- Dépendance entre événements	
(X. Li et al., 2018)	RB	Cas de dommages sur des canalisations sous-marines	- L'incertitude épistémique	
(Q. Zhang et al., 2018)	RB	Cybersécurité des systèmes de contrôle industriel	- L'incertitude épistémique	
(Liu et al., 2018)	RB	Risque d'éruption sous-marine	- Construction des RBs	
(Chang et al., 2019)	RBD	Fuite de l'unité de génération d'hydrogène	- Construction des RBs dynamiques	
(Penman et al., 2020)	RB	Étude de cas d'incendie de forêt	- Construction des RBs dynamiques - Système multi-états	
(Lu et al., 2020)	RB	Opération de contrôle des crues du réservoir	- Modèle hybride pour l'incertitude	
(Yin et al., 2021)	RB	Éruption de puits en mer (offshore)	- Construction des RBs	
(Hu et al., 2015)	RBD	Unité de craquage catalytique fluide commune (FCCU)	- Construction des RBs dynamiques	Diagnostic d'erreur ou panne
(Vileiniskis et al., 2016)	RB	Séparateur triphasique	- Construction des RBs	
(Cai et al., 2017)	RBD	Système de contrôle de redondance modulaire Genius	- Dépendance entre événements - Système multi-états	
(Luo et al., 2018)	RB	Perturbations complexes de la qualité de l'énergie	- Système multi-états	
(Amin et al., 2018)	RBD	Système d'alarme anti-incendie et un système de génération de vapeur	- Facteurs d'importance	
(Wang et al., 2018)	RB	Diagnostic de pannes de refroidisseur	- Construction des RBs	
(Amin et al., 2019)	RBD	Colonne de distillation binaire et un réchauffeur de réservoir agité continu (CSTH)	- Construction des RBs dynamiques	
(Quintanar-Gago et al., 2021)	RB	Défaillance des aubes de turbine à vapeur	- Construction des RBs - Système multi-états	
(Pang et al., 2021)	RB	Mécanisme de verrouillage basé sur les données de dégradation	- Dépendance entre événements	
(Melani et al., 2021)	RB	Unité de production d'une centrale hydroélectrique brésilienne	- Construction des RBs	

(Hosseini et al., 2016)	RB	Étude de cas d'un fabricant d'acide sulfurique	- Construction des RBs - Système multi-états	Ingénierie de la résilience
(Hosseini and Barker, 2016)	RB	Étude de cas des ports fluviaux	- Construction des RBs - Système multi-états	
(Cai et al., 2018)	RBD	Système de réseau électrique à neuf bus	- Construction des RBs	
(Sarwar et al., 2018)	RB objecté orienté	Résilience d'un système électrique offshore	- Construction des RBs	
(Abimbola and Khan, 2019)	RB objecté orienté dynamique	Accident nucléaire de Fukushima Daiichi	- Construction des RBs	
(Hossain et al., 2019)	RB	Étude de cas d'un système d'infrastructure électrique interdépendant	- Dépendance entre événements - Système multi-états	
(Tong et al., 2020)	RBD	Accident de la raffinerie de Chevron	- Construction des RBs	
(Y. Zhang et al., 2021)	RBD	Connecteur de tête de puits sous-marine	- Construction des RBs - Dépendance entre événements	
(Cai et al., 2016)	RBD multi-phases	Détermination SIL	- Construction des RBs	Évaluation des risques
(Barua et al., 2016)	RBD	Problème de réservoir de rétention (système de contrôle de niveau)	- Construction des RBs dynamique - Dépendance entre événements	
(Afenyo et al., 2017)	RB	Scénario d'accident de navigation dans l'Arctique	- Construction des RBs	
(Simon et al., 2019)	RBD	Détermination SIL d'un système instrumenté de sécurité	- Construction des RBs dynamique - Dépendance entre événements	
(Bougofa et al., 2020)	RB	Scénario d'accident du système de séparation	- Construction des RBs	
(Khan et al., 2021)	RB	L'accostage des cargos dangereux	- Construction des RBs - Dépendance entre événements	
(Dimaio et al., 2021)	RB	Dégradation des barrières de sécurité dans les systèmes pétroliers et gaziers	- Système multi-états	
(Ait Mokhtar et al., 2016)	RB	Fiabilité des réseaux de canalisations interdépendantes corrodées	- Construction des RBs - Dépendance entre événements	
(Yuan et al., 2018)	RB objecté orienté dynamique	Système anti-éruption en eau profonde	- Construction des RBs	Sûreté de fonctionnement
(Amin et al., 2018)	RBD	Système d'alarme anti-incendie et un système de génération de vapeur	- Dépendance entre événements	
(Z. Li et al., 2019)	RBD	Unité de contrôle d'un système de navigation	- Construction des RBs dynamiques	

(Y.-F. Li et al., 2019)	RB	Contribution théorique sur la modélisation des systèmes complexes	- Construction des RBs	
(Kabir et al., 2019)	RB	Système de torche	- Dépendance entre événements	
(Jafari et al., 2020)	RBD	Systèmes d'alarme incendie	- Dépendance entre événements - Logique floue	
(Li et al., 2020)	RB	Éolienne offshore flottante	- Construction des RBs - Facteurs d'importantes	
(P. Zhang et al., 2021)	RB	Système de ventilation du tunnel de gaz	- Construction des RBs - Logique floue	
(Mamdikar et al., 2021)	RBD	Générateur diesel d'urgence	- Construction des RBs dynamique	
(Bhandari et al., 2016)	RB	Opération de processus sur une plate-forme offshore typique	- Construction des RBs	Maintenance
(Abbassi et al., 2016)	RB	Défaillance d'alimentation énergétique dans une centrale thermique	- Construction des RBs	
(Ait Mokhtar et al., 2017)	RB	Système d'approvisionnement en eau	- Construction des RBs	
(Yang and Frangopol, 2018)	RBD	Structure de navire	- Construction des RBs dynamique	
(Wang et al., 2020)	RBD	Système d'arbre de Noël sous-marin	- Système multi-états - Dépendance entre événements	
(Duan et al., 2017)	RFCD	Système de freinage mécanique	- Construction des RBs dynamiques	Incertitude
(Mi et al., 2018)	RFC	Système de contrôle d'alimentation pour CNC HDHLs	- Construction des RBs dynamiques	
(Deng and Jiang, 2018)	RFC	Fiabilité humaine pour l'analyse de la sûreté des centrales nucléaires	- Construction des RBs	
(Mi et al., 2019)	RFCD	Contribution théorique sur la modélisation des systèmes complexes	- Système multi-états	
(Bougofa et al., 2020)	RFC	Système d'huile de moteur d'avion	- Système multi-états	
(Huang et al., 2020)	RFCD	Système de communication sans fil terrestre	- Système multi-états - Dépendance entre événements	
(Bougofa et al., 2021)	RFCD	Unité de contrôle d'un système de navigation inertielle strapdown	- Système multi-états - Dépendance entre événements	

Les RBs ont été utilisés dans l'analyse de la SdF des systèmes de deux manières différentes. Premièrement, ils sont utilisés comme des approches autonomes. Dans de tels cas, le comportement du système est directement modélisé dans un RB et toutes les analyses pertinentes sont effectuées sur le modèle RB développé. Dans la deuxième approche, les RBs sont utilisés en association avec d'autres méthodes d'analyse de SdF. Dans ce cas-là, les méthodes d'analyse de SdF telles que l'arbre de défaillance est généralement obtenu en premier (Kabir and Papadopoulos, 2019). Après cela, ces méthodes sont converties en modèle de RB et toutes les analyses sont effectuées sur ce modèle. Cette approche est caractérisée par la transformation de modèle à modèle.

Lorsque les RBs sont utilisés en tant qu'approches autonomes, soit des RBs prédéfinis sont utilisés pour l'analyse d'un système spécifique, soit de nouveaux réseaux sont créés à partir de zéro sur la base des connaissances sur le système considéré. Lorsque les RBs sont créés à partir de zéro, ils peuvent être créés manuellement ou semi-automatiques à partir des données existantes, ou en combinant les entre eux. Pour créer un RB pour l'analyse de la fiabilité du système, les informations sur les nœuds, l'association entre les nœuds et la force de ces associations doivent être connues a priori. Pour aider à la création ce modèle, un expert ayant une connaissance approfondie du système est généralement employé (Kabir and Papadopoulos, 2019).

Tableau II. 2: Aperçu des aspects de modélisation pris en compte par les RBs dans le cadre d'approches autonomes

Aspects pris en compte	Contributions
Système multi-états	(Bensi et al., 2013) (Kang et al., 2015) (Yontay and Pan, 2016) (Cai et al., 2017) (Luo et al., 2018) (Simon et al., 2019) (Mi et al., 2019) (Wang et al., 2020) (Huang et al., 2020) (Quintanar-Gago et al., 2021).
Dépendance entre événements	(Musharraf et al., 2013) (Jiang et al., 2013) (Su et al., 2014) (Cai et al., 2016) (Ait Mokhtar et al., 2016) (Yontay and Pan, 2016) (Amin et al., 2018) (Amin et al., 2019) (Kabir et al., 2019) (Pang et al., 2021).
Incertitudes	(Musharraf et al., 2013) (Zhang et al., 2014) (Jafari et al., 2020) (Bougofa et al., 2020) (P. Zhang et al., 2021) (Bougofa et al., 2021).

Fiabilité humain	(Musharraf et al., 2013) (Mkrtchyan et al., 2016) (Zwirglmaier et al., 2017) (Zhou et al., 2018) (Yang et al., 2019) (Antão and Soares, 2019) (Dindar et al., 2020) (Abrishami et al., 2020) (Fan et al., 2020).
Variables continues	(Neil et al., 2008) (Marquez et al., 2010) (Neil and Marquez, 2012) (Guan et al., 2012).

Tableau II. 3: Applications des RBs en tant qu'approches de transformation de modèle à modèle

Méthodes de SdF	Contribution méthodologique	Contribution pratique
Arbre de défaillance classique	(Xiaowei, 2010) (Wang et al., 2011) (Groth and Swiler, 2013) (Martins and Maturana, 2013) (Yazdi and Kabir, 2017)	(Su et al., 2012) (Leu and Chang, 2013)
Arbre de défaillance dynamique	(Marquez et al., 2010) (Khakzad et al., 2013a) (Kabir et al., 2014) (Codetta-Raiteri and Portinale, 2015) (Li, 2015) (Mi et al., 2016) (Codetta-Raiteri and Portinale, 2017) (Kabir et al., 2018)	(Codetta-Raiteri and Portinale, 2015) (Mi et al., 2016)
Diagramme de nœud-papillon	(Khakzad et al., 2013b)	(Abimbola et al., 2015)
Diagramme block fiabilité	(Kim, 2011) (Mi et al., 2012) (Li et al., 2016)	(Ur et al., 2014)

II.3 Réseaux bayésiens (RBs)

II.3.1 Introduction

Le mariage entre la théorie des probabilités et la théorie des graphes apportés un outil naturel permettant de traiter deux grands problèmes couramment rencontrés en intelligence artificielle, en mathématiques appliquées ou en ingénierie : l'incertitude et la complexité. La forme de ce modèle graphique probabiliste est divisée en deux modèles. Le premier basé sur les graphes acycliques orientés connus sous le nom de RB et le deuxième non orientés, exemple les chaînes de Markov.

Les RBs (également appelés réseaux de croyances, réseaux de croyances bayésiennes, réseaux probabilistes causaux ou réseaux causaux) (Pearl 1988) sont des graphes dirigés acycliques dans lesquels les nœuds représentent des variables aléatoires et les arcs représentent des dépendances probabilistes directes entre eux. La structure d'un réseau bayésien est une illustration graphique et qualitative des interactions entre l'ensemble de variables qu'il modélise. La structure du graphe orienté peut imiter la structure causale du domaine modélisé, bien que cela ne soit pas nécessaire. Lorsque la structure est causale, elle donne un aperçu modulaire utile des interactions entre les variables et permet de prédire les effets de la manipulation externe.

II.3.2 Formalisme des réseaux bayésiens

II.3.2.1 Définition et généralité

Les RBs sont des outils mathématiques reposent sur un formalisme basé sur deux théories distinctes (Petiet, 2019) : la théorie des probabilités et la théorie des graphes. Selon les deux théories en peut obtenir une représentation qualitative et quantitative du système ou du phénomène à étudier. Les réseaux bayésiens représentent graphiquement loi jointe d'un ensemble de variables aléatoires, exploitant la relation d'indépendance conditionnelle entre ces mêmes variables aléatoires. C'est une représentation factorisée de cette loi jointe.

Pour construire d'un réseau bayésien, il excite trois points clefs de la mise en place :

- ✓ L'apprentissage de la structure consiste à définir les nœuds et les arcs, c'est-à-dire les variables et les liens parents-enfants.
- ✓ L'apprentissage des probabilités permet de quantifier les relations entre les variables définies par la structure apprise précédemment.
- ✓ L'inférence consiste à propager l'information dans le RB. Ce dernier permet de calculer les probabilités marginales des variables, c'est-à-dire les probabilités a priori. Elle permet aussi, à partir d'une connaissance partielle ou totale de certains éléments du graphe, d'affiner la connaissance d'autres éléments du graphe, en propageant de proche en proche l'information disponible (Petiet, 2019). Un RB typique est donné par la figure II.3 où A est le nœud parent qui est pertinent, dans un certain sens (causalité, corrélation, etc.), pour la connaissance du nœud B pour être complète et à des fins d'évaluation quantitative. Cette pertinence (structure) doit être complétée par une table de probabilité conditionnelle (TPC) ou table de masse conditionnelle (TMC), et densité $Pr \{A|B\}$ qui est la probabilité que B connaisse l'état de A .

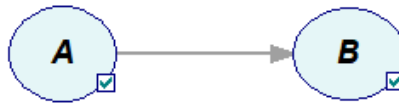


Figure II. 3: Un exemple typique de réseau bayésien

II.3.2.2 Définition formelle

Les RBs sont des modèles qui permettent de représenter des situations de raisonnement probabiliste basé sur le théorème de Bayés exprimé par la formule :

$$P(A / B) = \frac{P(B).P(B / A)}{P(A)} \quad (\text{II.1})$$

Un RB est composé à deux parties, une partie qualitative que sont les graphes acycliques dirigés G . Cette partie exprime des indépendances conditionnelles entre variables et des liens de causalités et cette grâce à un graphe orienté acyclique dont les nœuds correspondent à des variables aléatoires. Une deuxième partie quantitative représentant l'ensemble de distributions de probabilité conditionnelle P .

Un réseau bayésien $B = (G, P)$ est donc défini par un graphe dirigé, un espace probabiliste et un ensemble de variables aléatoires. Le graphe est un circuit $G = (X, E)$ où X est l'ensemble des nœuds (ou sommets) et E l'ensemble des arcs. L'espace probabiliste est tel que (Ω, P) où Ω est l'univers des probabilités et P l'ensemble de variables aléatoires $X = \{X_1 \dots, X_n\}$ associées aux nœuds du graphe et tel que :

$$P(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i / Pa(X_i)) \quad (\text{II.2})$$

Dans cette expression, $Pa(X_i)$ est l'ensemble des parents du nœud X_i dans G .

II.3.3 La causalité en terme graphique

Un réseau bayésien a pour objectif d'acquérir, de représenter et d'utiliser la connaissance. Un RB est un modèle représentant des connaissances incertaines sur un phénomène complexe, et permettant, à partir des données, un véritable raisonnement. Il est constitué de deux composantes :

- ✓ Un graphe causal orienté acyclique : ensemble des nœuds et des arcs forment ce que l'on appelle la structure du réseau bayésien, c'est la représentation qualitative de la connaissance.
- ✓ Les paramètres du réseau : c'est un ensemble de distributions locales de probabilités que l'on appelle un tableau de probabilités P (variable/ parents (variable)). Pour chaque nœud qui représente la distribution locale de probabilité, l'état de chaque nœud ne dépend que de l'état de ses parents. Il s'agit de la représentation quantitative de la connaissance.

Dans un réseau bayésien, un arc de A vers B peut être interprété par « A causé B », les cycles ne sont pas autorisés, et le graphe est un graphe acyclique orienté. De plus un nœud est conditionnellement indépendant de ses non-descendants sachant ses parents. On peut décrire un RB comme un système expert probabiliste.

II.3.4 Construction d'un réseau bayésien

Pour construire un RB, il faut effectuer en trois étapes essentielles, où chacune des trois étapes peut impliquer un recueil d'expertise, au moyen de questionnaires écrits, ou d'entretiens individuels. Dans tous les cas l'une ou l'autre de ces approches serait pour le moins hasardeux. On présente la construction d'un RB sur la figure II.4 au-dessous (Patrick, 2007).

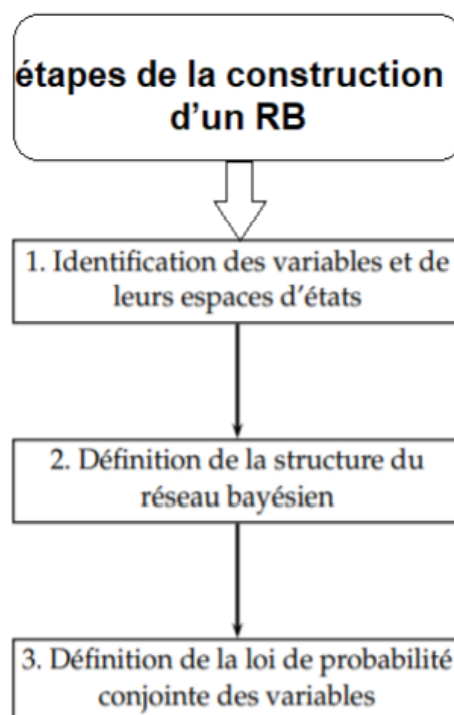


Figure II. 4 : Les trois étapes de construction d'un RB

II.3.4.1 Construction d'un RB à partir d'un arbre de défaillance

La similitude entre l'arbre de défaillance et les réseaux bayésiens a conduit de la création d'un algorithme capable de convertir l'AdD, vers le RB (Bobbio et al., 2001). Ce dernier considéré comme l'une des méthodes les plus efficaces et les plus utilisées dans le domaine d'intelligence artificielle, contrairement à l'AdD qui considère comme l'une des méthodes classiques. Plusieurs recherches dans ce contexte ont été faites nous le montrons dans le tableau II.2 (Guertani Islam Hadj, 2019).

Tableau II. 4 : Travaux de recherche sur le passage de l'arbre de défaillance vers les réseaux bayésiens

Référence	Domaine / Cas d'application	Méthodologie de travail
(Guertani et al., 2019)	L'inférence bayésienne pour l'obtention des facteurs d'importance probabilistes pour un système déluge à eau	- AdD d'un système déluge à eau ; - Convertir l'AdD en RB pour l'obtention de l'outil d'aide à la décision ; - L'inférence bayésienne ;
(Dongiovanni and Iesmantas, 2016)	Modélisation des taux de défaillance par réseaux bayésiens cas d'une turbine dans le domaine nucléaire	- Modélisation des taux de défaillance par Arbre de défaillance, - Convertir les données apriori en réseaux bayésiens, - Un outil utile dans l'évaluation dynamique des risques à partir des données apostériori.
(Cai et al., 2013)	Maintenance préventive et l'évaluation de la fiabilité et la disponibilité par un réseau bayésien obtenu à partir de l'arbre de défaillance cas de la plateforme de forage en mer	- Transformation de l'arbre des défaillances en un réseau bayésien - Les dépendances et la relation cause à effet - Démonstration de l'application par l'étude du cas - Effectuer à la fois l'analyse prédictive et le diagnostic par RB - Détection des causes de défaillance par RB
(Khakzad et al., 2013c)	Implémentation d'un réseau bayésien à partir de l'AdD pour évaluer et analyser les risques d'une plateforme de forage en mer	- Introduction d'un algorithme de RB innovant pour modéliser l'AdD, - Une technique robuste pour modéliser un système dynamique pour mettre à jour les données, - Mise à jour et adaptation des données.
(Khakzad et al., 2011)	Algorithme de passage de l'arbre de défaillance vers le réseau bayésien d'un procédé de gaz	- Fondamentaux sur arbres des défaillances et réseaux bayésiens - Modélisation de l'étude de cas - Comparaison entre les résultats des deux méthodes

II.3.4.2 Convertir l'AdD en RB

À partir des travaux de recherche cités dans le tableau II.2, un algorithme d'obtention d'un RB à partir d'un AdD est présenté ci-dessous avec une simplification présentée dans la figure II.5. Dans cet Algorithme, il est supposé que le AdD n'aura que des portes logiques « Ou », « Et » et « k-sur-n », le RB résultant sera binaire et ces variables représenteront les états des composants d'un système et les deux valeurs qu'elles pourront prendre seront désignées par faux « F » pour l'état de fonctionnement et par vrai « V » pour l'état défaillant. Cependant, l'algorithme peut être généralisé à n'importe quel AdD.

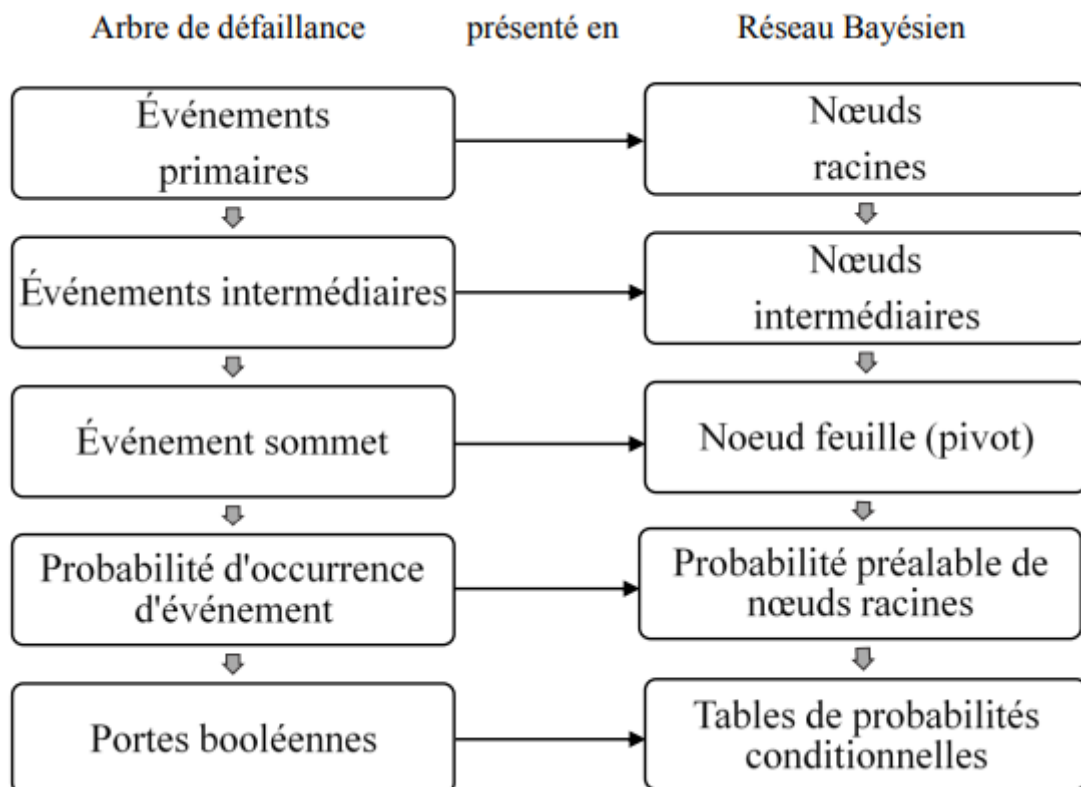


Figure II. 5: Organigramme représentant un algorithme simplifié pour représenter un AdD en RB

En ce qui concerne la partie qualitative du RB:

1. Chaque évènement de base de l'AdD est converti en un nœud racine (parent) dans le RB.
2. Pour chaque nœud pivot 'feuille' du RB correspondant à un évènement sommet ou intermédiaire désigné par la porte logique dans l'AdD selon l'emplacement, en particulier la dernière porte logique et l'évènement sommet final de AdD sera étiquetée en tant que nœud de défaillance.

3. Les nœuds du RB doivent être connectés entre eux selon l'arrangement des portes logique de l'AdD.

Les figures II.6 et II.7 montrent comment la structure d'un AdD simple est convertie RB.

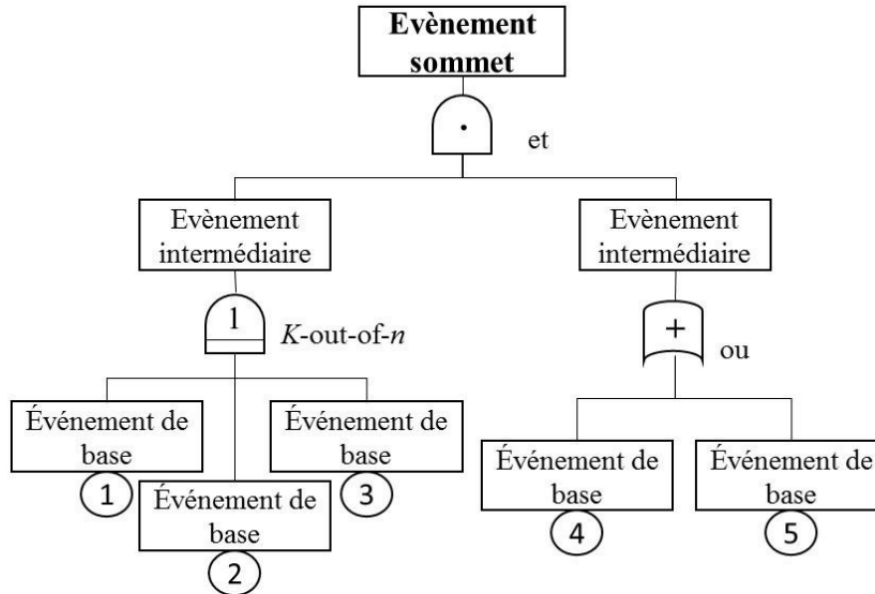


Figure II. 6 : Exemple de Structure d'AdD

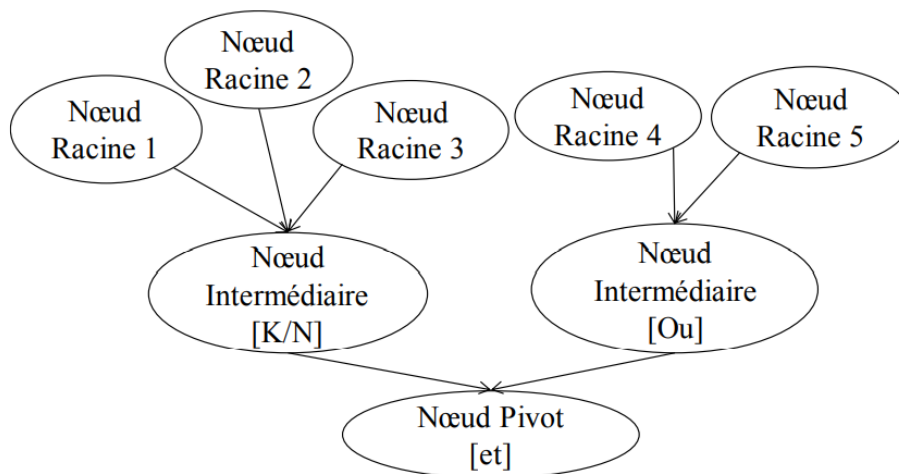


Figure II. 7 : Structure du réseau bayésien obtenu à partir de la figure II.6

En ce qui concerne la partie quantitative (probabilité) du RB:

1. Pour chaque nœud racine du RB, la même probabilité antérieure de l'évènement de base correspondant dans le AdD est attribuée.
2. Chaque porte logique 'Ou', 'Et', 'k-sur-n' dans l'AdD correspond à une table de probabilité conditionnelle équivalente dans le RB.

Les tableaux II.3, II.4 et II.5 présentent des tableaux de probabilité conditionnelle des portes logiques 'ou', 'et', 'k-sur-n' respectivement. La méthode de conversion peut être étendue aux AdD avec d'autres portes et les TPCs des réseaux correspondants suivront les tableaux logiques des portes.

Tableau II. 5 : TPC de la porte logique « Ou »

Nœud Racine 1	Nœud Racine 2	P(Nœud intermédiaire [Ou]=0)	P(Nœud intermédiaire [Ou]=1)
0	0	1	0
0	1	0	1
1	0	0	1
1	1	0	1

Tableau II. 6 : TPC de la porte logique « et »

Nœud intermédiaire [K/N]	Nœud intermédiaire [Ou]	P(Nœud Pivot [Et]=0)	P(Nœud Pivot [Et]=1)
0	0	0	0
0	1	1	0
1	0	1	0
1	1	1	1

Tableau II. 7 : TPC de la porte logique « 2 sur 3 »

Nœud Racine 3	Nœud Racine 4	Nœud Racine 5	P(Nœud intermédiaire [K/N]=0)	P(Nœud intermédiaire [K/N]=1)
0	0	0	1	0
0	0	1	1	0
0	1	0	1	0
0	1	1	0	1
1	0	0	1	0
1	0	1	0	1
1	1	0	0	1
1	1	1	0	1

II.3.5 Type des réseaux bayésiens

Dans cette section, nous présentons les types de RB les plus utilisés dans le domaine de la sûreté de fonctionnement.

II.3.5.1 Réseaux bayésiens orientés objet

Les réseaux bayésiens orientés objet sont de puissants outils de modélisation de la connaissance pour de larges systèmes. Les RBs orientés objets (Oriented Object Bayesian Networks en anglais) sont introduits dans le but de réduire la complexité d'un RB représentant les systèmes complexes avec un grand nombre de variables. Ils permettent de fusionner des sous-structures répétées dans un RB et ainsi réduire la taille du modèle.

Ce type de modèles est adapté à la modélisation des systèmes complexes comportant des sous-structures ayant le même mode de raisonnement ainsi que les systèmes comportant des sous-systèmes ou composants redondants (Langseth and Portinale, 2007). Ils sont aussi utilisés pour représenter les réseaux bayésiens dynamiques.

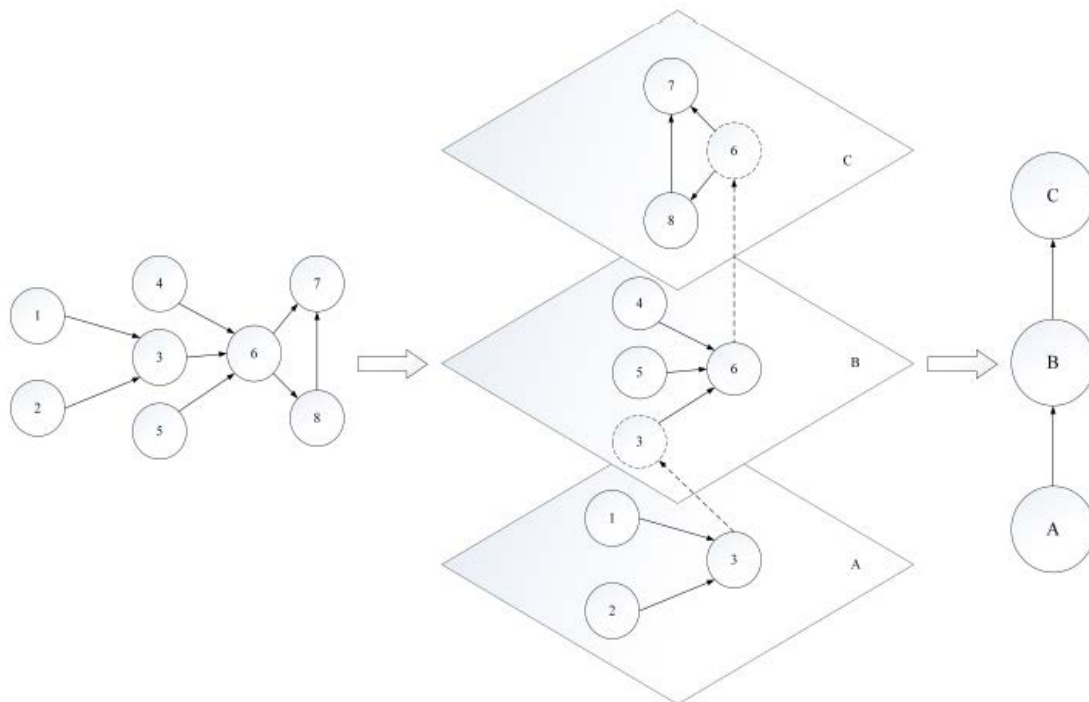


Figure II. 8 : Exemple illustratif sur réseaux bayésiens orientés objet

II.3.5.2 Réseaux bayésiens dynamiques (RBD)

Les réseaux bayésiens dynamiques sont une extension des RBs dans laquelle la variable temps est pris en considération, et cela par des arcs représentant les dépendances temporelles probabilistes entre les variables (nœuds). Les RBDs sont des réseaux bayésiens intégrant la notion de temps. C'est-à-dire qu'une variable peut influencer sa propre valeur à l'instant suivant.

Si on considère un ensemble de variables $D(t) = \{D_1(t), D_2(t) \dots D_n(t)\}$ évoluant dans le temps, un RBD représente la distribution de probabilité jointe de ces variables pour un intervalle borné $[0, T]$. En général, cette distribution peut être codée par un RB statique avec $T \times n$ variables. Si le processus est stationnaire, les hypothèses d'indépendance et les probabilités conditionnelles associées sont identiques pour tous les temps t . Dans ce cas, le RBD peut être représenté par un RB dont la structure est dupliquée pour chaque pas de temps. Un nœud représente donc une variable aléatoire dont la valeur indique l'état occupé à l'instant t (Verron, 2007).

II.4 Exemple d'application

II.4.1 Description du système : système de contrôle

Le DCS (Distributed Control System) est le système de contrôle des dispositifs des procédés chimiques, hydrocarbures, raffineries, centrales électriques et réacteurs nucléaires...etc., qui joue un rôle essentiel dans le fonctionnement stable des procédés complexes par la surveillance et peut réaliser un arrêt sûr dans des conditions dangereuses. En tant que partie importante du DCS, le système d'arrêt d'urgence (ESD) est généralement conçu pour être redondant à plusieurs canaux afin d'augmenter sa fiabilité. Dans cette application, le système ESD d'une structure 2oo3 (deux unités sur trois sont nécessaires pour que le système fonctionne) est modélisé pour analyser la fiabilité par les réseaux bayésiens (Guo et al., 2021).

Le système ESD d'un DCS adopte une structure parallèle à trois canaux, dans laquelle chaque canal a des sous-groupes de protection mutuellement redondants. Comme le montre la figure II.9 (a), les signaux sont envoyés aux deux sous-groupes, qui subissent des opérations logiques « ou » pour générer le signal de sortie ou de commande pour la décision. Les signaux de protection à trois canaux sont câblés pour former la logique de vote 2oo3. Chaque sous-groupe du canal de protection est composé de deux unités centrales de traitement (CPU : central processing unit) redondantes maître-esclave et d'une carte d'entrée/sortie (E/S) commune, illustrée à la figure II.9 (b). Les sous-systèmes effectuent le jugement maître-esclave ensemble

via les modules logiques conçus dans les CPU, et la communication de données entre les sous-systèmes est effectuée via la liaison de données.

Dans le sous-système, la carte CPU synchronise les données périodiquement. L'esclave est la sauvegarde et s'exécute avec l'hôte. Le CPU maître contrôle la sortie dans des circonstances normales, et le système basculera sur le CPU de secours pour continuer à fonctionner lorsque la défaillance du CPU maître est détectée.

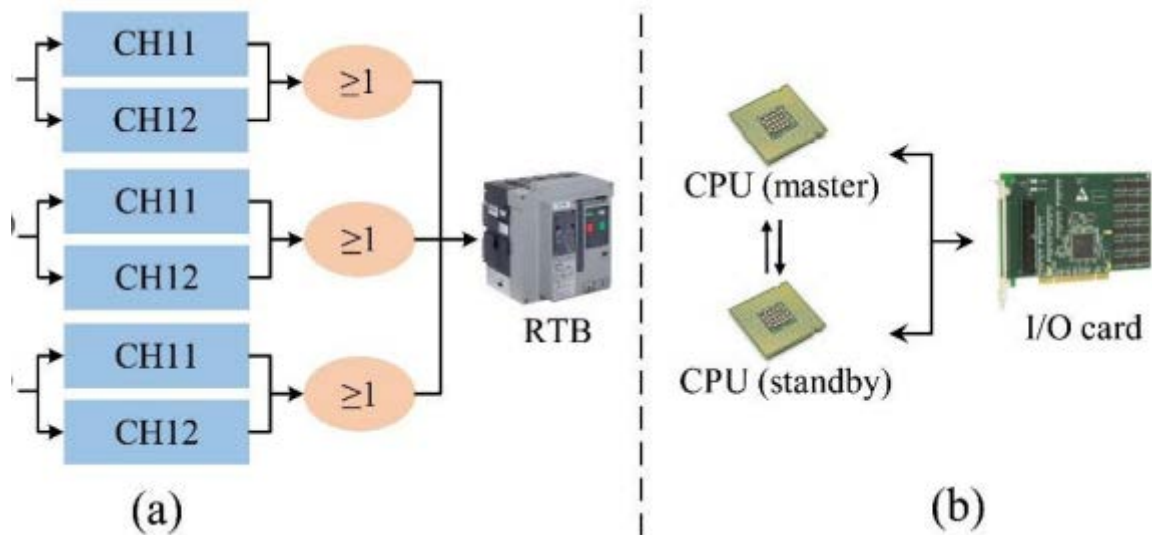


Figure II. 9 : Système ESD avec structure de vote 2oo3

II.4.2 Modélisation par AdDD et RBD

Pour illustrer l'application des réseaux bayésiens, les principaux composants redondants sont sélectionnés pour analyse. Une AdDD avec un événement redouté (défaillance du module logique) est établie dans la figure II.10. Le AdDD est transformé en RBD, comme le montre la figure II.11.

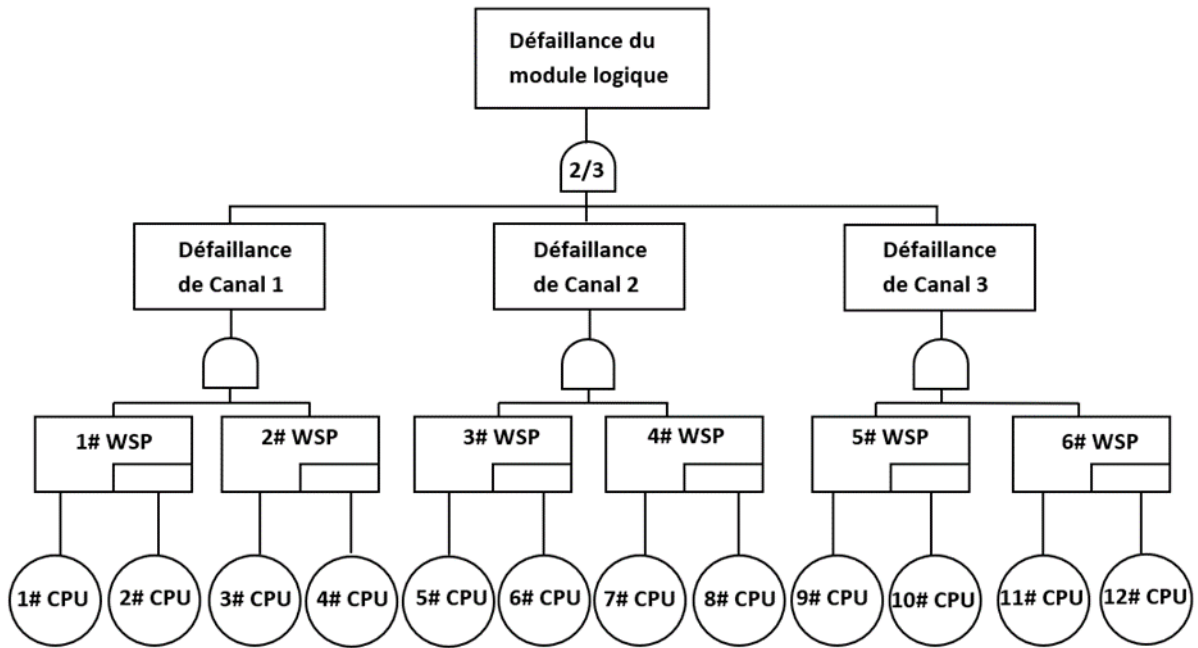


Figure II. 10 : AdDD pour la défaillance du module logique

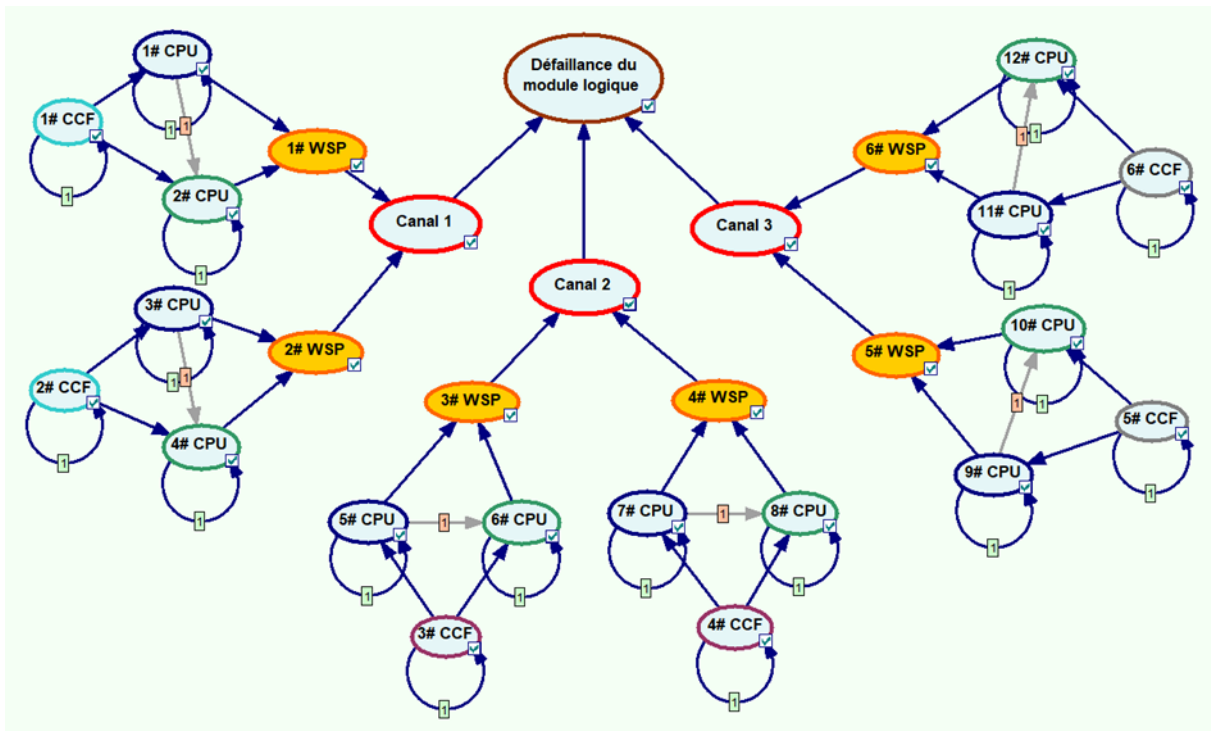


Figure II. 11 : RBD pour la défaillance du module logique

II.4.3 Résultats et discussions

Selon les données empiriques (Guo et al., 2021), le taux de défaillance du CPU est fixé à $2,176 \times 10^{-6} \text{ h}^{-1}$. Le facteur de dormance pour la porte logique WSP est défini à 0,8 et le facteur bêta pour le DCC est défini à 0,1. Les DCC à deux composants de chaque porte WSP sont pris en compte. La probabilité de défaillance du système est présentée sur les figures II.12 et II.13, qui montre que les DCC augmentent la probabilité de défaillance du système. Les DCC sont la partie principale des défaillances du système, tandis que les défaillances indépendantes peuvent être presque ignorées. Les composants redondants doivent être isolés pour maintenir l'indépendance, ce qui peut empêcher la propagation des défauts.

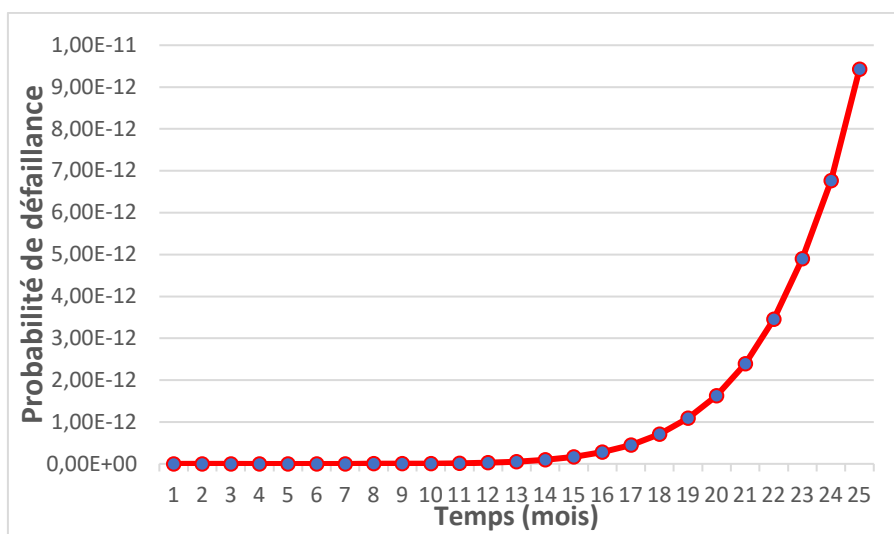


Figure II. 12 : Défaillance de système avec ignorance de DCC

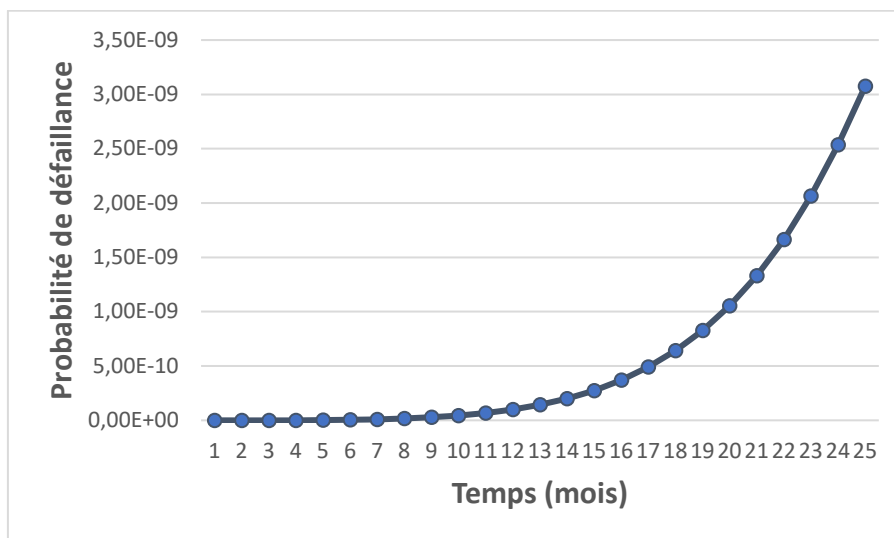


Figure II. 13 : Défaillance de système avec DCC

II.4.4 Capacité des RBD pour le diagnostic

Le diagnostic des défauts basé sur RBD peut obtenir des informations de diagnostic dans la dimension temporelle, c'est-à-dire que le diagnostic fournit une séquence chronologique d'événements de panne. En supposant que le système tombe en panne après 20 mois de fonctionnement et que 1#WSP tombe en panne au cours du dixième mois sur la base des informations observées, la probabilité postérieure de chaque nœud peut être obtenue après la mise à jour des calculs. Comme les pannes surviennent au 10e mois, seules les pannes indépendantes de 1#CPU et 2#CPU peuvent se produire avec une faible probabilité. Au 10e mois, la probabilité d'occurrence de la DCC est de 0,882 devenant ainsi la principale cause de la défaillance du système.

II.5 Conclusion

Dans ce chapitre un aperçu de littérature sur l'application et l'intérêt des réseaux bayésiens en générale, ces réseaux qui font partie de la famille des modèles graphiques. Ils regroupent au sein d'un même formalisme la théorie des graphes et celle des probabilités afin de fournir des outils efficaces autant qu'intuitifs pour représenter une distribution de probabilités jointe sur un ensemble de variables aléatoires.

Où réseau bayésien étant considéré comme une méthode d'analyse probabiliste des systèmes et ses composants, il a été fréquemment utilisé pour une étude plus approfondie pour son efficacité visuelle et conceptuelle afin de représenter les relations entre les défaillances et les pannes d'un système. Un exemple illustratif a été présenté dans ce chapitre dans ce contexte.

Ces types de réseau ont été choisis comme étant une démarche d'aide à la décision pour les intérêts suivants :

- ✓ La possibilité de convertir les méthodes d'analyses classiques de SdF telles que l'arbre de défaillance en réseau bayésien plus facilement et établir des analyses plus approfondies par l'utilisation des probabilités a priori, les bases des données, le retour d'expérience et le jugement d'experts.
- ✓ L'inférence dans les réseaux bayésiens peut représenter les défaillances et pannes observées et les probabilités a posteriori permettent d'identifier les causes possibles. Ces probabilités peuvent être réutilisées comme probabilités de connaissance (à priori) pour une mise à jour du réseau.

Après avoir introduit RB et ses concepts dans cette partie, le réseau des fonctions de croyance, des approches et des concepts est le sujet du chapitre suivant.

CHAPITRE III :
RÉSEAU DE FONCTIONS DE CROYANCE
EN SURETÉ DE FONCTIONNEMENT

Chapitre III

Réseau de fonctions de croyance en sûreté de fonctionnement

III.1 Introduction

Dans de nombreux systèmes complexes dynamiques, l'insuffisance des données rend l'estimation de la probabilité d'état des composants plus difficile dans la plupart des cas. Ce chapitre présente une nouvelle approche pour évaluer la disponibilité de systèmes complexes avec la prise en compte l'incertitude épistémique, basée sur une combinaison de la théorie d'évidence ou Dempster-Shafer et un réseau bayésien. Cette combinaison s'appelle un réseau de fonctions de croyance (RFC). La TDS est bien connue pour son utilité et son but d'exprimer les jugements incertains d'experts sur les croyances des états des composants pour traiter l'incertitude épistémique. De plus, le RFC permet de propager cette incertitude tout en prenant en compte l'évolution dynamique et la dépendance entre les composants à l'aide de table de masse de croyance conditionnelle (TMCC). Enfin, une étude de cas est présentée comme une validation de cette approche.

III.2 État de l'art sur la modélisation par RFC

De nombreux chercheurs se sont concentrés sur la RB basée sur la théorie d'évidence pour traiter la question de l'incertitude épistémique dans l'analyse de la fiabilité. Weber et Simon (Weber and Simon, 2008) ont présenté un outil utile appelé réseau de fonctions de croyance (RFC), une combinaison entre la théorie d'évidence et le RB pour évaluer la fiabilité des systèmes non réparables. Il est complété par des connaissances imprécises pour l'évaluation de la fiabilité et des performances des systèmes complexes (Simon and Weber, 2009). Zuo et al. (Zuo et al., 2019a) ont présenté une application du RFC statique pour la fiabilité des systèmes souffrants de DCC, basée sur le modèle de facteur β . Dans cette étude, les auteurs ont montré comment construire un RFC basé sur un arbre de défaillance statique. Ils ont présenté l'algorithme de transformation pour les portes logiques statiques classiques (porte ET/ porte OU). Ils ont également modélisé le DCC comme un nœud à valeur constante, ce qui est contre-intuitif. (Mi et al., 2019) ont appliqué les réseaux de fonctions de croyance dynamique (RFCD) pour la fiabilité des systèmes complexes avec une incertitude épistémique basée sur la théorie d'évidence et des distributions de vie multiples. Une autre application des RFC pour l'évaluation de la fiabilité des systèmes en cas de défaillance de cause commune est présentée

dans la référence (Mi et al., 2018) en considérant plusieurs groupes DCC dans un système redondant complexe. Un modèle paramétrique modifié de facteur β est introduit pour modéliser les DCC dans cette étude. Toutes les études précédentes sont confrontées à un problème de calcul induit par le processus de quantification de l'incertitude discrète des variables de preuve. De nombreux auteurs ont défini une représentation continue de l'incertitude épistémique en utilisant la méthode des p-boxes de Johnson pour résoudre ce problème comme dans les références (Mi et al., 2016; Simon and Bicking, 2017; Z. Zhang et al., 2018). Cependant, toutes les études précédentes traitent la fiabilité des systèmes complexes non réparables dans le cadre de l'incertitude épistémique et du DCC, mais ont ignoré l'évaluation de la disponibilité des systèmes complexes réparables dans le cadre de l'incertitude épistémique en utilisant RFC. Bougofa et al. (Bougofa et al., 2020) ont été les premiers à proposer l'évaluation de la disponibilité des systèmes complexes en cas d'incertitude paramétrique basée sur le RFC en incluant le taux de réparation dans le TMCC. Ils ont présenté un algorithme de transformation représenté dans TMCC pour les portes statiques dans l'analyse des arbres de défaillance. Une autre étude (Bougofa et al., 2021) a présenté un algorithme de transformation des portes logiques dynamiques de défaillance vers un RFC dynamique pour évaluer la disponibilité des systèmes complexes dans un environnement incertain avec la défaillance de cause commune.

Plusieurs travaux se sont concentrés sur l'application du RFC dans différents domaines de l'industrie pour modéliser et résoudre des problèmes de systèmes complexes, tels que l'industrie chimique, les systèmes de processus, les systèmes mécaniques et électriques, etc. Nombreuses théories couplées au RFC pour faire face à l'incertitude épistémique. Un résumé des caractéristiques et des facteurs pris en compte dans ces travaux est présenté dans le tableau III.1.

Tableau III. 1: Tableau comparatif

Références	Champs d'application				Incertitude épistémique			Caractéristiques			
	Modélisation des systèmes mécaniques	Systèmes chimiques / procédé	Diagnostic technique / prise de décision	Modélisation de systèmes électroniques / électriques	Théorie d'intervalle	P-box de Johnson	Théorie floue	Statique	Dynamique	DCC	DVM
(Weber and Simon, 2008)	✓							✓			
(Simon and Weber, 2009)	✓						✓	✓			
(Yang et al., 2012b)	✓							✓			
(Yang et al., 2012a)	✓							✓			
(Duan et al., 2017)			✓		✓				✓		✓
(Simon and Bicking, 2017)		✓				✓		✓			
(Duan et al., 2018b)			✓		✓				✓		
(Duan et al., 2018a)				✓	✓		✓	✓			
(Zuo et al., 2019a)	✓							✓		✓	
(Zuo et al., 2019b)		✓			✓			✓		✓	
(Mi et al., 2018)				✓				✓		✓	
(Mi et al., 2019)	✓								✓		✓
(Bougofa et al., 2020)	✓							✓			
(Bougofa et al., 2021)	✓			✓					✓	✓	

DCC : défaillance de cause commune

DVM : distribution de vie multiple

III.3 Réseaux de fonctions de croyance (RFC)

III.3.1 Concepts principaux

Comme les réseaux bayésiens, les réseaux de fonctions de croyance (RFC) sont des graphiques acycliques dirigés qui représentent des connaissances incertaines de manière aléatoire et épistémique (Simon and Weber, 2009). Un RFC est un couple : $G = ((N, E), M)$ où (N, E) représente le graphe avec N l'ensemble des nœuds, E l'ensemble des arêtes et M l'ensemble des masses de croyance associées à chaque nœud. Lorsqu'un nœud n'est pas un nœud racine, c'est-à-dire lorsqu'il a des nœuds parents, son assignation de probabilité de croyance est obtenue par marginalisation basée sur un tableau de masses de croyance conditionnelles quantifiant la relation entre le nœud et ses parents. Lorsqu'un nœud est une racine, une assignation de probabilité de base préalable est définie.

Une variable discrète X est représentée par un nœud $X \in N$ avec son propre cadre de discernement Ω_X constitué de q hypothèses mutuellement exhaustives et exclusives H_i , c'est-à-dire $H_i \in \{H_1, \dots, H_q\}$. Le vecteur $M(X)$ est l'assignation de probabilité de base sur les 2^q éléments du sous-ensemble 2^{Ω_X} construit à partir de Ω_X . L'ensemble des éléments focaux possibles est $A_1^X = \{H_1\} \dots A_q^X = \{H_q\}$, $A_{q+1}^X = \{H_1, H_2\} \dots A_{2q-1}^X = \{U_i H_i\}$. Il s'agit d'un vecteur définissant le degré de croyance qu'une variable vérifie $2q$ éléments focaux H_i construits à partir du cadre de discernement de la variable. L'attribution de la probabilité de base peut être obtenue par des avis d'experts, des probabilités imprécises ou obtenues objectivement à partir de données. Elle est parfois appelée "assignation de probabilité de base" ou "affectation de probabilité de base".

L'affectation de probabilité de base $M(X)$ est définie par l'équation (III.1) :

$$M(X) = [m(X \subseteq \phi) \ m(X \subseteq A_1^X) \ \dots \ m(X \subseteq A_i^X) \ \dots \ m(X \subseteq A_{2q-1}^X)] \quad (\text{III.1a})$$

$$\text{Avec } m(X \subseteq A_i^X) \geq 0 \text{ et } \sum_{A_i^X \in 2^{\Omega_X}} m(X \subseteq A_i^X) = 1, \text{ où } m(X \subseteq A_i^X) \quad (\text{III.1b})$$

$m(X)$ est la fonction de masse telle que définie à la section I.4 du chapitre I.

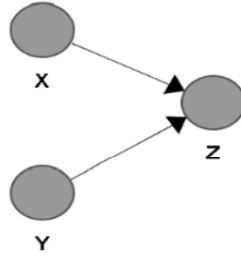


Figure III. 1 : Réseau élémentaire : 2 parents, 1 enfant

$$M(Z \setminus X, Y) = \left(\begin{array}{ccc} m(Z \subseteq \phi | X \subseteq \phi, Y \subseteq \phi) \dots & m(Z \subseteq \phi | X \subseteq A_i^X, Y \subseteq A_j^Y) & m(Z \subseteq \phi | X \subseteq A_M^X, Y \subseteq A_K^Y) \\ m(Z \subseteq A_l^Z | X \subseteq \phi, Y \subseteq \phi) & m(Z \subseteq A_l^Z | X \subseteq A_i^X, Y \subseteq A_j^Y) & m(Z \subseteq A_l^Z | X \subseteq A_M^X, Y \subseteq A_K^Y) \\ \dots & \dots & \dots \\ m(Z \subseteq A_l^Z | X \subseteq \phi, Y \subseteq \phi) \dots & m(Z \subseteq A_l^Z | X \subseteq A_i^X, Y \subseteq A_j^Y) & m(Z \subseteq A_l^Z | X \subseteq A_M^X, Y \subseteq A_K^Y) \end{array} \right) \quad (III.2)$$

III.3.2 Dimension temporelle

Un RFC dynamique (RFCD) est gérée par des variables indexées sur le temps. La variable X est représentée au pas de temps k par un nœud $X_k \in N$ avec un nombre fini d'éléments focaux dans $\Omega^2(X_k) : \{\emptyset, X_k, AX_{k+1}, \dots, AX_{k+2q-1}\}$. Plusieurs tranches de temps sont représentées par plusieurs ensembles de nœuds $\{N_0, \dots, N_k\}$. N_k comprend toutes les variables relatives à la tranche de temps k (voir figure III.2).

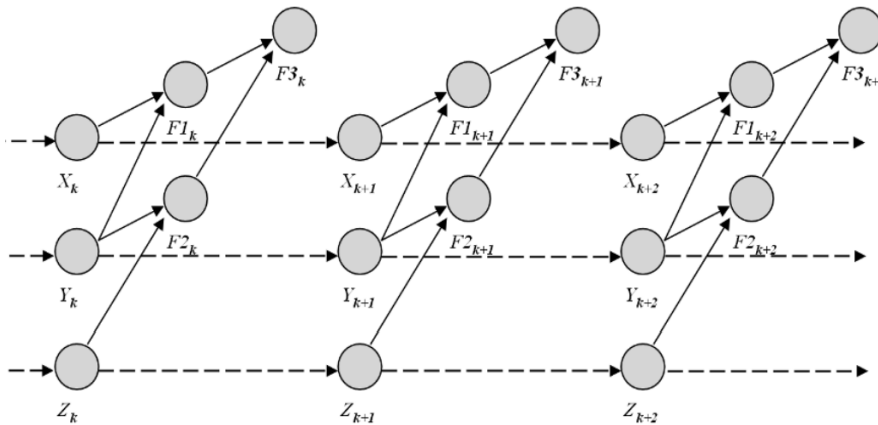


Figure III. 2: La structure RFCD pour trois variables (X , Y et Z) et leur fusion dans fonctions $F1$, $F2$ et $F3$

Un arc reliant deux variables appartenant à des tranches de temps différents k et $k + 1$ représente une dépendance temporelle entre les masses de croyance des variables. Ensuite, un RFC nous permet de modéliser les variables et leurs impacts sur leur propre assignation de probabilité de base future et aussi sur celles d'autres variables. La définition de ces impacts en

tant que masses de croyance de transition entre les éléments focaux de la variable à l'étape temporelle k et ceux de l'étape temporelle $(k+1)$ conduit à la définition de la TMCC temporelle par l'équation (III.3) :

$$M(X_{k+1} / X_k) = \begin{pmatrix} m(A_1^y / A_1^x) & \dots & m(A_p^y / A_1^x) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m(A_1^y / A_q^x) & \dots & m(A_p^y / A_q^x) \end{pmatrix} \quad (\text{III.3})$$

Avec ce formalisme, lorsque la variable X_k est un nœud racine dans la tranche de temps k et que cette variable n'est liée qu'à X_{k-1} dans la tranche de temps précédente $(k - 1)$ et à X_{k+1} dans la tranche de temps suivante $(k + 1)$, l'état de X_{k+1} est conditionnellement indépendant du passé (tranche de temps $(k - 1)$) étant donné le présent (tranche de temps k), alors le TMCC temporel $M(X_{k+1}/X_k)$ respecte des propriétés similaires aux propriétés de Markov. De plus, le TMCC est équivalent au modèle markovien de variable aléatoire X si $2^{\Omega X_k} = 2^{\Omega X_{k+1}}$ et sans affectation de masse aux éléments focaux épistémiques. La figure III.3 présente la structure du modèle avec trois processus de Markov indépendant X , Y et Z et la fusion de ces processus par les fonctions de modélisation $F1$, $F2$ et $F3$ de RFC. En partant d'une situation observée au pas de temps $k=0$, l'assignation de probabilité de base $M(X_k)$ est calculée par un algorithme d'inférence. Malheureusement, pour calculer $M(X_{k+T})$, le modèle de déroulement de la figure II.2 devient insoluble avec la taille du modèle. Une solution qui conserve une forme de réseau compact est basée sur des inférences successives. La notion de temps est introduite par des inférences temporelles. En effet, il est possible de calculer l'affectation de probabilité de base de toute variable au pas de temps $(k + 1)$ sur la base de l'affectation de probabilité de base correspondant aux pas de temps k . Les affectations de probabilité de base au pas de temps $(k + 2)$ à partir de $(k + 1)$, et ainsi de suite, sont calculées à l'aide d'inférences successives. Ensuite, un réseau avec seulement deux tranches de temps est défini (2T-RFC) (Laâmari, 2017; Weber and Simon, 2008). La première tranche contient les nœuds correspondant au pas de temps actuel k , et la seconde ceux du pas de temps suivant $(k + 1)$ (voir figure III.3). Les observations, introduites sous forme de preuves tangibles ou d'assignations de probabilités de base, ne sont réalisées que dans la tranche de temps actuelle k . L'incrément de temps est réalisé en fixant les masses de croyances marginales calculées du nœud au pas de temps $(k + 1)$ comme observations pour son nœud correspondant dans la tranche de temps précédente. Un algorithme d'inférence exact basé sur l'arbre de jonction peut être utilisé lorsque chaque processus dynamique des réseaux de preuves est indépendant et que l'observation porte uniquement sur X , Y ou Z . D'autres

algorithmes d'inférence existent pour calculer des modèles dynamiques avec des dépendances (voir (Koller and Friedman, 2009), Chapitre 15 page 651).

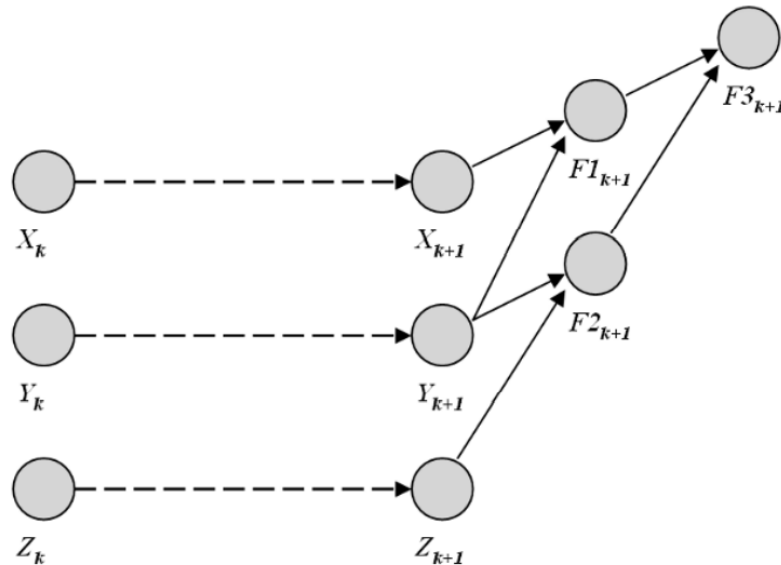


Figure III. 3: Un 2T-RFC compact pour trois variables aléatoires X, Y et Z

III.3.3 Calcul des mesures de croyance et de plausibilité comme limites

L'imprécision des probabilités est traitée par des mesures de croyance et de plausibilité, comme expliquée aux sections I.4. Pour calculer les limites supérieures et inférieures des probabilités dans un réseau de fonction de croyance, il est nécessaire d'appliquer les équations (I.3a) (I.5a) et (I.5c) définies aux sections I.4. Simon et Weber (Simon and Weber, 2009) ont proposé de calculer chaque mesure sur un élément focal d'une variable par deux nœuds particuliers comme indiqué dans la figure III.4.

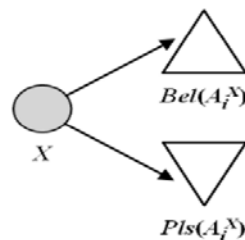


Figure III. 4: Nœuds à calculer les mesures Bel et Pls

Dans ce travail, l'algorithme d'inférence de l'arbre de jonction est utilisé pour calculer $Bel(A_i^X)$. Ainsi, une variable est définie avec deux hypothèses : croyance et doute. Son TMCC est donné par le tableau générique III.2. Le nœud dédié au calcul de $Pls(A_i^X)$ est décrit par les hypothèses plausibilité et incrédulité selon référence (Simon and Weber, 2009)(voir tableau III.3) et peut être utilisé pour toute variable et tous ensemble focal. Il est utile pour le calcul des

mesures de croyance et de plausibilité de chaque nœud du réseau et pour chaque hypothèse. Ces mesures sont les limites de la probabilité inconnue.

Tableau III. 2: TMCC générique pour calculer $Bel(A)$

X	Croyance (A_i^X)	Doute
...
A_j^X	$\begin{cases} 1 \text{ si } A_i^X \subseteq A_j^X \\ 0 \text{ autre part} \end{cases}$	$\begin{cases} 0 \text{ si } A_i^X \subseteq A_j^X \\ 1 \text{ autre part} \end{cases}$
...

Tableau III. 3: TMCC générique pour calculer $Pls(A)$

X	Plausibilité (A_i^X)	Incrédulité
...
A_j^X	$\begin{cases} 1 \text{ si } A_i^X \sqcup A_j^X \neq \emptyset \\ 0 \text{ autre part} \end{cases}$	$\begin{cases} 0 \text{ si } A_i^X \sqcup A_j^X \neq \emptyset \\ 1 \text{ autre part} \end{cases}$
...

Cette formulation nous permet d'utiliser toutes les plateformes de modélisation du réseau bayésien pour calculer l'inférence en RFC. Il n'est donc pas nécessaire de développer un logiciel spécifique, mais il faut faire attention lors de la modélisation et de l'utilisation de la plate-forme.

III.3.4 Inférence

Le cœur de RFC est le mécanisme d'inférence. Il existe plusieurs mécanismes qui peuvent être utilisés. L'inférence nous permet de calculer les distributions des masses de croyances sur chaque variable en connaissant l'état des autres variables.

Le mécanisme d'inférence ne s'applique pas sur le graphe modélisé, mais sur une représentation intermédiaire. Plusieurs algorithmes d'inférence sont disponibles pour calculer l'affectation de la probabilité marginale de base de chaque nœud. Ces algorithmes d'inférence dépendent des informations à traiter et du support théorique de ces informations. Par exemple, Shenoy traite des inférences dans les RB hybrides (Shenoy, 2006), Yaghlane traite des inférences dans les RFC basés sur le modèle de croyance transférable (Ben Yaghlane and Mellouli, 2008), et Cozman traite des inférences dans les réseaux de crédits (Da rocha and Cozman, 2005). Dans ce chapitre, l'inférence exacte est réalisée par l'algorithme proposé par Jensen basé sur la construction d'un arbre de jonction (Jensen, 1996). Cet algorithme met à jour l'affectation de la probabilité marginale de base sur chaque nœud en fonction des preuves représentant les connaissances introduites dans le RFC. Le mécanisme de calcul est basé sur le théorème de Bayes qui est étendu à la représentation des informations incertaines dans la théorie d'évidence (Simon et al., 2008).

Plusieurs auteurs (Laâmari et al., 2010; Lepar and Shenoy, 2013) ont comparé différents mécanismes et différentes représentations intermédiaires. Parmi les différentes représentations intermédiaires, on trouve l'arbre de jonction bien connu proposé par Jensen (Jensen, 1996) pour un RB. Il a été étendu à la représentation probante par (Simon et al., 2008). Une autre représentation intermédiaire a été proposée par Ben Yaghlane (Ben Yaghlane et al., 2002a, 2002b). Elle est basée sur l'algorithme de l'arbre de jointure binaire modifié, utilisant la règle disjonctive de combinaison et le théorème bayésien généralisé, tous deux proposés par Smets (Smets and Kennes, 1994).

Pour les RFCD, Simon et Weber (Simon and Weber, 2009; Weber and Simon, 2008) ont utilisé l'inférence bayésienne étendue à la fonction de croyance dans l'arbre de jonction. Cela fonctionne pour les réseaux dynamiques probants déroulés ou les réseaux dynamiques probants compacts. Plus récemment, Laâmari a proposé un nouveau mécanisme d'inférence pour les RFCD avec des croyances conditionnelles (Laâmari, 2017).

L'inférence utilisée ici est développée sur l'algorithme de l'arbre de jonction. Elle est basée sur la généralisation de la règle de Bayes à l'assignation de base des probabilités. Ainsi, en se référant à un exemple simple où $X \rightarrow Z$, connaissant la variable d'assignation de probabilité postérieure Z et selon la distribution conditionnelle de la masse d'incertitude des données et des mesures importantes de Z étant donné X , l'assignation de probabilité de base de X peut être obtenue par l'équation (III.4).

$$m(X \subseteq A_i^X \setminus Z) = \frac{m(X \subseteq A_i^X) \cdot \sum_{A_j^Z \subseteq \Omega_Z} m(Z \subseteq A_j^Z \setminus X \subseteq A_i^X)}{\sum_{A_j^Z} m(Z \subseteq A_j^Z)} \quad (\text{III.4})$$

Le mécanisme d'inférence doit propager ces informations dans des graphiques complexes selon la règle de la chaîne (Jensen, 1996; Laâmari, 2017).

III.3.5 Modélisation de l'imprécision et de l'ignorance dans les nœuds

De nombreux auteurs ont utilisé la propriété de délimitation (voir l'équation (I.5c)) pour relier l'intervalle défini par $[P(H_i^X), \bar{P}(H_i^X)]$ et l'assignation de probabilité de base (Guth, 1991; Cayrac et al., 1996; Hall and Lawry, 2001). L'imprécision sur une mesure de probabilité décrite par un intervalle est directement déduite des mesures de croyance et de plausibilité (figure III.5):

$$[\underline{P}(H_i^X), \bar{P}(H_i^X)] = [Bel(H_i^X), Pls(H_i^X)] \quad (\text{III.5})$$

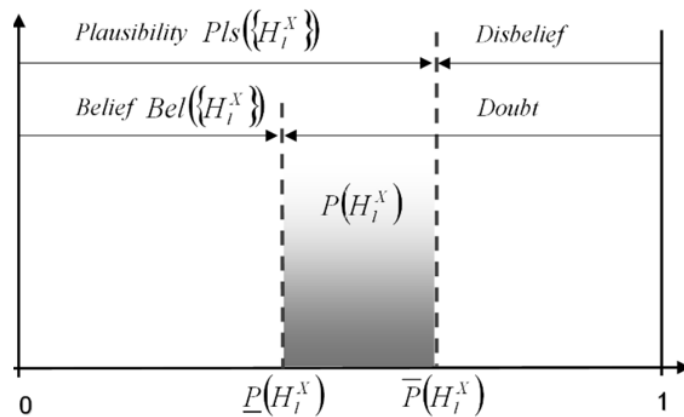


Figure III. 5: Les limites pour *Bel* et *Pls*

À partir des mesures de plausibilité et de croyance, nous obtenons la mission de masse de bases par la transformation de Möbius (Kennes, 1992; Smets, 2001):

$$m(A_i) = \sum_{B \setminus B \subseteq A_i} (-1)^{|A_i| - |B|} Bel(B) \quad (III.6)$$

Où $|A_i|$ est le cardinal de l'ensemble A_i . Si l'imprécision d'une mesure de probabilité est décrite par un intervalle de probabilité, la relation avec une affectation de probabilité de base est directement obtenue par l'équation (III.7a).

$$[\underline{P}_{Hi}, \overline{P}_{Hi}] = [Bel(H_i), Pls(H_i)] \quad (III.7a)$$

Où \underline{P}_{Hi} est la probabilité inférieure de l'hypothèse H_i et \overline{P}_{Hi} est la probabilité supérieure avec i de 1 à q , c'est le nombre d'hypothèses.

La transformation d'un ensemble d'intervalles de probabilité $[P]$ en une assignation de probabilité de base M est obtenue facilement par les équations (I.3a) (I.5a) et (III.6). Si :

$$[P_X] = [[\underline{P}_{H1}, \overline{P}_{H2}] \dots [\underline{P}_{Hq}, \overline{P}_{Hq}]] \quad (III.7b)$$

$$\begin{aligned} M_X &= [m(\phi)m(A_1)\dots m(A_i)\dots m(A_{2^q-1})] \\ &= [\underline{P}_\phi \underline{P}_{A_1} \dots \sum_{B \setminus B \subseteq A_i} (-1)^{|A_i| - |B|} \underline{P}_B \dots] \quad \text{avec } A_i \in 2^{\Omega_x} \end{aligned} \quad (III.7c)$$

Comme le soutient Smets (Smets, 2001), la connaissance des mesures $Bel(A_i)$, et $Pls(A_i)$ est égale à la connaissance de l'affectation de masse de bases sur le cadre de discernement. Néanmoins, comme cela est généralement défini dans les ouvrages sur les probabilités à

intervalle (Kozine and Utkin, 2002), deux conditions doivent être prises en compte pour définir la distribution des intervalles de probabilité :

$$\sum_{i=1}^q P_i \leq 1 \quad (\text{III.8a})$$

$$\sum_{i=1}^q \overline{P}_i \geq 1 \quad (\text{III.8b})$$

III.3.6 Nœuds pour *Pls* et *Bel* dans le cas binaire

Pour mettre en œuvre le calcul des fonctions de croyance et de plausibilité au sein d'une plate-forme d'inférence des réseaux bayésiens, nous séparons leur calcul en deux nœuds différents (*Bel*, *Pls*) en raison de la contrainte d'additivité. Le tableau des masses conditionnelles III.4 convertit l'équation (I.3a) en un modèle dédié au calcul du degré de croyance que la variable Z est dans l'état {Up}. L'ensemble focal Doute est introduit pour permettre au modèle de respecter la contrainte d'additivité.

De la même manière, nous définissons le tableau de masse conditionnelle III.5 pour calculer le degré de plausibilité (équation (I.5a)) que la variable Z est dans l'état {Up}.

En outre, on peut noter que ces tableaux peuvent être utilisés pour calculer les fonctions de plausibilité et de croyance sur chaque état des composants ou des nœuds du réseau afin de donner des informations sur les limites de la valeur réelle de la probabilité.

III.3.7 Tableau des masses conditionnelles pour plus de deux entrées (KOON: porte k out of n)

Comme présenté dans les sections précédentes pour les portes ET/OU, le tableau de probabilité conditionnelle d'une porte *KOON* est traduit dans le RFC avec un tableau de masse conditionnelle. Les *KOON* sont des portes habituelles dans les analyses de fiabilité. Il s'agit d'un cas général pour les portes ET/OU. L'ensemble focal spécifique {Up, Down} est introduit pour chaque état composant et également la sortie. Le raisonnement est le même que dans la section précédente.

Considérons par exemple une porte 2 sur 3 (2 out of 3). Lorsque deux des trois composantes sont dans le même état, la sortie est dans l'état de la majorité des composantes. En outre, si deux des trois composantes sont dans des états opposés {Up} et {Down}, l'état de la troisième composante implique l'état de la sortie. Ainsi, si l'état de cette dernière composante

est incertain, la production est également incertaine. Le tableau III.4 présente le tableau de masse conditionnelle pour la porte 2-out-of-3.

Tableau III. 4: TMCC pour 2-out-of-3

W	X	Y	Z		
			Up	Down	Up-down
Up	Up	Up	1	0	0
		Down	1	0	0
		Up-down	1	0	0
	Down	Up	1	0	0
		Down	0	1	0
		Up-down	0	0	1
	Up-down	Up	1	0	0
		Down	0	0	1
		Up-down	0	0	1
Down	Up	Up	1	0	0
		Down	0	1	0
		Up-down	0	0	1
	Down	Up	0	1	0
		Down	0	1	0
		Up-down	0	1	0
	Up-down	Up	0	0	1
		Down	0	1	0
		Up-down	0	0	1
Up-down	Up	Up	1	0	0
		Down	0	0	1
		Up-down	0	0	1
	Down	Up	0	0	1
		Down	0	1	0
		Up-down	0	0	1
	Up-down	Up	0	0	1
		Down	0	0	1
		Up-down	0	0	1

Tableau III. 5: TMCC pour *Bel* ($Z = \{Up\}$)

Z	Bel ($Z = \{Up\}$)	
	Crédibilité	Doute
Up	1	0
Down	0	1
Up-down	0	1

Tableau III. 6: TMCC pour *Pls* ($Z = \{Up\}$)

Z	Pls ($Z = \{Up\}$)	
	Plausibilité	Incrédulité
Up	1	0
Down	0	1
Up-down	1	0

III.4 L'application de réseau de fonctions de croyance en fiabilité et disponibilité

Un RFC peut modéliser l'évolution de variables aléatoires discrètes en définissant la dépendance conditionnelle d'une tranche de temps $(k + 1)$, compte tenu de l'état des variables aléatoires à la tranche de temps précédente (k) . La définition de la dépendance reliant les variables à différentes tranches de temps peut modéliser divers processus stochastiques complexes. Ce processus stochastique basé sur le temps est modélisé par un TMCC. La figure III.6 montre un cas particulier d'une variable X , c'est défini conditionnellement à elle-même à la tranche (k) de temps précédent. Il s'agit du cas Markovien.

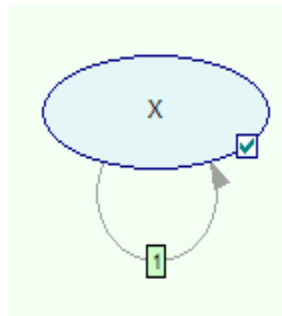


Figure III. 6: Nœud X

La propriété de Markov est utilisée ici pour simplifier le mécanisme d'inférence, car la TMCC est invariante dans le temps. L'inférence peut être réalisée de manière itérative sans définir explicitement une variable pour chaque tranche de temps. Le modèle RFC est alors compact et seules deux tranches de temps successives sont modélisées comme un réseau bayésien à deux temps notés 2-TRB (Jensen, 1996). Ce modèle nous permet de définir tous les paramètres nécessaires pour modéliser la chaîne de Markov. La première tranche contient les variables au pas de temps courant (k) , tandis que la seconde nous permet de calculer la distribution des variables au pas $(k + 1)$ de temps par inférence. Ce TMCC est défini à partir de la matrice de probabilité de transition entre les états de la CM. Avec ce modèle, l'état futur $(k + 1)$ est conditionnellement indépendant du passé, compte tenu de l'état actuel (k) . Pour plus de détails, voir les références (Jensen, 1996; Weber and Jouffe, 2006).

Correspondant à une composante X à distribution exponentielle, supposons que le taux de défaillance de X au temps T est λ , et que les ensembles focaux du nœud X sont $\{\{up\}, \{down\}, \{up-down\}\}$. L'incertitude épistémique peut être induite par l'intervalle de taux de défaillance $[\lambda_{inf}, \lambda_{sup}]$ pour définir le TMCC : $M(X_{k+1} | X_k)$. Ensuite, les trois discussions suivantes sur la probabilité de confiance conditionnelle de X doivent être menées (Weber and Simon, 2008; Mi et al., 2019):

1- Lorsque le composant fonctionne au moment (k), ce qui signifie que l'état du nœud X est {up}, peut échouer sur l'état {down} ou l'état incertain {up-down} après le temps de transition. Alors la distribution de la masse de transition au moment ($k+1$) deviendra :

$$m(up^{k+1} / up^k) = 1 - \lambda_{sup} \quad (III.9a)$$

$$m(down^{k+1} / up^k) = \lambda_{inf} \quad (III.9b)$$

$$m(up - down^{k+1} / up^k) = \lambda_{sup} - \lambda_{inf} \quad (III.9c)$$

2- Lorsque le composant est défaillant au moment (k), l'état du nœud X est {down}, la distribution de masse de la transition au moment ($k+1$) sera :

$$m(up^{k+1} / down^k) = 0 \quad (III.10a)$$

$$m(down^{k+1} / down^k) = 1 \quad (III.10b)$$

$$m(up - down^{k+1} / down^k) = 0 \quad (III.10c)$$

3- Si la composante est incertaine au moment (k), alors l'état du nœud X est {up-down}, la distribution de masse de la transition sera après le temps de transition comme suit :

$$m(up^{k+1} / up - down^k) = 0 \quad (III.11a)$$

$$m(down^{k+1} / up - down^k) = \lambda_{inf} \quad (III.11b)$$

$$m(up - down^{k+1} / up - down^k) = 1 - \lambda_{inf} \quad (III.11c)$$

Selon les discussions des équations de (III.9a) à (III.11c), la matrice de transition d'état qui présente le TMCC du nœud racine X peut être obtenue et exprimée sous la forme de l'équation (III.12) (Weber and Simon, 2008; Mi et al., 2019).

$$M(X^{k+1} / X^k) = \begin{pmatrix} 1 - \lambda_{sup} & 1 & 0 \\ \lambda_{inf} & 0 & \lambda_{inf} \\ \lambda_{sup} - \lambda_{inf} & 1 & 1 - \lambda_{inf} \end{pmatrix} \quad (III.12)$$

Dans toutes les études précédentes comme (Weber and Simon, 2008; Simon et al., 2008; Mi et al., 2019), ils ont utilisé l'équation (III.13) pour simplifier l'inférence de la matrice de transition

d'état. Ainsi, la matrice de transition d'état originale est représentée par le TMCC du nœud racine X , comme indiqué dans les tableaux III.6 et III.7.

Pour les petits λ :

$$1 - e^{-\lambda \cdot \Delta t} \approx \lambda \quad (\text{III.13})$$

III.4.1 Système avec une configuration série ou parallèle

La figure III.7 présente deux composants connectés dans une configuration en série et parallèle, chaque composant est supposé n'avoir que deux états, c'est-à-dire fonctionner (up) ou tomber en panne (down) avec un taux de défaillance constant (distribution exponentielle). Dans le cadre de la TDS, il existe pour chaque composant trois affectations de croyances fondamentales $m(A)$.

$$\Omega = \{up, down\}$$

$$S = \Omega^2 = \{\emptyset, up, down, up - down\}$$

L'état {up-down} représente l'incertitude épistémique liée aux états des composants.

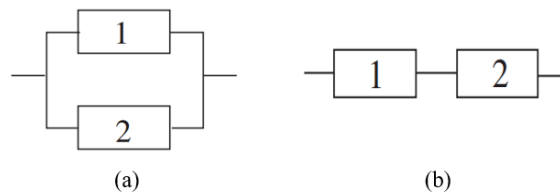


Figure III. 7: (a) système parallèle, (b) système série

Les probabilités d'état à l'étape $T = 0$ définies comme ci-dessous (conditions initiales) des deux composantes :

$$\begin{cases} m(up) = 1 \\ m(down) = 0 \\ m(up - down) = 0 \end{cases}$$

Dans ce chapitre, on utilise le TMCC présenté dans (Weber and Simon, 2008) pour modéliser la fiabilité du composant X sans réparation à l'étape $(k + 1)$ (tableau III.7).

Pour calculer la fiabilité avec réparation (disponibilité) d'un nœud X à l'étape $(k + 1)$, nous proposons de définir TMCC comme montré dans le tableau III.8 (Bougofa et al., 2020) sur la base des hypothèses présentées dans la référence (Weber and Simon, 2008). ΔT Signifie les pas de temps, c'est-à-dire les heures, les jours, et l'année...etc.

Tableau III. 7: TMCC à (k+1) d'un nœud X sans réparation

Étape (k) \ Étape (k+1)	Up (k)	Down (k)	Up-down (k)
Up	$e^{-\lambda_{sup} \cdot \Delta t}$	0	0
Down	$1 - e^{-\lambda_{inf} \cdot \Delta t}$	1	$1 - e^{-\lambda_{inf} \cdot \Delta t}$
Up-down	$e^{-\lambda_{inf} \cdot \Delta t} - e^{-\lambda_{sup} \cdot \Delta t}$	0	$e^{-\lambda_{inf} \cdot \Delta t}$

Tableau III. 8: TMCC à (k+1) d'un nœud X avec réparation

Étape (k) \ Étape (k+1)	Up (k)	Down (k)	Up-down (k)
Up	$e^{-\lambda_{sup} \cdot \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \cdot \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \cdot \Delta t}$
Down	$1 - e^{-\lambda_{inf} \cdot \Delta t}$	$e^{-\mu_{sup} \cdot \Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_{inf} \cdot \Delta t}$
Up-down	$e^{-\lambda_{inf} \cdot \Delta t} - e^{-\lambda_{sup} \cdot \Delta t}$	$e^{-\mu_{inf} \cdot \Delta t} - e^{-\mu_{sup} \cdot \Delta t}$	$e^{-\lambda_{inf} \cdot \Delta t} + e^{-\mu_{inf} \cdot \Delta t} - 1$

Pour construire un RFC, les portes conventionnelles de l'AdD (porte OU/ porte ET) ont été mises en correspondance avec RFC conformément à des règles présentées dans référence (Bobbio et al., 2001). L'algorithme de conversion consiste en une transformation graphique et quantitative comme montrée dans la figure III.8 et les tableaux III.9 et III. 10.

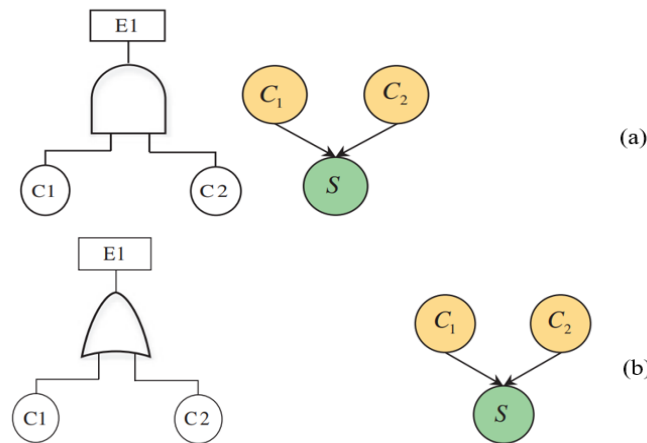


Figure III. 8: (a) la porte "ET" et son modèle RFC, (b) la porte "OU" et son modèle RFC

Tableau III. 9: TMCC pour la porte "OU"

C1	C2	Porte-OU		
		Up	Down	Up-down
Up	Up	1	0	0
Up	Down	0	1	0
Up	Up-down	0	0	1
Down	Up	0	1	0
Down	Down	0	1	0
Down	Up-down	0	1	0
Up-down	Up	0	0	1
Up-down	Down	0	1	0
Up-down	Up-down	0	0	1

Tableau III. 10: TMCC pour la porte "ET"

C1	C2	Porte-ET		
		Up	Down	Up-down
Up	Up	1	0	0
Up	Down	1	0	0
Up	Up-down	1	0	1
Down	Up	1	0	0
Down	Down	0	1	0
Down	Up-down	0	0	1
Up-down	Up	1	0	0
Up-down	Down	0	0	1
Up-down	Up-down	0	0	1

III.4.2 Exemples d'applications

III.4.2.1 Exemple 1

Cette approche a été appliquée au système des vannes utilisé pour distribuer le fluide (figure III.9), qui est présenté dans référence (Weber and Simon, 2008). Chaque vanne a un mode de défaillance unique. Le tableau III.11 présente les limites supérieures et inférieures des taux de défaillance et de réparation pour chaque vanne.

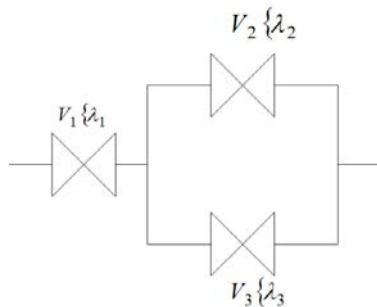


Figure III. 9: Système des vannes

Tableau III. 11: Taux de défaillance et de réparation

Composants	λ_{inf} (h ⁻¹)	λ_{sup} (h ⁻¹)	μ_{inf} (h)	μ_{sup} (h)
Vanne 1	0.001	0.002	0.1	0.125
Vanne 2	0.002	0.003	0.1	0.125
Vanne 3	0.003	0.004	0.1	0.125

La figure III.11 montre le RFC développé pour ce système par le logiciel GeNIe version académique (BayesFusion, 2020) et la figure III.10 montre le modèle CM équivalent de ce système.

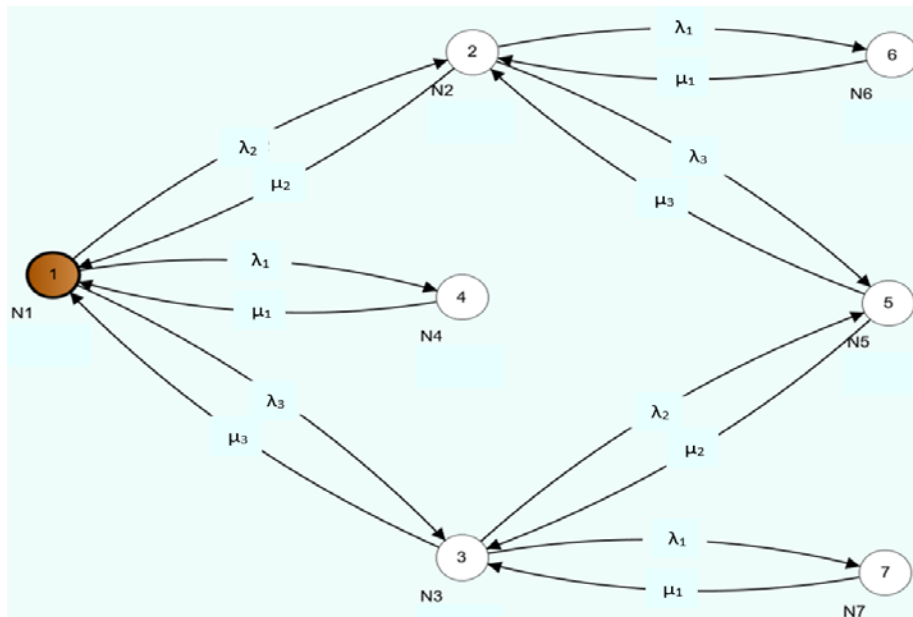


Figure III. 10: CM du système des vannes

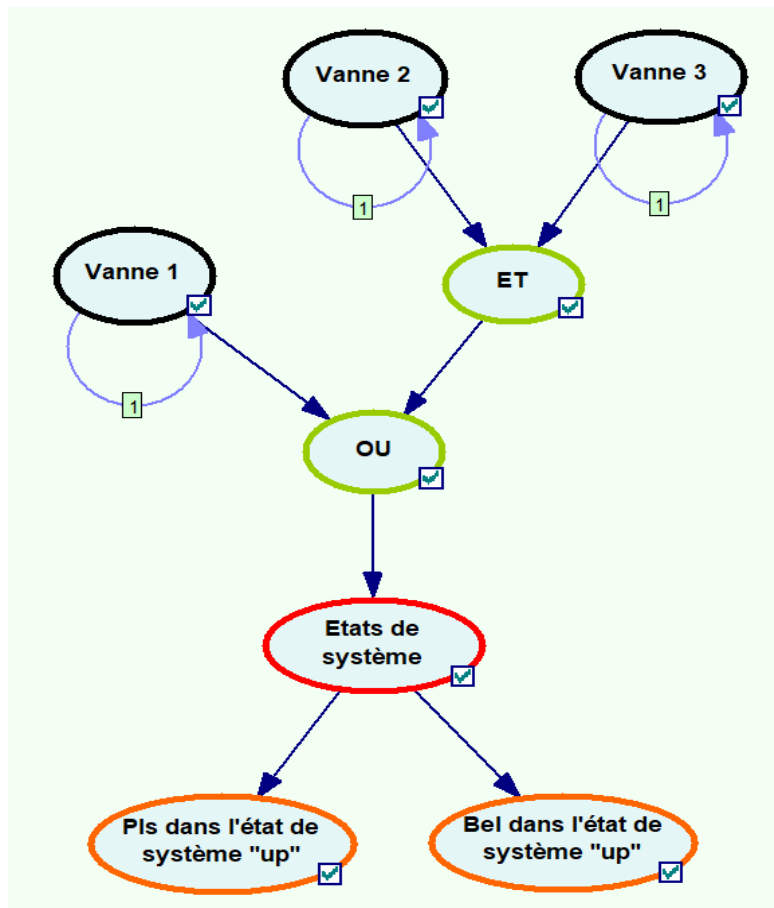


Figure III. 11: RFC du Système des vannes

Résultats et discussion

La disponibilité du système des vannes est obtenue par le RFC après avoir simulé le réseau. La figure III.12 présente la disponibilité obtenue par les RFC et CM. La disponibilité du système diminue avec le temps. Le RFC peut prédire la probabilité dans les tranches de

temps à venir, la disponibilité après 1000 heures avec prise en compte de l'incertitude est quantifiée comme l'intervalle $[0.9782, 0.9912]$. Les limites de cet intervalle sont la croyance (*Bel*) et la plausibilité (*Pls*) dans l'état de marche de ce système.

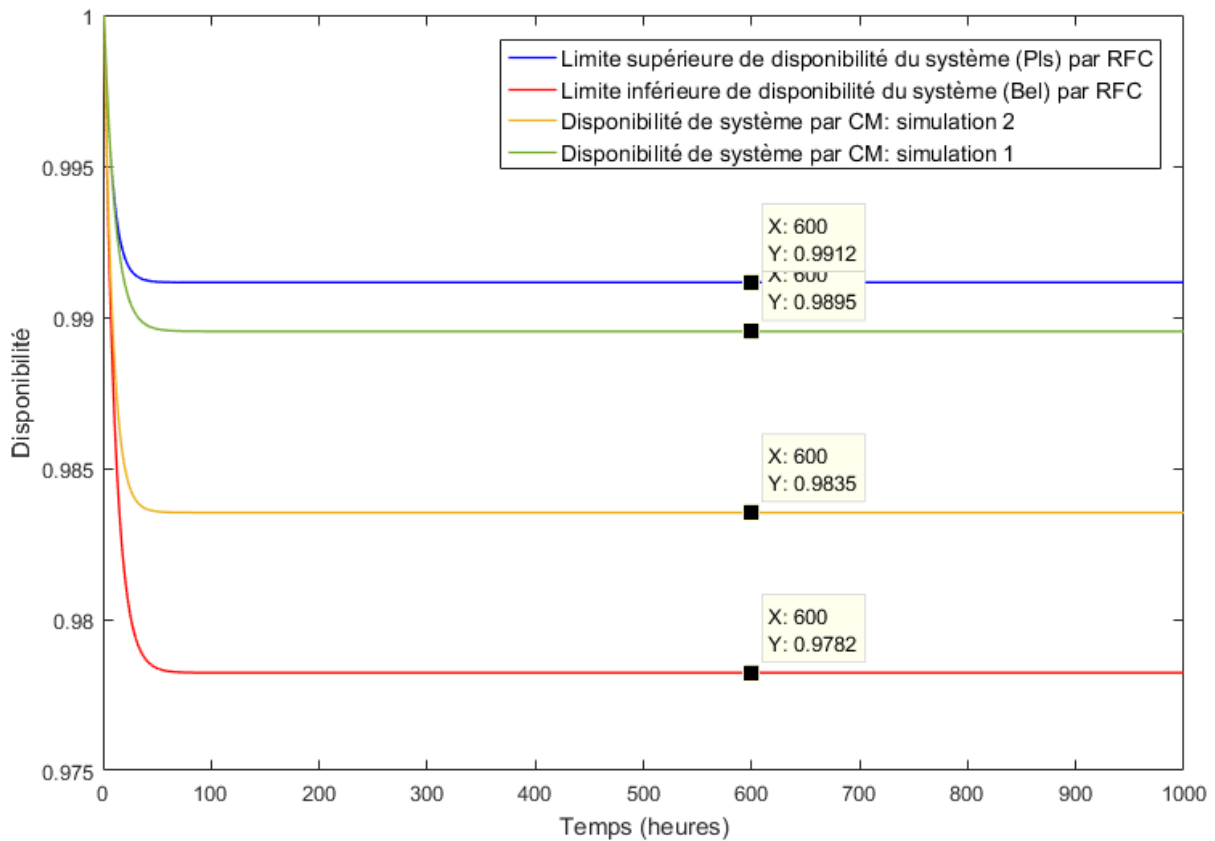


Figure III. 12: La disponibilité du système de vannes par RFC et CM

La disponibilité après 1000 heures par le modèle CM est 0,9895 en prenant la limite inférieure des taux de défaillance et de réparation (simulation 1). Elle est égale à 0,9835 lorsque l'on prend la limite supérieure des taux de défaillance et de réparation (simulation 2). Les résultats obtenus par le RFC sont proches de ceux obtenus avec deux simulations différentes du modèle CM. La différence dans les résultats entre les modèles est due au fait que le modèle CM ne prend pas en compte les défaillances simultanées, mais d'autre part, le RFC traite bien ce problème. Alors, le RFC fournit un outil très puissant pour gérer les dépendances entre les composants du réseau. Par conséquent, le RFC peut prendre en considération les deux limites des taux de défaillance et de réparation dans le même modèle. Nous pensons que la vraie valeur de la disponibilité de système est délimitée entre les bornes de cet intervalle (la croyance « *Bel* » et la plausibilité « *Pls* ») qui renforce la sélection de la valeur réelle selon le point de vue (optimiste ou pessimiste). Les décideurs doivent prendre en considération cette différence entre les deux cas tout en appliquant les actions les plus logiques et les plus nécessaires en fonction de leur objectif, comme dans la gestion de la maintenance

ou l'analyse des risques.

III.4.2.2 Exemple 2 : étude de cas

L'approche proposée a été appliquée de manière structurée pour étudier la disponibilité du système pétrolier présenté dans référence (Zuo et al., 2019a). Le système d'huile comprend deux sections : le filtre à huile et le sous-système d'alerte. Le bouchon du filtre à huile et la défaillance du détecteur de pression d'huile provoquent la défaillance de l'ensemble du système d'huile. L'AdD de ce système apparaît dans la figure III.13.

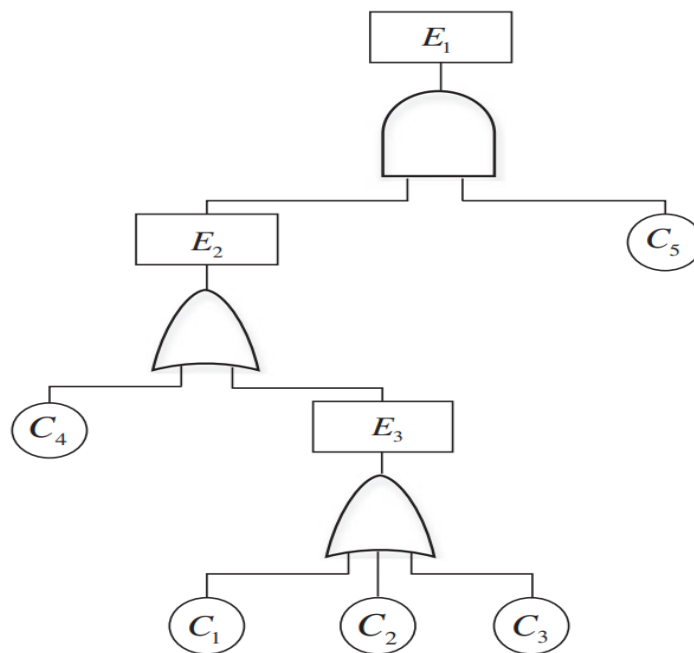


Figure III. 13: L'AdD de système d'huile

Dans l'analyse par l'AdD, les événements $C_i (i=1, 2... 5)$ sont la représentation des événements de base. L'évènement supérieur E_1 représente la défaillance de système, tandis que E_2 et E_3 sont des événements intermédiaires. Tous les événements et leurs situations correspondantes sont montrés dans le tableau III.12.

Tableau III. 12: Définition des événements

Évènements	Situations correspondantes
E_1	Le système pétrolier endommagé
E_2	La défaillance du sous-système d'alerte
E_3	Le dysfonctionnement de l'outil à pression d'huile
C_1	Le dysfonctionnement de l'élément filaire
C_2	Le dysfonctionnement du pressostat différentiel du filtre à huile
C_3	Le dysfonctionnement du cathéter à huile
C_4	Le dysfonctionnement de l'alimentation électrique
C_5	Boucher le filtre à huile

Le modèle RFC de ce système est présenté à la figure III.14, où chaque évènement fondamental de l'AdD est traduit en un nœud racine et un nœud enfant.

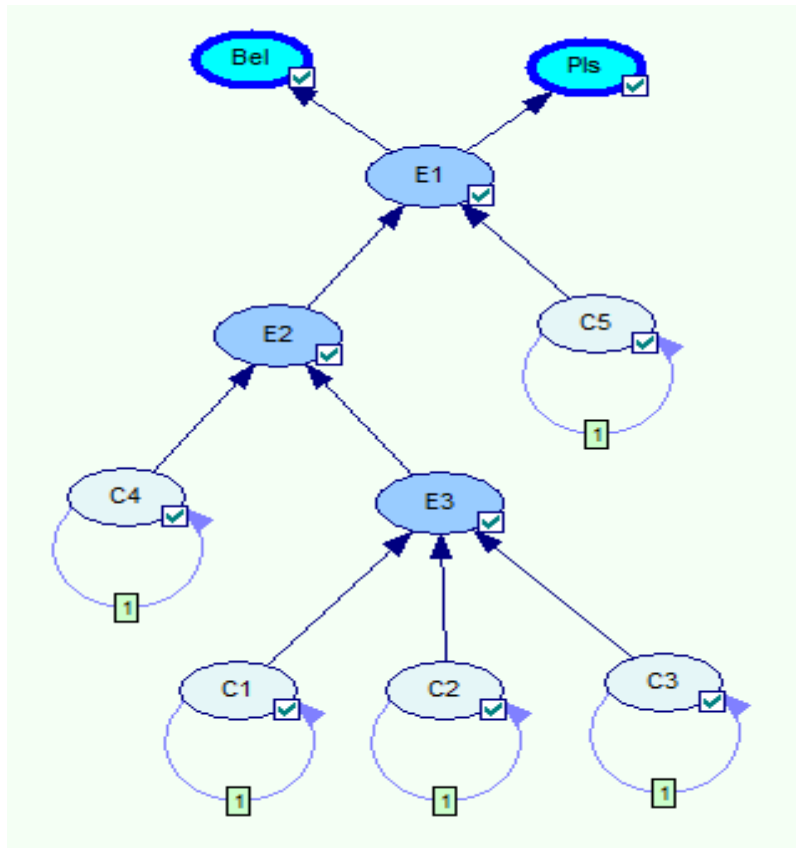


Figure III. 14: RFC du système d'huile

Tableau III. 13: Taux de défaillance et de réparation

Composants	$\lambda_{inf} (h^{-1})$	$\lambda_{sup} (h^{-1})$	$\mu_{inf} (h^{-1})$	$\mu_{sup} (h^{-1})$
C ₁	1E-5	3E-5	0.1	0.125
C ₂	6E-6	/	/	/
C ₃	2E-6	/	0.125	/
C ₄	5E-6	/	0.25	/
C ₅	6E-5	8E-5	0.1	0.125

Dans cette étude, on suppose que toutes les composantes suivent la loi de la distribution exponentielle. Le tableau III.13 présente les taux de défaillance et de réparation de toutes les parties du système sur la base d'un retour d'expérience de défaillance. La modélisation par RFC est utilisée pour évaluer la disponibilité de système et les résultats sont présentés dans la figure III.15. Comme le montre notre étude, le modèle RFC peut traiter l'incertitude des paramètres dans le cas de composants réparables et non réparables dans le même modèle.

En outre, comme le montre la figure III.15, la disponibilité est présentée sous la forme d'un intervalle $\{\text{Bel}(\text{up}) \leq A(\text{ système}) \leq \text{Pls}(\text{up})\}$. Par conséquent, l'ignorance de l'incertitude des paramètres peut conduire à des résultats biaisés, tandis que le fait d'ignorer cette incertitude peut sous-estimer la disponibilité ou la probabilité de défaillance de système.

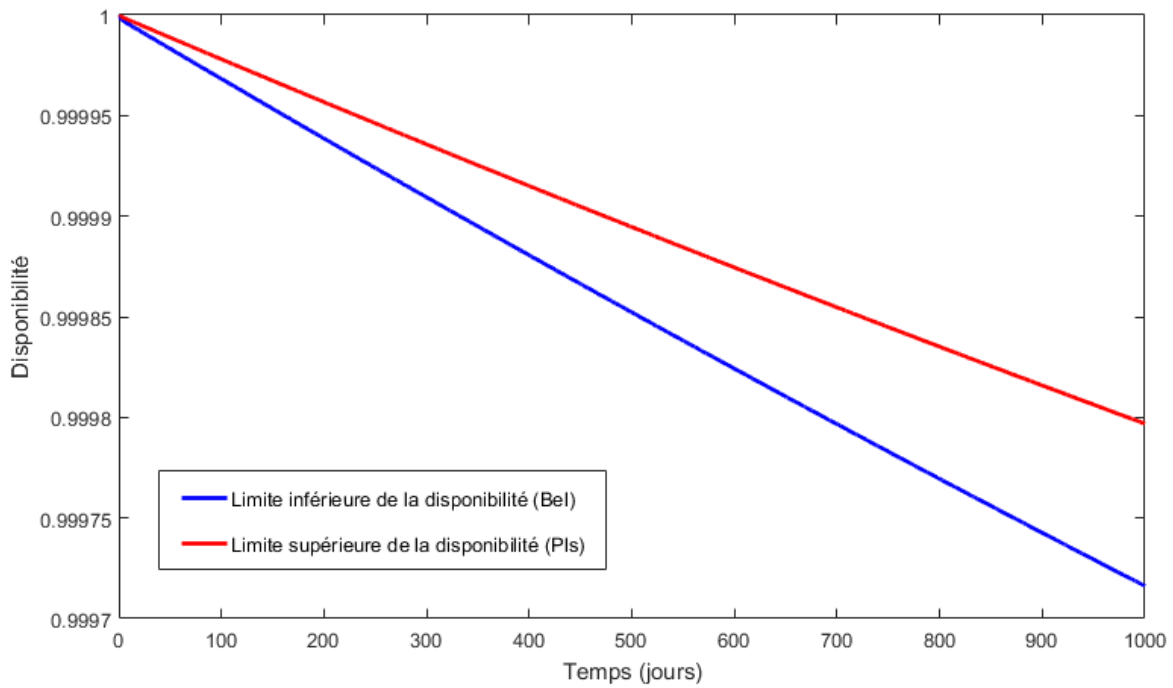


Figure III. 15: Disponibilité du système d'huile

III.5 Conclusion

La modélisation par réseau de fonctions de croyance est largement connue pour ses utilisations dans les secteurs de l'ingénierie, notamment en ce qui concerne la fiabilité des systèmes complexes, car elle permet de traiter facilement l'incertitude épistémique. Ce chapitre propose un RFC tout en se basant sur la TDS pour évaluer la disponibilité, avec une incertitude paramétrique qui doit être prise en compte, car les plus petites différences pourraient modifier les résultats. Cette incertitude est due à un manque de connaissances. Elle est associée aux taux de défaillance et de réparation des composants du système qui ont été quantifiés sous forme d'intervalle. Le TMCC a été mis en œuvre pour proroger l'incertitude du modèle, démontrer la dépendance entre les composants et calculer la distribution de masse de chaque partie du système. L'application de ce modèle a été démontrée par une étude de cas.

Le RFC est un outil très puissant pour déterminer et capturer la disponibilité des systèmes industriels, et donc prendre la décision en termes de sûreté de fonctionnement. Elle peut être appliquée dans plusieurs domaines tels que la maintenance et l'analyse des risques,

par exemple : la modélisation et la gestion des barrières de sécurité.

Dans ce chapitre, le modèle proposé de RFC traite seulement les systèmes statiques en termes de défaillance. L'objet du chapitre suivant est de proposer une extension d'un RFC pour gérer le comportement de défaillances dynamiques des systèmes complexes.

CHAPITRE IV :
UN RÉSEAU DE FONCTIONS DE
CROYANCE DYNAMIQUE ÉTENDU
POUR L'ÉVALUATION DE LA
DISPONIBILITÉ

Chapitre IV

Un réseau de fonctions de croyance dynamique étendu pour l'évaluation de la disponibilité

IV.1 Introduction

La modélisation probabiliste est largement utilisée dans les pratiques d'ingénierie, notamment pour évaluer la sécurité et la fiabilité de systèmes complexes. Le réseau de fonctions de croyance dynamique (RFCD) peut gérer efficacement l'incertitude épistémique basée sur la théorie de Dempster-Shafer. Ce chapitre se concentre sur l'extension du RFCD pour l'évaluer la disponibilité des systèmes souffrant d'incertitude paramétrique et de DCC, en incluant la modélisation TMCC pour les portes de rechange « Spare gate » avec la modélisation de DCC en même temps. Le modèle proposé combine la théorie Dempster-Shafer, utilisée pour la manipulation l'incertitude épistémique à travers une nouvelle reconstruction de l'espace d'états des composants, et le réseau bayésien dynamique est utilisé pour la fiabilité du système multi-états. L'application du modèle est démontrée sur une étude de cas du domaine de l'aviation tirée de la littérature. Une autre étude de cas est traitée pour l'objectif d'évaluer la disponibilité d'un système déluge à eau installé comme étant une barrière de sécurité. L'application de ce modèle quantifie les paramètres de fiabilité et de disponibilité qui aident à hiérarchiser les activités de maintenance et à éviter les pannes de systèmes redondants complexes. Le modèle proposé peut servir d'outil pour évaluer la fiabilité et la disponibilité des systèmes industriels souffrant d'incertitude des paramètres et de défaillances de cause commune.

IV.2 RFCD pour les portes logiques dynamiques « Spare gate »

La figure IV.1 montre deux composants X et Y connectés dans une configuration parallèle avec une porte logique « spare gate », et le facteur de dormance est α . Dans le cadre de la TDS, il y a pour chaque composant trois fonctions de masse de croyances fondamentales $m(A)$ (up, down, up-down). Le TMCC de X à l'étape $(k + 1)$ est examiné précédemment dans le tableau III.7 et tableau III.8. Nous avons proposé le TMCC à l'étape $(k + 1)$ pour le nœud Y selon le type de porte logique « spare gate », en tenant compte de l'incertitude épistémique comme suit : les prochains tableaux IV.4, IV.5 et IV.6 sont proposés pour la fiabilité, et les tableaux IV.7, IV.8 et IV.9 sont proposés pour la disponibilité. Après cette modélisation, nous avons modélisé le TMCC pour la porte logique du nœud comme une

porte ET classique, comme indiqué dans les références (Weber and Simon, 2008; Zuo et al., 2019a).

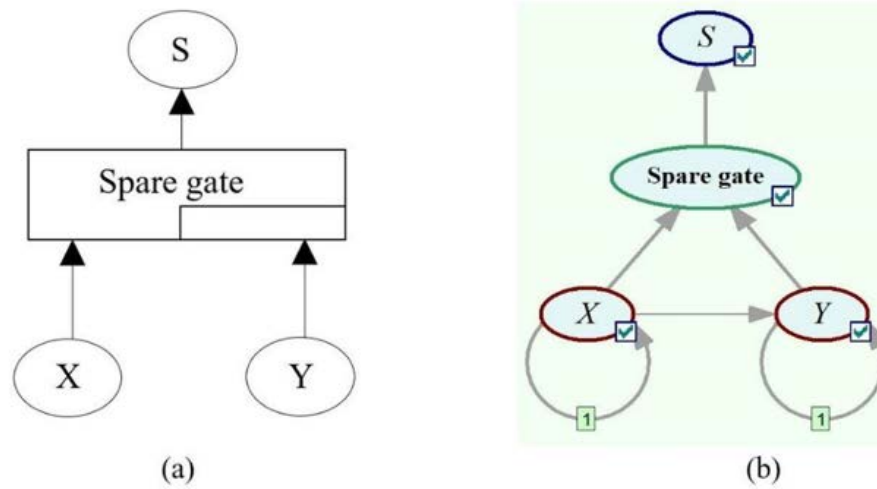


Figure IV. 1 : (a) « Spare gate » pour X et Y par AdDD, (b) « Spare gate » pour X et Y par RFCD

Pour valider l'efficacité de notre approche, nous avons modélisé les composantes X et Y de la figure IV.1 en utilisant la CM comme le montrent les figures IV.2 et IV.3 selon le type de porte logique. À titre d'exemple, le facteur de dormance est $\alpha = 0,6$. Les limites supérieures et inférieures des taux de défaillance et des taux de réparation sont indiquées ci-dessous :

$$\begin{aligned} \lambda_{sup}(x) &= 0.02(h^-) & \lambda_{inf}(x) &= 0.01(h^-) \\ \mu_{sup}(x) &= 0.16(h^-) & \mu_{inf}(x) &= 0.14(h^-) \\ \lambda_{sup}(y) &= 0.03(h^-) & \lambda_{inf}(y) &= 0.02(h^-) \\ \mu_{sup}(y) &= 0.13(h^-) & \mu_{inf}(y) &= 0.1(h^-) \end{aligned}$$

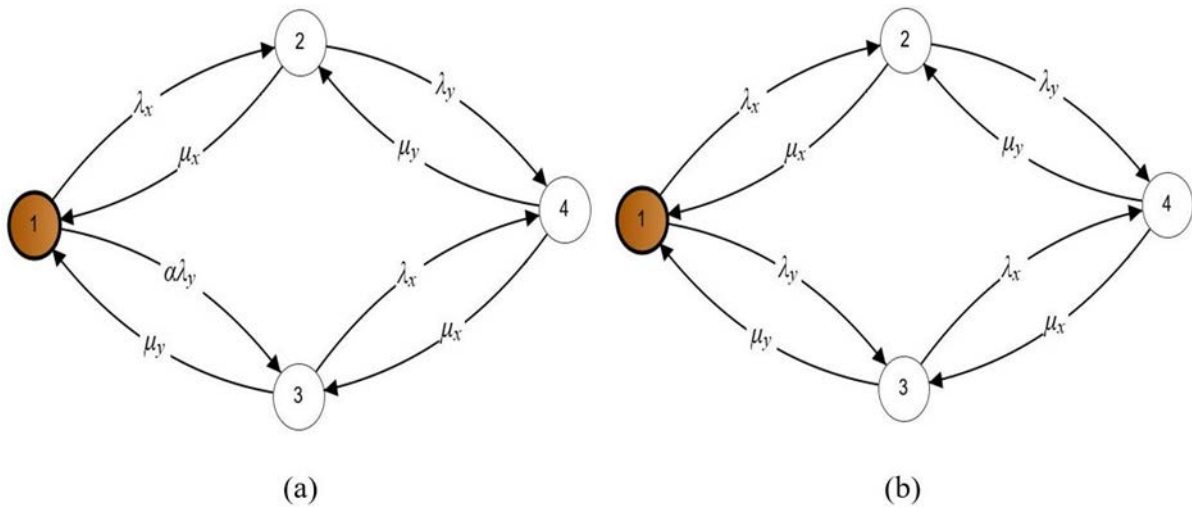


Figure IV. 2: (a) Porte WSP pour X et Y par CM, (b) Porte HSP pour X et Y par CM

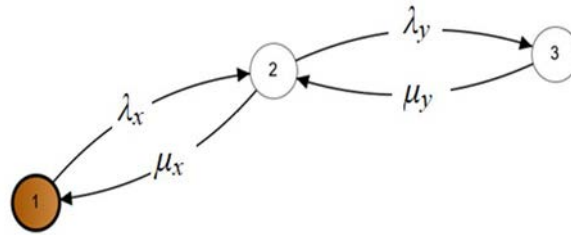


Figure IV. 3: Porte CSP pour X et Y par CM

Les tableaux IV.1, IV.2 et IV.3 présentent la fiabilité et la disponibilité de cet exemple en utilisant deux modèles : RFCD et CM. Dans les tableaux précédents, la simulation (1) indique l'utilisation des taux de défaillance et de réparation inférieurs dans l'inférence Markovien. La simulation (2) indique l'utilisation des taux de défaillance et de réparation supérieurs. Les résultats des deux modèles sont presque les mêmes. Cet exemple démontre la validité et l'efficacité de la méthode présentée et la capacité de RFCD à gérer simultanément l'incertitude épistémique dans le même modèle. D'un autre côté, le modèle CM ne peut pas intégrer l'incertitude des paramètres comme un intervalle dans le même modèle et la même simulation.

Tableau IV. 1: Résultats de la porte WSP

		Temps (h)	T=50	T=100	T=300	T=500	T=700	T=1000
Fiabilité	C M	Simulation (1)	0.7816	0.4905	0.0554	0.0069	0.0009	0.00005
		Simulation (2)	0.5518	0.2039	0.0028	0.00005	0.00001	0
	RFCD	[0.5507, 0.7763]	[0.2035, 0.4799]	[0.0028, 0.0535]	[0.00005, 0.0068]	[0.0000008, 0.0009]	[0, 0.00005]	
		Temps (h)	T=10	T=20	T=30	T=50	T=100	T=500
Disponibilité	C M	Simulation (1)	0.9952	0.9922	0.9913	0.9910	0.9910	0.9910
		Simulation (2)	0.9887	0.9839	0.9829	0.9826	0.9826	0.9826
	RFCD	[0.9845, 0.9953]	[0.9765, 0.9932]	[0.9742, 0.9927]	[0.9735, 0.9925]	[0.9734, 0.9925]	[0.9734, 0.9925]	

Tableau IV. 2: Résultats de la porte CSP

Temps (h)		T=50	T=100	T=300	T=500	T=700	T=1000	
Fiabilité	C	Simulation (1)	0.8452	0.6004	0.0971	0.0134	0.0018	0.0001
	M	Simulation (2)	0.6574	0.3064	0.0072	0.0001	0.00001	0
	RFCD		[0.6531, 0.8274]	[0.3039, 0.5512]	[0.0071, 0.0622]	[0.0001, 0.0071]	[0.000002, 0.0009]	[0,0.00005]
Temps (h)		T=10	T=20	T=30	T=50	T=100	T=500	
Disponibilité	C	Simulation (1)	0.9956	0.9912	0.9889	0.9873	0.9868	0.9868
	M	Simulation (2)	0.9891	0.9807	0.9771	0.9753	0.9750	0.9792
	RFCD		[0.9897, 0.9968]	[0.9851, 0.9955]	[0.9840, 0.9952]	[0.9837, 0.9952]	[0.9837, 0.9952]	[0.9837, 0.9952]

Tableau IV. 3: Résultats de la porte HSP

Temps (h)		T=50	T=100	T=300	T=500	T=700	T=1000	
Fiabilité	C	Simulation (1)	0.7513	0.4534	0.0521	0.0068	0.0009	0.00005
	M	Simulation (2)	0.5089	0.1784	0.0026	0.00005	0.00001	0
	RFCD		[0.5089, 0.7513]	[0.1783, 0.4534]	[0.0026, 0.0521]	[0.00005, 0.0068]	[0.0000007, 0.0009]	[0,0.00004]
Temps (h)		T=10	T=20	T=30	T=50	T=100	T=500	
Disponibilité	C	Simulation (1)	0.994	0.9904	0.9893	0.9889	0.9889	0.9889
	M	Simulation (2)	0.9861	0.9806	0.9794	0.9792	0.9792	0.9792
	RFCD		[0.9815, 0.9943]	[0.9721, 0.9919]	[0.9696, 0.9913]	[0.9689, 0.9912]	[0.9688, 0.9912]	[0.9688, 0.9912]

Tableau IV. 4: TMCC de nœud $Y(k+1)$ pour WSP sans réparation

X (k+1)	Up			Down			Up-down		
Y (k)	Up	Down	Up-down	Up	Down	Up-down	Up	Down	Up-down
Up (k+1)	$e^{-\alpha\lambda_{sup} \Delta t}$	0	0	$e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	0	0	$e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	0	0
Down (k+1)	$1 - e^{-\alpha\lambda_{inf} \Delta t}$	1	$1 - e^{-\alpha\lambda_{inf} \Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	1	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	1	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$
Up-down (k+1)	$e^{-\alpha\lambda_{inf} \Delta t} - e^{-\alpha\lambda_{sup} \Delta t}$	0	$e^{-\alpha\lambda_{inf} \Delta t}$	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} - e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	0	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} - e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	0	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$

Tableau IV. 5: TMCC de nœud $Y(k+1)$ pour CSP sans réparation

X (k+1)	Up			Down			Up-down		
Y (k)	Up	Down	Up-down	Up	Down	Up-down	Up	Down	Up-down
Up (k+1)	1	1	1	$e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	0	0	$e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	0	0
Down (k+1)	0	0	0	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	1	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	1	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$
Up-down (k+1)	0	0	0	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} - e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	0	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} - e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	0	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$

Tableau IV. 6: TMCC de nœud $Y(k+1)$ pour HSP sans réparation

X (k+1)	Up			Down			Up-down		
Y (k)	Up	Down	Up-down	Up	Down	Up-down	Up	Down	Up-down
Up (k+1)	$e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	0	0	$e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	0	0	$e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	0	0
Down (k+1)	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	1	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	1	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	1	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$
Up-down (k+1)	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} - e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	0	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} - e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	0	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} - e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	0	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$

Tableau IV. 7: TMCC de nœud $Y(k+1)$ pour WSP avec réparation

X (k+1)	Up			Down			Up-down		
Y (k)	Up	Down	Up-down	Up	Down	Up-down	Up	Down	Up-down
Up (k+1)	$e^{-\alpha\lambda_{sup} \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \Delta t}$	$e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \Delta t}$	$e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \Delta t}$
Down (k+1)	$1 - e^{-\alpha\lambda_{inf} \Delta t}$	$e^{-\mu_{sup} \Delta t}$	$1 - e^{-\alpha\lambda_{inf} \Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$e^{-\mu_{sup} \Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$e^{-\mu_{sup} \Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$
Up-down (k+1)	$e^{-\alpha\lambda_{inf} \Delta t} - e^{-\alpha\lambda_{sup} \Delta t}$	$e^{-\mu_{inf} \Delta t} - e^{-\mu_{sup} \Delta t}$	$e^{-\alpha\lambda_{inf} \Delta t} + e^{-\mu_{inf} \Delta t} - 1$	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} - e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	$e^{-\mu_{inf} \Delta t} - e^{-\mu_{sup} \Delta t}$	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} + e^{-\mu_{inf} \Delta t} - 1$	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} - e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	$e^{-\mu_{inf} \Delta t} - e^{-\mu_{sup} \Delta t}$	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} + e^{-\mu_{inf} \Delta t} - 1$

Tableau IV. 8: TMCC de nœud $Y(k+1)$ pour CSP avec réparation

X (k+1)	Up			Down			Up-down		
Y (k)	Up	Down	Up-down	Up	Down	Up-down	Up	Down	Up-down
Up (k+1)	1	1	1	$e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \Delta t}$	$e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \Delta t}$
Down (k+1)	0	0	0	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$e^{-\mu_{sup} \Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$e^{-\mu_{sup} \Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$
Up-down (k+1)	0	0	0	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} - e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	$e^{-\mu_{inf} \Delta t} - e^{-\mu_{sup} \Delta t}$	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} + e^{-\mu_{inf} \Delta t} - 1$	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} - e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	$e^{-\mu_{inf} \Delta t} - e^{-\mu_{sup} \Delta t}$	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} + e^{-\mu_{inf} \Delta t} - 1$

Tableau IV. 9: TMCC de nœud $Y(k+1)$ pour HSP avec réparation

X (k+1)	Up			Down			Up-down		
Y (k)	Up	Down	Up-down	Up	Down	Up-down	Up	Down	Up-down
Up (k+1)	$e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \Delta t}$	$e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \Delta t}$	$e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \Delta t}$
Down (k+1)	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$e^{-\mu_{sup} \Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$e^{-\mu_{sup} \Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$e^{-\mu_{sup} \Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$
Up-down (k+1)	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} - e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	$e^{-\mu_{inf} \Delta t} - e^{-\mu_{sup} \Delta t}$	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} + e^{-\mu_{inf} \Delta t} - 1$	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} - e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	$e^{-\mu_{inf} \Delta t} - e^{-\mu_{sup} \Delta t}$	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} + e^{-\mu_{inf} \Delta t} - 1$	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} - e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	$e^{-\mu_{inf} \Delta t} - e^{-\mu_{sup} \Delta t}$	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} + e^{-\mu_{inf} \Delta t} - 1$

IV.3. Défaillance de cause commune (DCC)

Pour construire des systèmes complexes avec une grande fiabilité et des performances élevées, les concepteurs et les ingénieurs ont utilisé le concept de redondance. Ce concept a été reconnu comme une technique essentielle pour améliorer la disponibilité des systèmes. Cependant, dans l'analyse de fiabilité, les méthodes conventionnelles supposaient que les composants du système étaient indépendants. Néanmoins, en réalité, ils ont partagé les mêmes conditions et le même environnement de travail. Par conséquent, la défaillance peut apparaître par la même cause appelée défaillance de cause commune DCC. Il existe de nombreux modèles pour la DCC, tels que le modèle de facteur bêta (β), le modèle de facteur alpha, le modèle des lettres grecques multiples (MGL) et le modèle de la théorie des chocs d'erreurs multiples (MESH).

Pour ce travail, le modèle de facteur β est utilisé pour modéliser la DCC avec RFCD. Le modèle factoriel β introduit par Fleming (Fleming, 1975) a été largement utilisé pour modéliser la DCC comme une méthode explicite. En général, la modélisation de la DCC repose sur deux hypothèses :

- Le DCC ne compte que deux États : "se produire" ou "ne pas se produire".
- Le DCC devrait être indépendant.

Le modèle de facteur β est appliqué lorsque tous les composants obéissent à une distribution exponentielle. Le symbole (P_T) de l'équation (IV.1) présente la probabilité totale de défaillance d'un composant ou d'un sous-système. Il est divisé en deux parties : la défaillance indépendante (P_{ind}) et la défaillance dépendante (P_{DCC}). Le paramètre β est défini comme la fraction de la probabilité de défaillance totale attribuable à une défaillance dépendante et peut être mathématiquement décrit comme suit :

$$\beta = \frac{P_{DCC}}{P_T} = \frac{P_{DCC}}{P_{ind} + P_{DCC}} \quad (IV.1)$$

$$\beta = \frac{P_{DCC}(X = \text{down})}{P_{ind}(X = \text{down}) + P_{DCC}(X = \text{down})} = \frac{1 - \text{Exp}(-\lambda_{dcc})}{1 - \text{Exp}(-\lambda_{ind}) + 1 - \text{Exp}(-\lambda_{dcc})} \quad (IV.2)$$

$$\beta = \frac{\lambda_{dcc}}{\lambda_{ind} + \lambda_{dcc}} \quad (IV.3)$$

Les paramètres λ_{ind} et λ_{ccf} représentent le taux de défaillance des éléments indépendants et dépendants d'un composant ou d'un sous-système. La valeur du facteur β peut être obtenue par l'utilisation directe des données de terrain et de l'expérience des experts, et lorsque β est égal à zéro, cela signifie qu'il n'y a pas de défaillance de cause commune.

Pour calculer λ_{ccf} pour un sous-système redondant, il est utilisé dans l'équation (IV.3) le taux de défaillance du λ_{ind} selon deux cas :

- Composants identiques : λ_{ind} de n'importe quelle composante.
- Pas de composants identiques : la moyenne géométrique des taux de défaillance.

$$\lambda_{ind} = \left(\prod_{i=1}^n \lambda_i \right)^{1/n} \quad (IV.4)$$

IV.4 Modèle de réseau de fonction de croyance avec défaillance de cause commune DCC

La figure IV.4 montre un RFCD pour deux composants connectés en parallèle ou en série avec un DCC. L'état "up" signifie que le composant fonctionne normalement ; l'état "down" signifie que les composants sont en panne ; et l'état "up-down" exprime l'incertitude épistémique selon ce modèle. Pour le nœud DCC, l'état "survenir" signifie l'existence d'un DCC, et l'état "Ne pas survenir" signifie qu'il n'y a pas de DCC.

L'état « Ne pas survenir » du nœud DCC est égal « 0 » à $T = 0$, et le TMCC à $T = (k + 1)$ pour le nœud DCC est présenté dans le tableau IV.10. Le TMCC de C1 ou C2 à $T = (k + 1)$ est indiqué dans le tableau IV.11 et le tableau IV.12. La fiabilité et la disponibilité du système sont ensuite calculées en fonction des portes logiques (portes statiques ou dynamiques) indiquées dans la section IV.2.

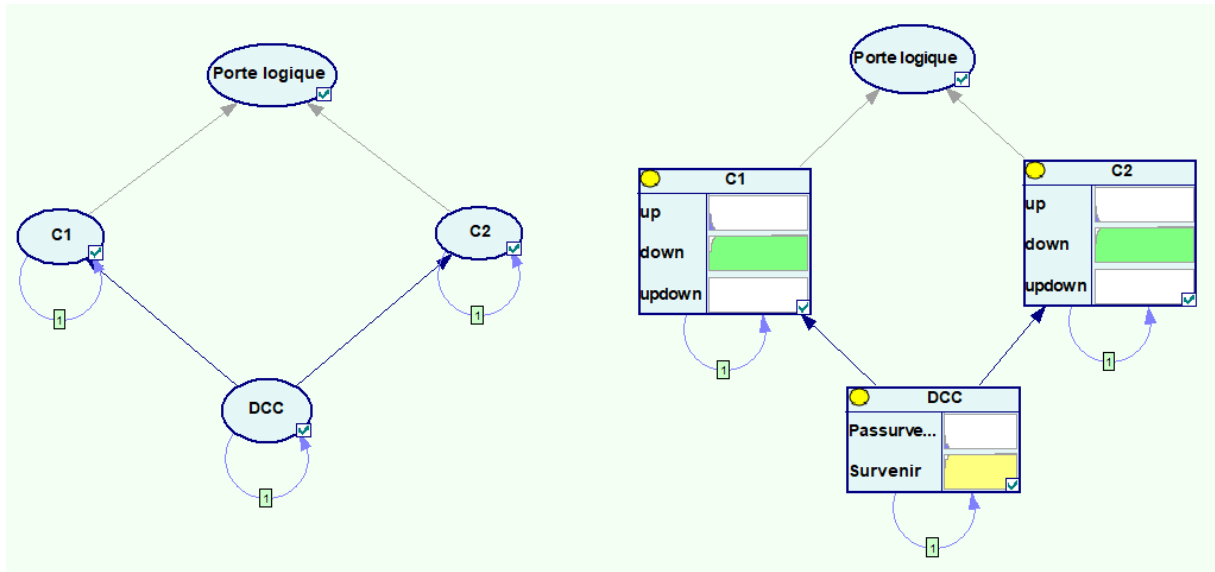


Figure IV. 4: Deux composants avec un nœud DCC

Tableau IV. 10: TMCC pour DCC dans $T = k + 1$

DCC (k)	Ne pas survenir	Survenir
Ne pas survenir	$e^{-\lambda_{CCF} \Delta t}$	0
Survenir	$1 - e^{-\lambda_{CCF} \Delta t}$	1

Tableau IV. 11: TMCC pour les composants C1/C2 sans réparation en (k+1)

DCC (k+1)	Ne pas survenir			Survenir		
	Up	Down	Up-down	Up	Down	Up-down
Up (k+1)	$e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	0	0	0	0	0
Down (k+1)	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	1	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	1	1	1
Up-down (k+1)	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} - e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	0	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	0	0	0

Tableau IV. 12: TMCC pour les composants C1/C2 avec réparation en (k+1)

DCC (k+1)	Ne pas survenir			Survenir		
	Up	Down	Up-down	Up	Down	Up-down
Up (k+1)	$e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \Delta t}$	$1 - e^{-\mu_{inf} \Delta t}$	0	0	0
Down (k+1)	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	$e^{-\mu_{sup} \Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_{inf} \Delta t}$	1	1	1
Up-down (k+1)	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} - e^{-\lambda_{sup} \Delta t}$	$e^{-\mu_{inf} \Delta t} - e^{-\mu_{sup} \Delta t}$	$e^{-\lambda_{inf} \Delta t} + e^{-\mu_{inf} \Delta t} - 1$	0	0	0

IV.5 Étude de cas 1

IV.5.1 Analyse AdDD pour l'étude du système

Une unité de contrôle d'un avion composée de nombreux composants mécaniques et électriques est sophistiquée et présente différents modes de défaillance (Z. Li et al., 2018). Cette unité de contrôle souffre de nombreuses contraintes environnementales et de dégradations en fonctionnement régulier. Ce système exigeait une grande fiabilité et une grande disponibilité dans le domaine de l'aviation. Une analyse AdDD est construite pour la défaillance d'une source d'énergie de l'unité de contrôle, comme le montre la figure IV.5. L'évènement le plus important "panne de source d'énergie" est causée par un dysfonctionnement de l'un des trois sous-systèmes M_1 , M_2 et M_3 . Le sous-système M_1 contient une porte HSP avec deux éléments identiques. Le sous-système M_2 comprend une porte CSP pour deux autres sous-systèmes M_4 et M_5 . Alors que le sous-système M_3 possède une porte ET avec deux éléments identiques.

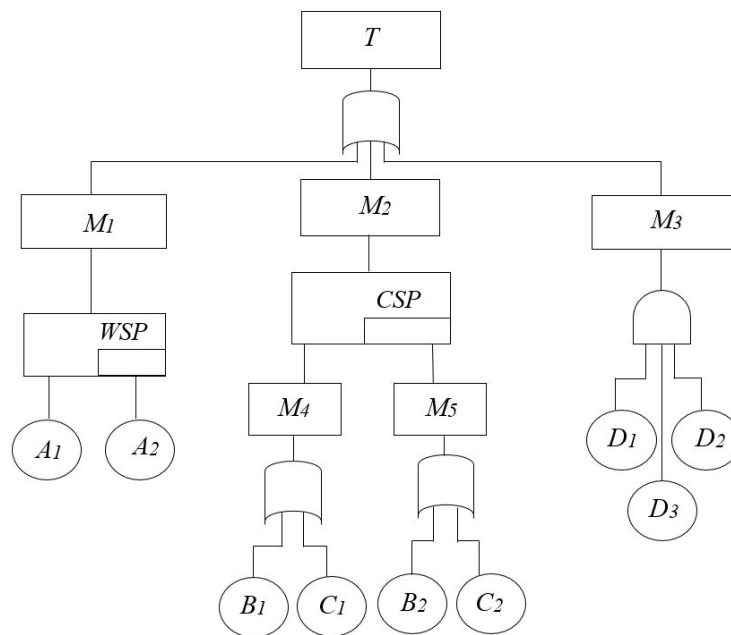


Figure IV. 5: AdDD pour la défaillance d'une unité de contrôle

IV.5.2 Modélisation RFCD pour l'étude des systèmes

Selon les données enregistrées et les avis des experts dans ce domaine, les taux de défaillance et de réparation supérieurs et inférieurs des composants de l'unité de contrôle sont obtenus et présentés dans le tableau IV.13. En se référant aux données de défaillance, on obtient la DCC pour le sous-système M_1 est $B_1 = 0.05$, pour le sous-système M_2 est $B_2 = 0.1$, et pour le sous-système M_3 est $B_3 = 0.05$. Le facteur de dormance α pour la porte WSP dans le sous-système M_1 est supposé être de 0,1. La figure IV.6 montre un modèle RFCD pour l'unité de

commande construite à partir de la AdDD en utilisant les algorithmes présentés dans la section IV.3 pour convertir la porte statique et la porte dynamique de la AdDD en un RFCD. Au début du temps ($T = 0$), tous les éléments sont dans un état parfait sans défaillance.

Tableau IV. 13: Les taux de défaillance et de réparation pour les composants de système

Composants	$\lambda_{inf} \times 10^{-3}$ (Semaine ⁻¹)	$\lambda_{sup} \times 10^{-3}$ (Semaine ⁻¹)	$\mu_{inf} \times 10^{-1}$ (Semaine ⁻¹)	$\mu_{sup} \times 10^{-1}$ (Semaine ⁻¹)
A1/A2	4	4.8	1.2	1.8
B1/B2	0.8	1	2	2.4
C1/C2	1.6	2	1.3	1.6
D1/D2/D3	3	3.6	1.1	1.5

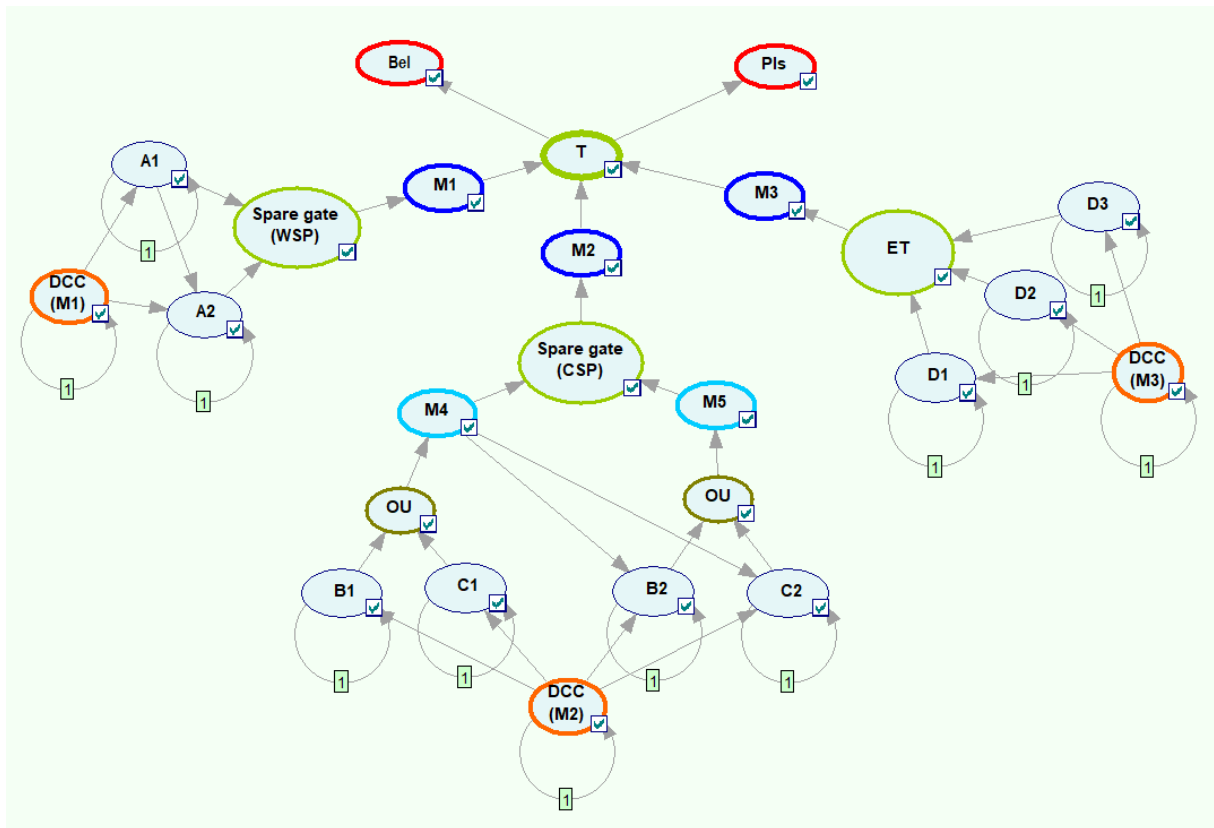


Figure IV. 6: Un modèle de RFCD pour la défaillance d'une unité de contrôle

IV.5.3 Résultats et discussions

Les valeurs de fiabilité et de disponibilité de l'unité de contrôle peuvent être calculées à l'aide du logiciel GeNIe. Les résultats sont présentés dans le tableau IV.14. Les courbes de fiabilité et de disponibilité de l'ensemble du système dans différentes situations, c'est-à-dire en tenant compte du DCC, de l'incertitude, que les deux soient incluses ou non, sont présentées dans les figures IV.7, IV.8, IV.9, et IV.10.

La fiabilité et la disponibilité du système diminuent avec le temps. RFCD peut prédire la probabilité dans les tranches de temps à venir, et la courbe de fiabilité après 100 semaines atteinte 0,7976 sans tenir compte de l'incertitude épistémique et du DCC. De plus, cette courbe arrivera à la fin d'une simulation l'intervalle [0,7545, 0,8036] en considérant l'incertitude épistémique et le DCC, alors que la courbe sans considérer le DCC atteindra [0,7976, 0,8495]. Les limites de cet intervalle sont la croyance et la plausibilité dans l'état marche de ce système.

Si l'on considère le taux de réparation de l'étude de cas, la courbe de disponibilité se maintiendra autour de 0,9987 après 100 semaines sans tenir compte de l'incertitude épistémique et de la DCC. De plus, la disponibilité atteindra l'intervalle [0,9437, 0,9451] en tenant compte de l'incertitude épistémique et de la DCC, tandis que sans tenir compte de la DCC, elle atteindra [0,9976, 0,9991] à la fin d'une simulation.

D'après les résultats, la probabilité de fonctionnement de l'unité de contrôle avec incertitude épistémique ou DCC est sensiblement inférieure à celle du système sans cette incertitude ou DCC. Ainsi, les décideurs doivent réduire ou éviter l'incertitude et la DCC tout en appliquant les actions les plus logiques et les plus nécessaires en fonction de leurs objectifs, comme dans la gestion de la maintenance ou l'analyse des risques.

Tableau IV. 14: Fiabilité et disponibilité de système étudié

System (T)	États	Avec DCC	Sans DCC
Fiabilité à t=100 semaines	Bel	0.7545	0.7976
	Pls	0.8036	0.8495
Disponibilité à t=100 semaines	Bel	0.9437	0.9976
	Pls	0.9451	0.9991

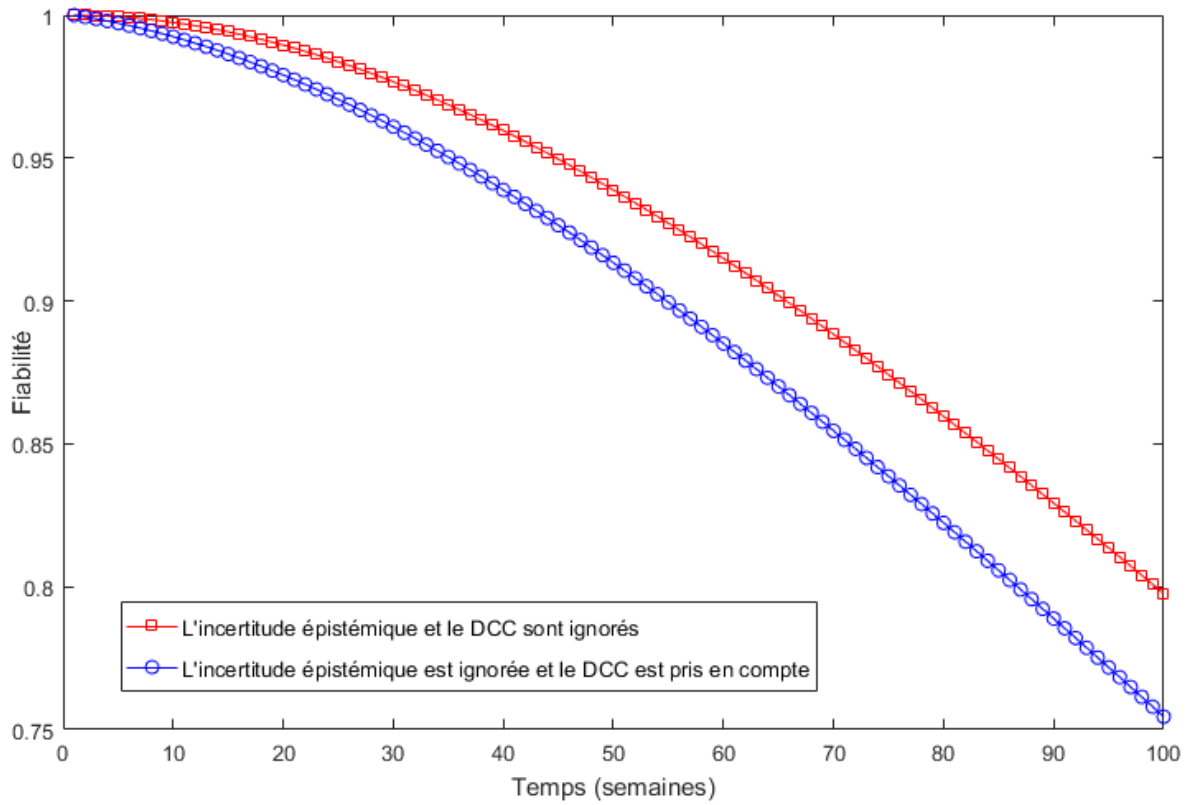


Figure IV. 7: L'influence de DCC sur la fiabilité globale sans prise en compte l'incertitude

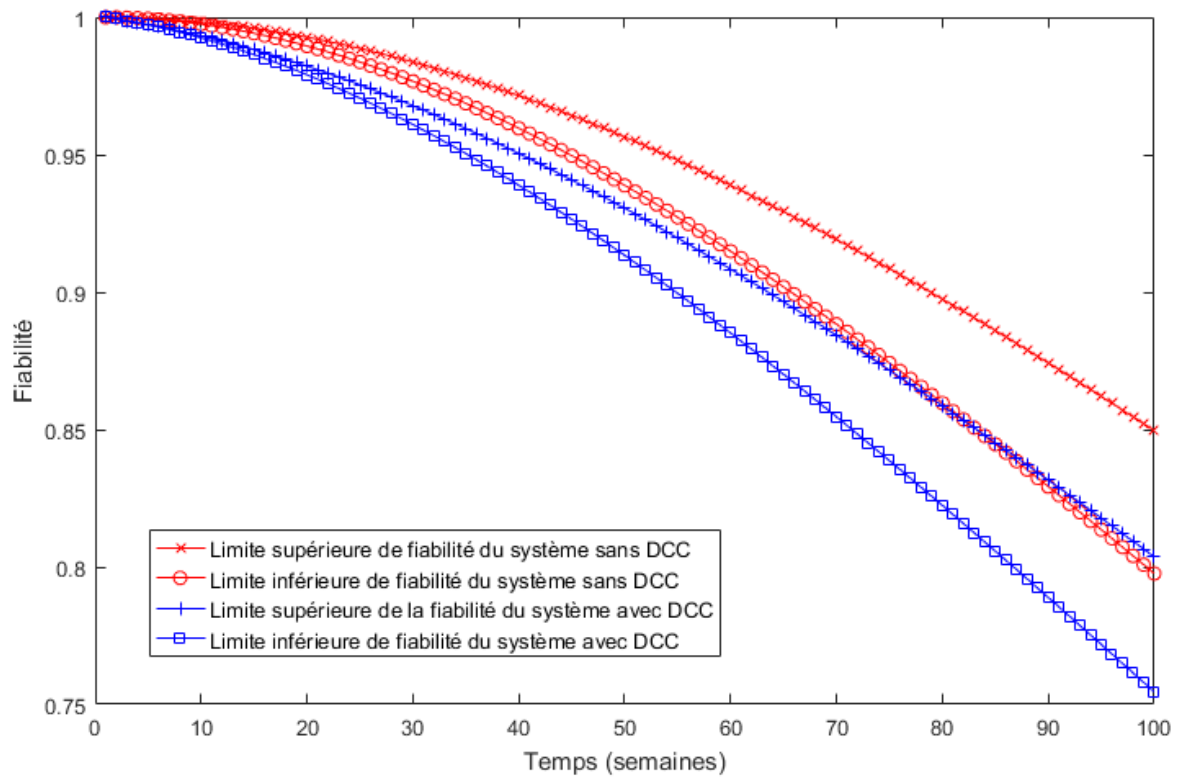


Figure IV. 8: L'influence de DCC et l'incertitude sur la fiabilité globale de système

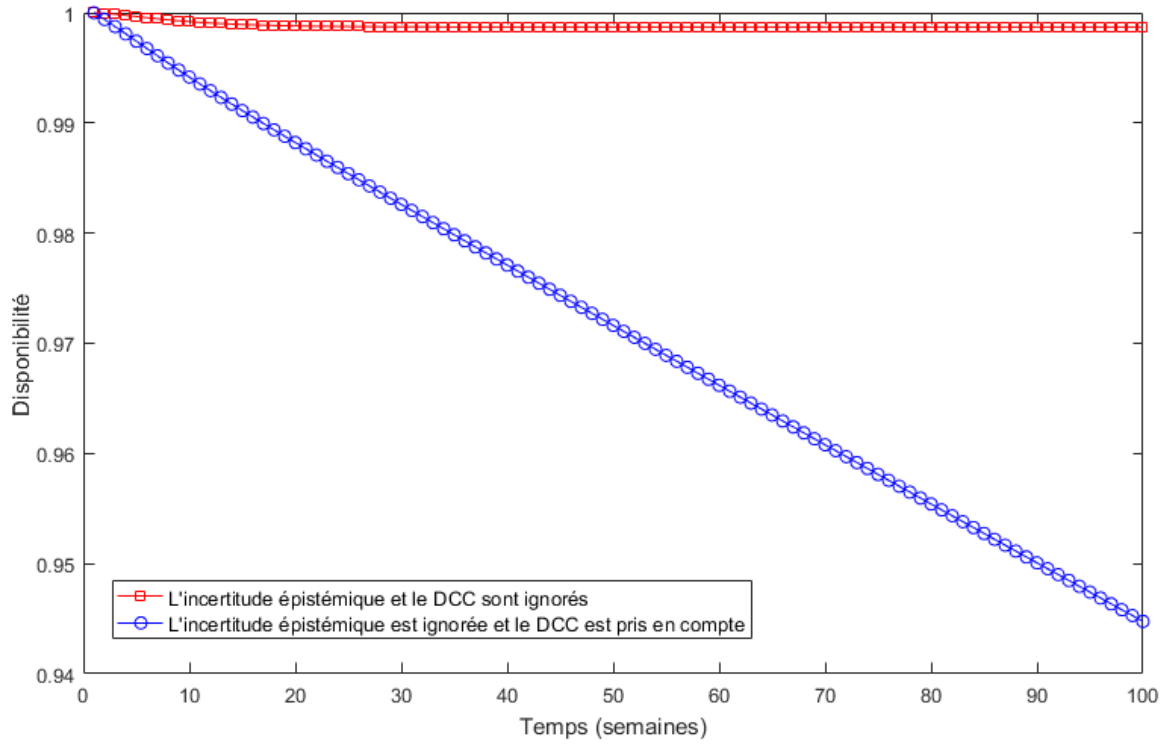


Figure IV. 9: L'influence de DCC sur la disponibilité globale sans prise en compte l'incertitude

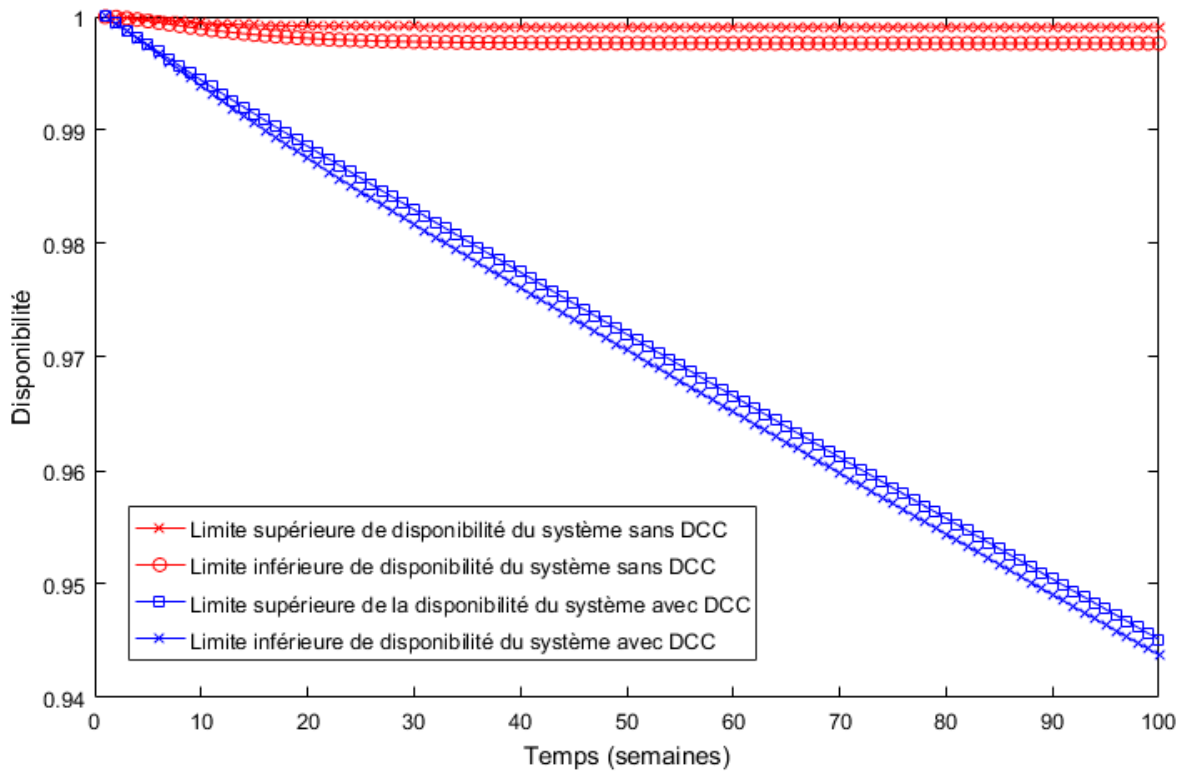


Figure IV. 10: L'influence de DCC et l'incertitude sur la disponibilité globale de système

IV.6 Étude de cas 2

Dans cette partie, la modélisation d'un système déluge a été établie pour l'évaluation des performances relatives à la sûreté de fonctionnement (la disponibilité). Où nous proposons à titre de référence l'étude du système déluge à eau installé comme étant une barrière de sécurité au niveau de la zone de stockage de pétrole brut traitée du projet CSC à Rhourd Nouss (275 km sud de Hassi Messaoud).

La zone de stockage du projet CSC Rhourd Nouss dispose de trois bacs de stockage de brut. Deux bacs de stockage avec toits mobiles pour le stockage sur spécification et un bac avec toit fixe pour le stockage hors spécification. Le pétrole traité est expédié vers la station de pompage hors complexe par deux pompes centrifuges (5.5 KV).

Les zones de stockage sont parmi les endroits où les scénarios les plus catastrophiques s'occurent, et ça comporte un produit fini destiné à la commercialisation. À cet effet, une méthodologie pour l'évaluation de la disponibilité du système déluge à eau pour le système des pompes d'expédition est mise en œuvre.



Figure IV. 11: Pompes d'expédition de pétrole traité

IV.6.1 Description du système déluge à eau

Le système déluge à eau joue plusieurs rôles importants, parmi lesquels il est supposé fournir, à la demande, par un système de vote composé de 2 out-of 3 (détecteurs de flamme: figure IV.12), de l'eau à une pression contrôlée à la zone de stockage afin de réduire la charge calorifique d'un incendie, le flux de chaleur sur les installations ainsi que la création d'un rideau d'eau pour éviter / limiter la propagation d'un incendie. Cependant, le système déluge à eau est

un système qui assure ces fonctions à partir du réseau anti incendie général du complexe pétrolier.



Figure IV. 12: Détecteur de flamme

IV.6.2 Équipements et fonctionnement du système déluge à eau

L'usine CSC dispose d'un système d'eau anti incendie comprenant un réservoir de stockage d'eau, une pomperie incendie et un réseau de distribution d'eau anti incendie bouclé, maillé et enterré. L'eau provenant du puits et de l'extérieur du site est stockée dans un réservoir d'une capacité de 10500 m³ avec une autonomie de 12 heures.

Le système pomperie comporte plusieurs pompes redondantes calculé pour le scénario le plus défavorable. Le dimensionnement est considéré pour la demande en eau correspond à un feu au niveau de complexe. Ce scénario de feu nécessite un débit d'eau de 680 m³/h, afin d'assurer ce débit d'eau {deux pompes jockey (2x100%) 35 m³ /h à 7 bars, une pompe électrique 680 m³ /h à 12 bars et une pompe diesel 680 m³ /h à 12barg. La première pompe jockey marche à plein temps pour maintenir le réseau sous pression, les autres pompes interviennent soit automatiquement par le système Feu et gaz (détronex et triconex) en cas de détection de feu confirmée par 2 détecteurs parmi les 3 ou bien par le transmetteur de pression en cas de basse pression dans le réseau selon des étapes bien définies ou bien manuellement par l'opérateur à partir de tableau synoptiques (centrale sécurité) ou bien sur site. En même temps que le système de détection feu et gaz envoi le signal aux pompes, il actionne aussi la vanne déluge (électrovanne à émission) pour que l'eau puisse passer vers les buses du système déluge (sprinkler). Afin de maintenir le niveau de pression dans l'anneau principal, des dispositifs de

pression sont installés. Les figures suivantes montrent les composants importants du système déluge à eau.



Figure IV. 13: Pompes jockey de la pomperie



Figure IV. 14: Pompe électrique de la pomperie



Figure IV. 15: Pompe diesel de la pomperie

IV.6.3 Données d'étude de disponibilité du système déluge

Les données des paramètres de disponibilité utiles pour la réalisation de cette simulation (taux de défaillance et taux de réparation) ont été sélectionnées selon les modes de défaillance des équipements du système déluge à eau à partir de la base de données présentée dans l'étude (Guetarni Islam Hadj, 2019). Dans cette étude, l'auteur a traité de l'étude des paramètres de Sdf d'un système déluge à eau dans le complexe ZCINA Hassi Messouad. Les données des composants sont présentées dans le tableau IV.15. Nous nous appuyons sur l'étude (Guetarni Islam Hadj, 2019) car notre domaine d'application partage la même zone désertique algérienne avec les mêmes enjeux métrologiques et les conditions de travail.

Tableau IV. 15: Taux de défaillance et de réparation pour les composants de système

Symbole	Composant et leur mode de défaillance	Taux de défaillance (Semaine ⁻¹)	Taux de réparation (Semaine ⁻¹)
X1	L'électrovanne ne s'ouvre pas à la demande	[3E-4, 4.5E-4]	[7E-3, 8E-3]
X2	Blocage de la buse ou débit réduit	Probabilité de défaillance = 1E-6	/
X3/ X4/ X5	Détecteur de flamme	[8.5E-5, 1E-4]	[3E-3, 4E-3]
X6/ X7/ X8/ X9	Défaillance de la pompe jockey/ électrique/ diesel	[2.2E-4, 3.5E-4]	[2.5E-3, 3.5E-3]
X10/ X11/ X12	Défaillance du moteur électrique	[2.4E-4, 3.1E-4]	[2.75E-3, 3.42E-3]
X13/ X14/ X15/ X16	Défaillance du capteur de pression (pressostat)	[7.7E-4, 9.2E-4]	[7E-3, 8E-3]
X17	Défaillance du moteur diesel	[2.1E-3, 2.9E-3]	[1.6E-2, 2.1E-2]

IV.6.4 Modélisation RFCD pour l'étude des systèmes

Selon les données enregistrées et les avis des experts, on obtient la DCC pour les composants (X10, X11, X12) est $B=0.05$ à cause de la perte d'énergie électrique. Le facteur de dormance α pour la porte WSP dans le sous-système des pompes jockeys est supposé être de 0,3. La figure IV.17 montre un modèle RFCD pour la disponibilité du système déluge construite à partir de la AdDD de figure IV.16. Au début du temps ($t = 0$), tous les éléments sont dans un état parfait sans défaillance.

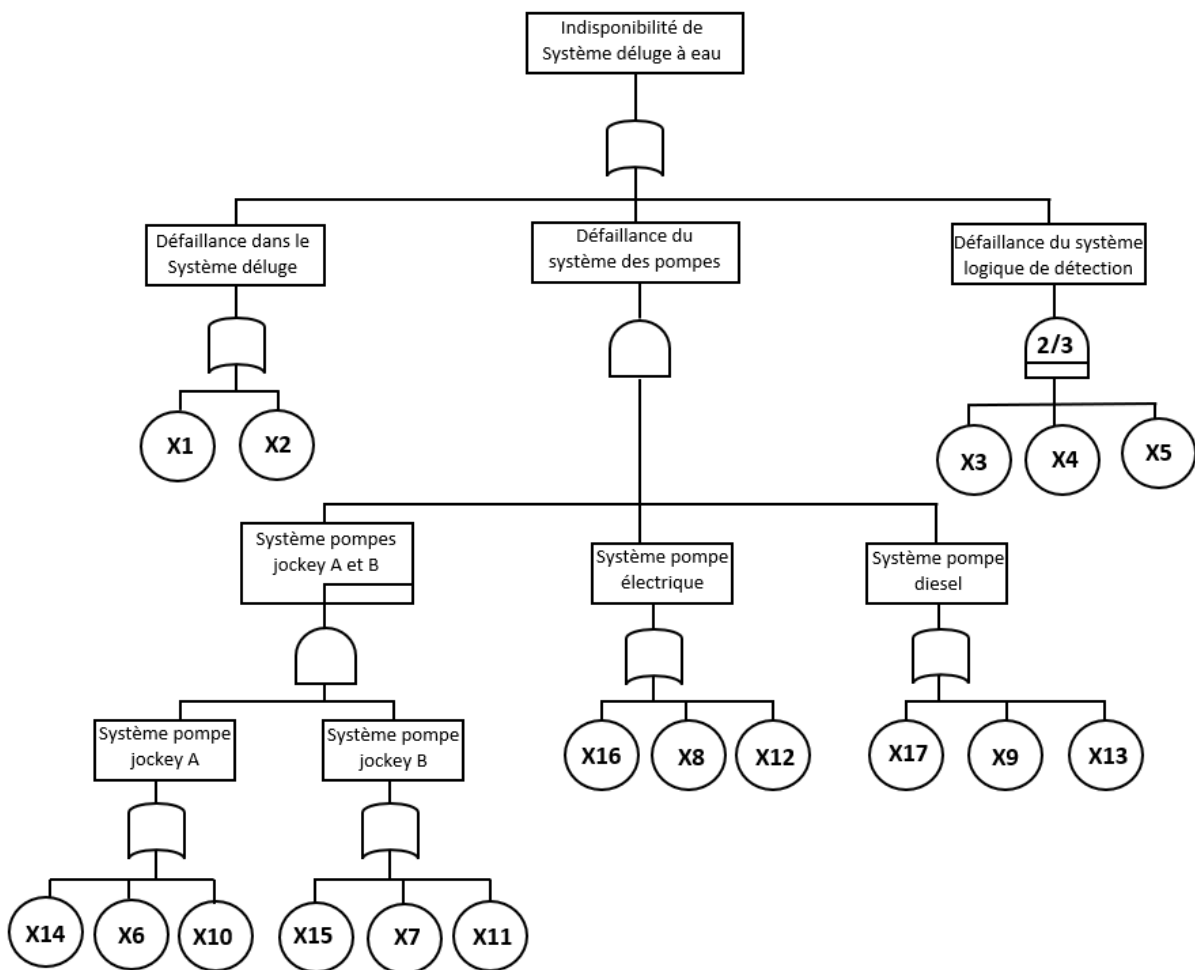


Figure IV. 16: AdDD pour la défaillance du système déluge à eau

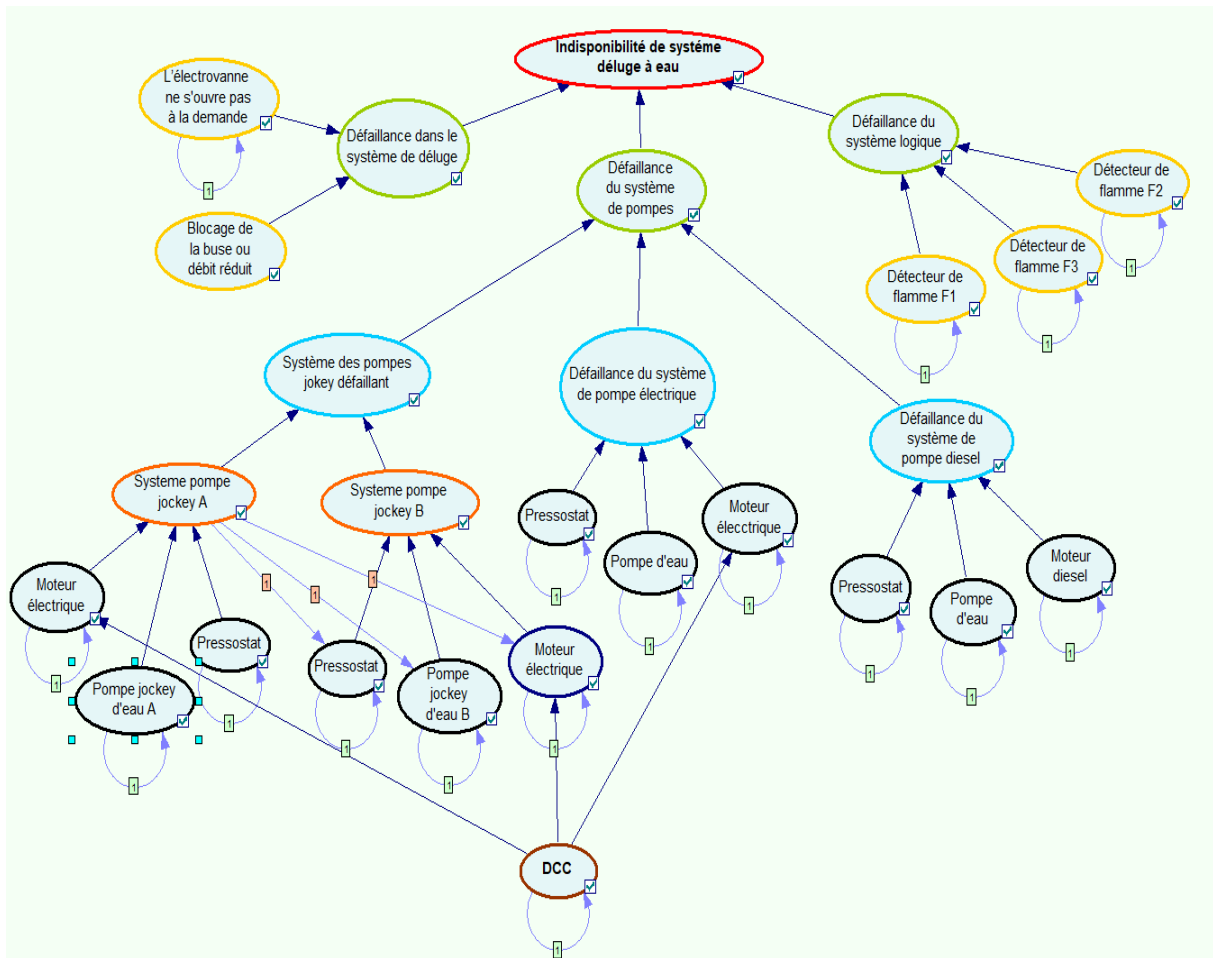


Figure IV. 17: RFCD pour la défaillance du système déluge à eau

IV.6.5 Résultats et discussion

Les valeurs de la disponibilité de système étudié sont présentées dans le tableau IV.16 pendant 13ans de service. Les courbes de la disponibilité de l'ensemble du système dans différentes situations, c'est-à-dire en tenant compte l'incertitude et la DCC, soit inclus ou non, sont présentées dans la figure IV.18.

D'après les résultats, la disponibilité du système déluge à eau est diminuée avec le temps, mais reste très efficace après 13ans de service. On constate que les facteurs DCC et l'incertitude épistémique ont un grand impact sur la disponibilité. Pour préserver ces résultats, un plan de maintenance bien établi doit être suivi.

Tableau IV. 16: Disponibilité du système déluge à eau

System	États	Avec DCC	Sans DCC
Disponibilité à t=13 ans	Bel	0.9280	0.9436
	Pls	0.9452	0.9568

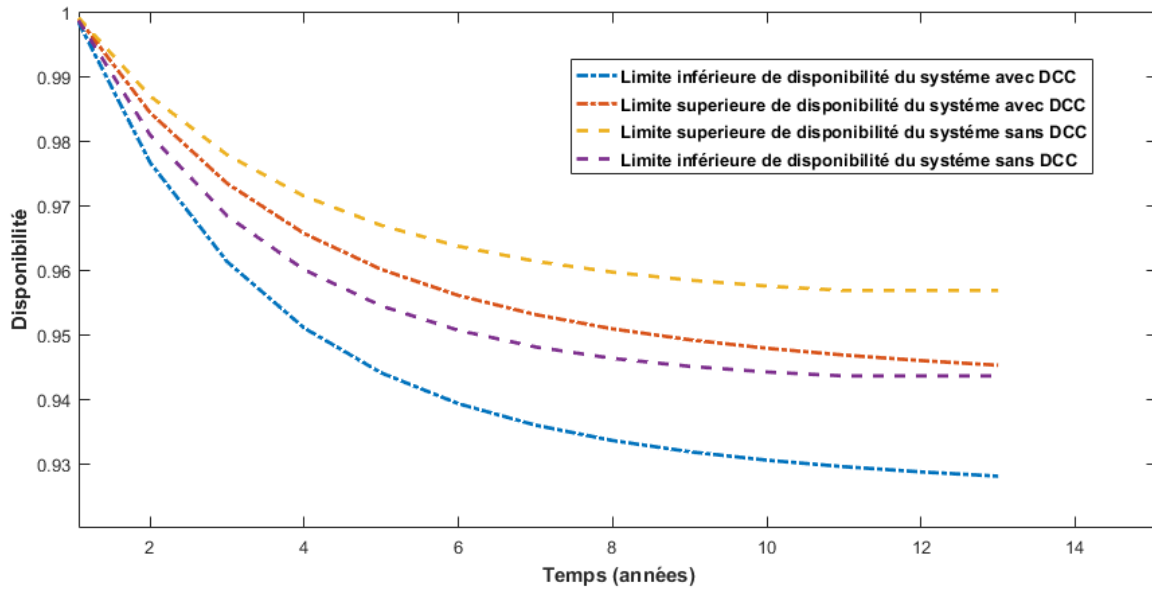


Figure IV. 18: Disponibilité du système déluge à eau

L'un des avantages des RFCD est la mise à jour des résultats après obtenir une nouvelle information. Dans l'historique de système, le détecteur de flamme X4 est défaillant après 10ans de service (figure IV.19). À cause de manque de pièces de rechange, les responsables négligent ce défaut technique et la priorité de réparation. On met la nouvelle information sur le détecteur X4 dans le modèle RFCD, la disponibilité résultante est présentée dans le tableau IV.17. On constate que la disponibilité a continué de baisser plus que la fois précédente.

Tableau IV. 17: Mise à jour de la disponibilité du système déluge à eau

System	États	Avec DCC
Disponibilité à t=13 ans	Bel	0.8841
	Pls	0.8996

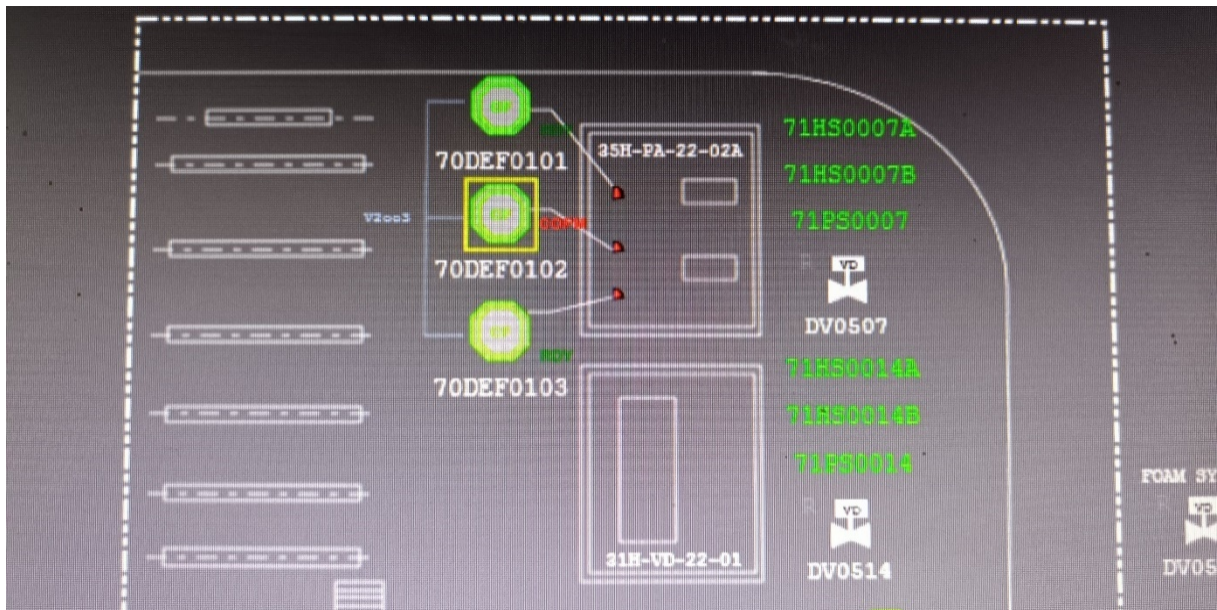


Figure IV. 19: l'interface du système logique au niveau salle de tableau synoptique (le cadre jaune qui exprime la défaillance de détecteur de flamme X4)

Un autre avantage de RFCD est l'analyse de sensibilité ou le diagnostic par l'inférence bayésienne à partir des résultats a posteriori qui nous ont permis d'établir un outil d'aide à la décision. Il existe plusieurs méthodes de déterminer ce dernier comme le calcul des facteurs d'importance. Dans notre cas, on a utilisé le rapport de variance (RdV) car il est applicable et facile selon plusieurs études menées dans ce domaine. Ce modèle facilite la simulation des décisions prises en mettant à jour les probabilités.

Dans notre cas, on met les évidences suivantes dans ce modèle RFCD :

- L'indisponibilité de système déluge à eau est 100%
- Défaillance de détecteur de flamme X4 est 100%
- L'indisponibilité de système de pompes jockey est 100% : si le système déluge est actionné uniquement par des pompes jockey, le système est insuffisant pour agir comme barrière de sécurité en raison du faible débit d'eau.

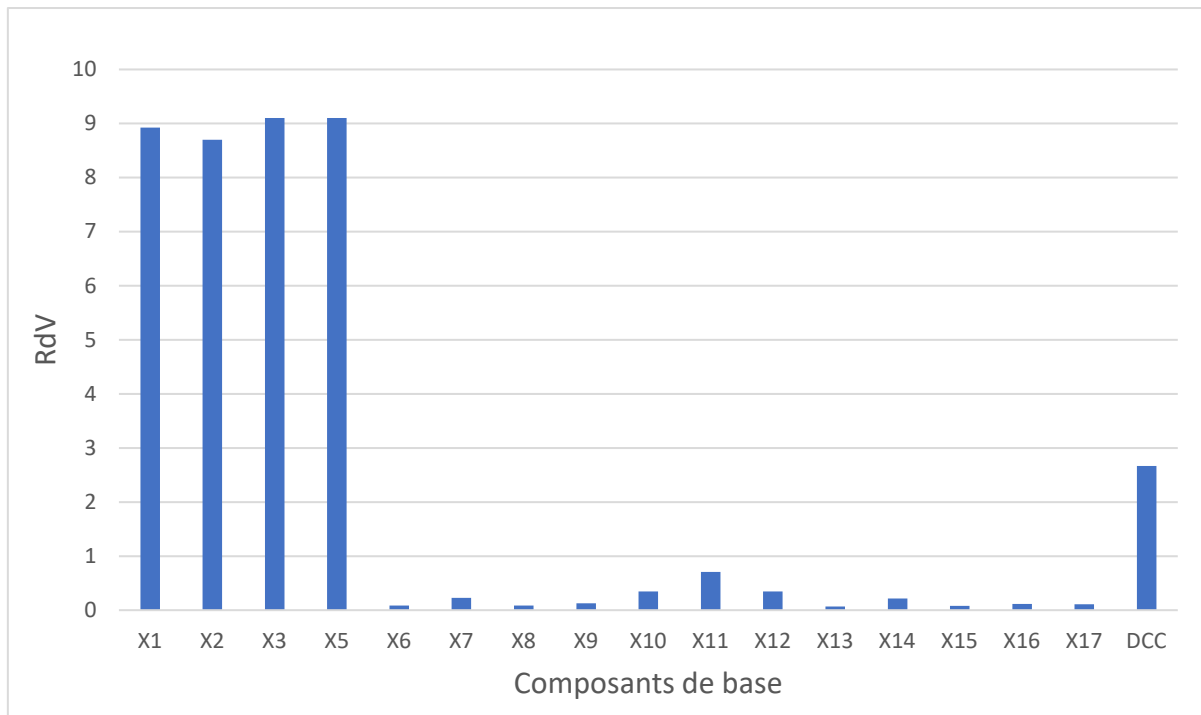


Figure IV. 20: RdV des éléments de base (cas de système pompe jockey disponible)

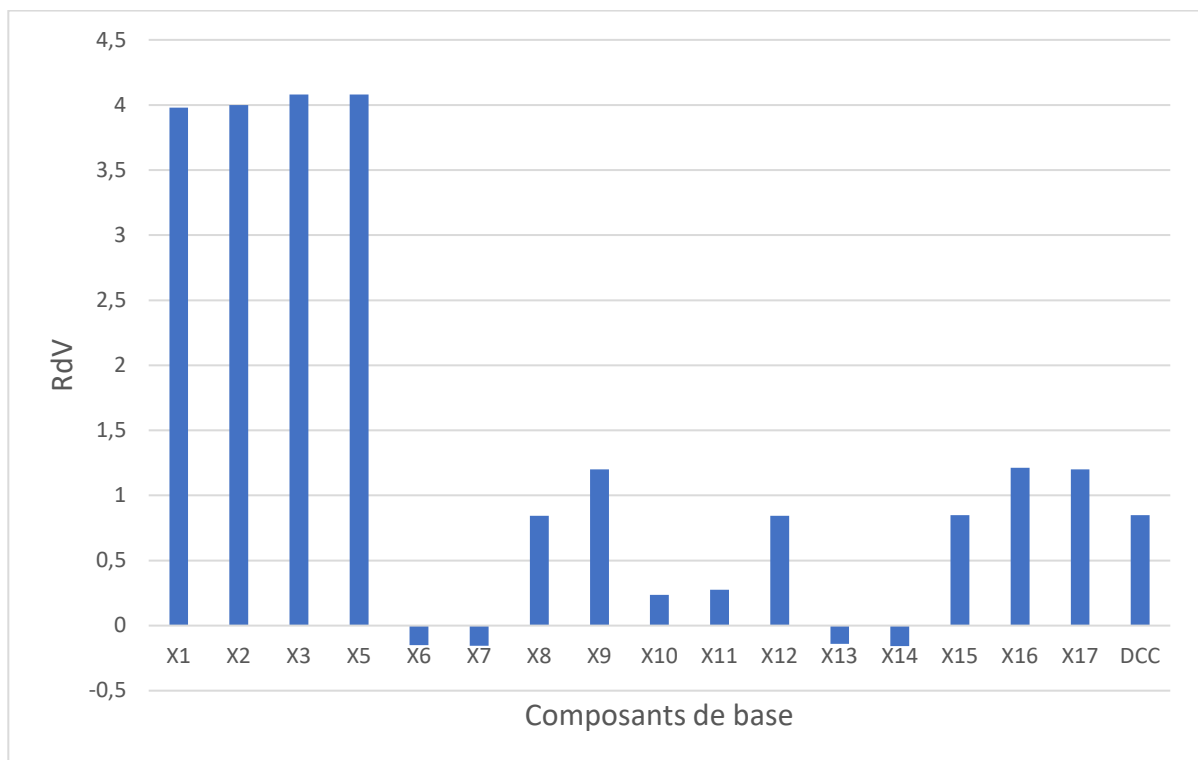


Figure IV. 21: RdV des éléments de base (cas de système pompe jockey indisponible)

Selon les figures IV20 et IV21, les résultats montrent que les probabilités de X3, X5, X1 et X2 représentent la plus forte augmentation de RdV, et représentent donc respectivement les événements de base les plus critiques contribuant à l'indisponibilité de système déluge à eau. Dans ce cas-là, il est nécessaire d'installer un plan d'entretien ou maintenance préventive pour éviter ouverture intempestive (ouverture lente) de l'électrovanne due au calcaire et aux grains de sel présents en manière permanente dans l'eau. Ces grains gênent l'ouverture d'électrovanne. De la même manière, il faut éviter le bouchage et le colmatage des buses par le calcaire et le sel aussi. Dans notre cas, le détecteur X4 est défaillant. Dans cette simulation, l'évènement la plus critique est la défaillance l'un de deux détecteurs de flamme X3 ou X5 à cause de l'architecture 2 sur 3. Une action prioritaire doit être menée pour réparer le détecteur X4 au niveau bloc de détection.

IV.7 Conclusion

Ce chapitre propose un modèle RFCD pour évaluer la disponibilité d'un système multi-états en tenant compte des portes « spare gate », y compris les portes HSP, WSP et CSP avec DCC basé sur le modèle β -facteur. Le DCC joue un rôle essentiel dans l'analyse de la fiabilité et de la disponibilité, c'est pourquoi l'incertitude épistémique et le DCC sont pris en compte dans la méthode introduite. Le modèle présenté peut traiter de nombreux problèmes complexes, c'est-à-dire l'explosion de l'espace d'état, la dépendance, le comportement dynamique de défaillance, la DCC et l'incertitude des paramètres causée par un manque de données et une connaissance imprécise.

Le TMCC pour les portes statiques et toutes les portes de rechange « spare gate » est examiné dans ce chapitre. Il est mis en œuvre pour proroger l'incertitude du modèle, démontrer la dépendance entre les composants et calculer chaque partie de la distribution de masse du système. Ensuite, l'application de ce modèle est démontrée par deux études de cas (une unité de contrôle et système de déluge à eau). Les résultats prouvent l'impact crucial de la DCC et de l'incertitude épistémique sur la fiabilité et la disponibilité du système et la capacité à modéliser ces facteurs avec RFCD dans le même modèle simultanément.

La différence entre les deux modèles développés dans chapitre 3 et chapitre 4 est la capacité de traiter le comportement des défaillances dynamiques et la DCC simultanément par le dernier modèle développé.

Conclusion générale

Avec la croissance technologique des installations industrielles qui devient des systèmes complexes, il est important de renforcer la sécurité de ces systèmes en améliorant et en adaptant des méthodes et des outils pour répondre aux exigences et aux défis qui liés à la sûreté de fonctionnement. Les travaux de recherche présentés dans cette thèse ont porté sur la problématique d'utilisation des réseaux bayésiens comme un outil d'aide à la décision pour la modélisation probabiliste des systèmes complexes, une des approches les plus connues dans l'intelligence artificielle. La contribution de mes travaux est de formaliser des réseaux bayésiens probabilistes spécifiques pour résoudre les différents problèmes tels que l'incertitude épistémique, le comportement de défaillance dynamique et la défaillance de cause commune. Dans ce contexte, nous introduisons des réseaux de fonctions de croyance. C'est la combinaison d'un réseau bayésien avec la théorie des fonctions de croyance qui joue un rôle important et puissant dans la représentation des connaissances imparfaites (l'incertitude paramétrique).

Bilan et apports de la thèse

Nous avons porté notre effort de recherche sur la distinction entre les différents types et sources d'incertitudes. Nous avons présenté quelques théories de traitement des incertitudes telles que la théorie des probabilités, la théorie des ensembles flous, la théorie des possibilités et la théorie des fonctions de croyance. Cet état de l'art nous a permis d'examiner les limites de l'approche probabiliste traditionnelle pour le traitement des incertitudes, notamment dans le cas de manque d'un retour d'expérience fiable sur les défaillances ou dans le cas de données montrant une grande variabilité. De plus, une brève revue est présentée sur les théories probabilistes qui traitent l'incertitude épistémique.

Nous avons introduit une revue de littérature dans la dernière décennie sur l'intérêt croissant des réseaux bayésiens à l'industrie et leurs utilisations dans plusieurs domaines pluridisciplinaires. Ensuite, la démarche et les principaux concepts des réseaux bayésiens sont présentés pour la modélisation des systèmes complexes. De plus, nous avons présenté les plates-formes logicielles qui aident de développer les réseaux bayésiens et les réseaux de fonctions de croyance, quel que soit statique ou dynamique.

- Notre première contribution est principalement consacrée à la prise en considération des incertitudes épistémiques lors de l'évaluation de la fiabilité et la disponibilité

prévisionnelles des systèmes complexes et nous avons proposé d'utiliser des réseaux de fonctions de croyance. Les résultats obtenus par l'exploitation de ce modèle ont permis d'encadrer l'imprécision sur la probabilité de défaillance sous forme un intervalle par les deux fonctions : la croyance et la plausibilité.

- Dans deuxième partie, notre contribution dans cette partie est la proposition d'un réseau de fonctions de croyance dynamique étendu qui peut traiter de nombreux problèmes complexes, c'est-à-dire l'explosion de l'espace d'état, la dépendance, le comportement dynamique de défaillance, la défaillance de cause commune et l'incertitude des paramètres causée par un manque de données et une connaissance imprécise. Le tableau de masse de croyance conditionnelle pour les portes statiques et dynamiques « spare gate » est examiné dans ce document. Il est mis en œuvre pour proroger l'incertitude du modèle, démontrer la dépendance entre les composants et calculer chaque partie de la distribution de masse du système.

Les résultats décrits dans ce manuscrit nous ont amenés à conclure que l'étude de la sûreté de fonctionnement des systèmes complexes est une problématique complexe, loin d'être complète.

Perspectives

Ce thème de recherche laisse à explorer d'autres pistes en matière de développement de rôle, l'intérêt et l'utilisation des réseaux bayésiens dans la maîtrise des risques et la sûreté de fonctionnement des systèmes complexes. À l'avenir, plusieurs points pourront être traités et des applications pourront être proposées selon l'objectif d'application. Par exemple :

- ✓ Seules les variables aléatoires discrètes sont considérées dans cette thèse, tandis que dans le monde réel, les variables continues sont intéressantes. Nous croyons de proposer un réseau bayésien hybride ou un réseau bayésien amélioré pour résoudre ce problème.
- ✓ Trouver un moyen pratique de déterminer une valeur unique à partir de l'intervalle de croyance et de plausibilité.
- ✓ L'application des réseaux de fonctions de croyance dynamique dans le domaine des systèmes instrumentés de sécurité (SIS/SIL).
- ✓ Généraliser les modèles DCC déferents pour les systèmes redondants tels que le modèle de choc d'erreurs multiples (MESH) et le modèle de lettres grecques multiples (MGL).
- ✓ Inclure différentes distributions de vie dans le même modèle.
- ✓ Trouver un meilleur modèle pour faire face à l'incertitude hybride.

- ✓ Déterminer les évènements de base critique par détermination des mesures de l'importance du risque telles que la mesure de l'importance de Birnbaum (BIM), la valeur de réalisation du risque (RAW) et la valeur de réduction du risque (RRW).
- ✓ Généraliser de réseau de fonctions de croyance comme une méthode analyse des risques qui prit en compte l'incertitude épistémique.
- ✓ L'utilisation et l'intégration des réseaux bayésiens dynamiques dans une d'une démarche d'analyse des risques.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Abbassi, R., Bhandari, J., Khan, F., Garaniya, V., Chai, S., 2016. Developing a Quantitative Risk-based Methodology for Maintenance Scheduling Using Bayesian Network. *Chemical Engineering Transactions* 48, 235–240. <https://doi.org/10.3303/CET1648040>
- Abimbola, M., Khan, F., 2019. Resilience modeling of engineering systems using dynamic object-oriented Bayesian network approach. *Computers & Industrial Engineering* 130, 108–118. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.02.022>
- Abimbola, M., Khan, F., 2016. Development of an integrated tool for risk analysis of drilling operations. *Process Safety and Environmental Protection* 102, 421–430. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2016.04.012>
- Abimbola, M., Khan, F., Khakzad, N., Butt, S., 2015. Safety and risk analysis of managed pressure drilling operation using Bayesian network. *Safety Science* 76, 133–144. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2015.01.010>
- Abrahamsson, M., 2002. Uncertainty in Quantitative Risk Analysis-Characterisation and Methods of Treatment (No. 1024). *Fire Safety Engineering and Systems Safety*.
- Abrishami, S., Khakzad, N., Hosseini, S.M., van Gelder, P., 2020. BN-SLIM: A Bayesian Network methodology for human reliability assessment based on Success Likelihood Index Method (SLIM). *Reliability Engineering & System Safety* 193, 106647. <https://doi.org/10.1016/j.res.2019.106647>
- Afenyo, M., Khan, F., Veitch, B., Yang, M., 2017. Arctic shipping accident scenario analysis using Bayesian Network approach. *Ocean Engineering* 133, 224–230. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2017.02.002>
- Agaram, V., 2014. Reliability of Multi-Sensor Fusion for Next Generation Cars and Trucks. Presented at the SAE 2014 World Congress & Exhibition, pp. 2014-01–0718. <https://doi.org/10.4271/2014-01-0718>
- Ait Mokhtar, E.H., Chateaufneuf, A., Laggoune, R., 2016. Bayesian approach for the reliability assessment of corroded interdependent pipe networks. *International Journal of Pressure Vessels and Piping* 148, 46–58. <https://doi.org/10.1016/j.ijpvp.2016.11.002>
- Ait Mokhtar, E.H., Laggoune, R., Chateaufneuf, A., 2017. Benefit and customer demand approach for maintenance optimization of complex systems using Bayesian networks. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability* 231, 558–572. <https://doi.org/10.1177/1748006X17716314>
- Alsyouf, I., 2007. The role of maintenance in improving companies' productivity and profitability. *International Journal of Production Economics* 105, 70–78. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2004.06.057>
- Amin, Md.T., Khan, F., Imtiaz, S., 2019. Fault detection and pathway analysis using a dynamic Bayesian network. *Chemical Engineering Science* 195, 777–790. <https://doi.org/10.1016/j.ces.2018.10.024>
- Amin, Md.T., Khan, F., Imtiaz, S., 2018. Dynamic availability assessment of safety critical systems using a dynamic Bayesian network. *Reliability Engineering & System Safety* 178, 108–117. <https://doi.org/10.1016/j.res.2018.05.017>
- Antão, P., Soares, C.G., 2019. Analysis of the influence of human errors on the occurrence of coastal ship accidents in different wave conditions using Bayesian Belief Networks. *Accident Analysis & Prevention* 133, 105262. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2019.105262>
- Aven, T., 2011. *Quantitative Risk Assessment: The Scientific Platform*. Cambridge University Press, Cambridge. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511974120>

- Barua, S., Gao, X., Pasman, H., Mannan, M.S., 2016. Bayesian network based dynamic operational risk assessment. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries* 41, 399–410. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2015.11.024>
- BayesFusion, 2020. GeNIe 3.0 released – BayesFusion. URL <https://www.bayesfusion.com/2020/08/26/genie-3-0-released/> (accessed 1.7.21).
- Ben Yaghlane, B., Smets, P., Mellouli, K., 2002a. Belief function independence: I. The marginal case. *International Journal of Approximate Reasoning* 29, 47–70. [https://doi.org/10.1016/S0888-613X\(01\)00055-X](https://doi.org/10.1016/S0888-613X(01)00055-X)
- Ben Yaghlane, B., Smets, P., Mellouli, K., 2002b. Belief function independence: II. The conditional case. *International Journal of Approximate Reasoning* 31, 31–75. [https://doi.org/10.1016/S0888-613X\(02\)00072-5](https://doi.org/10.1016/S0888-613X(02)00072-5)
- Ben Yaghlane, A. links open overlay panelBoutheina, Mellouli, K., 2008. Inference in directed evidential networks based on the transferable belief model. *International Journal of Approximate Reasoning* 48, 399–418. <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2008.01.002>
- Bensi, M., Kiureghian, A.D., Straub, D., 2013. Efficient Bayesian network modeling of systems. *Reliability Engineering & System Safety* 112, 200–213. <https://doi.org/10.1016/j.res.2012.11.017>
- Bhandari, J., Arzaghi, E., Abbassi, R., Garaniya, V., Khan, F., 2016. Dynamic risk-based maintenance for offshore processing facility. *Process Safety Progress* 35, 399–406.
- Bobbio, A., Portinale, L., Minichino, M., Ciancamerla, E., 2001. Improving the analysis of dependable systems by mapping fault trees into Bayesian networks. *Reliability Engineering & System Safety* 71, 249–260. [https://doi.org/10.1016/S0951-8320\(00\)00077-6](https://doi.org/10.1016/S0951-8320(00)00077-6)
- Boole, G., 2003. *The Laws of Thought*. Prometheus Books.
- Boudali, H., Dugan, J.B., 2005. A discrete-time Bayesian network reliability modeling and analysis framework. *Reliability Engineering & System Safety* 87, 337–349. <https://doi.org/10.1016/j.res.2004.06.004>
- Bougofa, M., Bouafia, A., Bellaouar, A., 2020. An Integrated Quantitative Bayesian Network in Risk Management for Complex Systems. *International Journal of Performability Engineering* 16, 354. <https://doi.org/10.23940/ijpe.20.03.p4.354366>
- Bougofa, M., Taleb-Berrouane, M., Bouafia, A., Baziz, A., Kharzi, R., Bellaouar, A., 2021. Dynamic availability analysis using dynamic Bayesian and evidential networks. *Process Safety and Environmental Protection* 153, 486–499. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2021.07.003>
- Bougofa, M., Bouafia, A., Bellaouar, A., 2020. Availability Assessment of Complex Systems under Parameter Uncertainty using Dynamic Evidential Networks. *International Journal of Performability Engineering* 16, 510. <https://doi.org/10.23940/ijpe.20.04.p2.510519>
- Bouissou, M., Pourret, O., 2003. A bayesian belief network based method for performance evaluation and troubleshooting of multistate systems. *Int. J. Rel. Qual. Saf. Eng.* 10, 407–416. <https://doi.org/10.1142/S0218539303001275>
- Buckley, J.J., 2005. *Fuzzy Probabilities: New Approach and Applications*, Studies in Fuzziness and Soft Computing. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/3-540-32388-0>
- Cai, B., Liu, Y., Fan, Q., 2016. A multiphase dynamic Bayesian networks methodology for the determination of safety integrity levels. *Reliability Engineering & System Safety* 150, 105–115. <https://doi.org/10.1016/j.res.2016.01.018>
- Cai, B., Liu, Y., Xie, M., 2017. A Dynamic-Bayesian-Network-Based Fault Diagnosis Methodology Considering Transient and Intermittent Faults. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering* 14, 276–285. <https://doi.org/10.1109/TASE.2016.2574875>

- Cai, B., Liu, Y., Zhang, Y., Fan, Q., Yu, S., 2013. Dynamic Bayesian networks based performance evaluation of subsea blowout preventers in presence of imperfect repair. *Expert Systems With Applications* 18, 7544–7554. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.07.064>
- Cai, B., Xie, M., Liu, Yonghong, Liu, Yiliu, Feng, Q., 2018. Availability-based engineering resilience metric and its corresponding evaluation methodology. *Reliability Engineering & System Safety* 172, 216–224. <https://doi.org/10.1016/j.res.2017.12.021>
- Cayrac, D., Dubois, D., Prade, H., 1996. Handling uncertainty with possibility theory and fuzzy sets in a satellite fault diagnosis application. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 4, 251–269. <https://doi.org/10.1109/91.531769>
- Certa, A., Hopps, F., Inghilleri, R., La Fata, C.M., 2017. A Dempster-Shafer Theory-based approach to the Failure Mode, Effects and Criticality Analysis (FMECA) under epistemic uncertainty: application to the propulsion system of a fishing vessel. *Reliability Engineering & System Safety* 159, 69–79. <https://doi.org/10.1016/j.res.2016.10.018>
- Chang, Y., Zhang, C., Shi, J., Li, J., Zhang, S., Chen, G., 2019. Dynamic Bayesian network based approach for risk analysis of hydrogen generation unit leakage. *International Journal of Hydrogen Energy* 44, 26665–26678. <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2019.08.065>
- Chemweno, P., Pintelon, L., Muchiri, P.N., Van Horenbeek, A., 2018. Risk assessment methodologies in maintenance decision making: A review of dependability modelling approaches. *Reliability Engineering & System Safety* 173, 64–77. <https://doi.org/10.1016/j.res.2018.01.011>
- Chen, Y., Chen, Y.-W., Xu, X.-B., Pan, C.-C., Yang, J.-B., Yang, G.-K., 2015. A data-driven approximate causal inference model using the evidential reasoning rule. *Knowledge-Based Systems* 88, 264–272. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2015.07.026>
- Codetta-Raiteri, D., Portinale, L., 2017. Generalized Continuous Time Bayesian Networks as a modelling and analysis formalism for dependable systems. *Reliability Engineering & System Safety*, Special Section: Applications of Probabilistic Graphical Models in Dependability, Diagnosis and Prognosis 167, 639–651. <https://doi.org/10.1016/j.res.2017.04.014>
- Codetta-Raiteri, D., Portinale, L., 2015. Dynamic Bayesian Networks for Fault Detection, Identification, and Recovery in Autonomous Spacecraft. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems* 45, 13–24. <https://doi.org/10.1109/TSMC.2014.2323212>
- Compare, M., Zio, E., 2015. Genetic Algorithms in the Framework of Dempster-Shafer Theory of Evidence for Maintenance Optimization Problems. *IEEE Transactions on Reliability* 64, 645–660. <https://doi.org/10.1109/TR.2015.2410193>
- Da rocha, J. carlos ferreira, Cozman, F. ggagliardi, 2005. Inference in credal networks: branch-and-bound methods and the A/R+ algorithm. *International Journal of Approximate Reasoning* 39, 279–296. <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2004.10.009>
- Delmotte, F., 2003. A sociotechnical framework for the integration of human and organizational factors in project management and risk analysis (Thesis). Virginia Tech.
- Deng, X., Jiang, W., 2018. Dependence assessment in human reliability analysis using an evidential network approach extended by belief rules and uncertainty measures. *Annals of Nuclear Energy* 117, 183–193. <https://doi.org/10.1016/j.anucene.2018.03.028>
- Dimaio, F., Scapinello, O., Zio, E., Ciarapica, C., Cincotta, S., Crivellari, A., Decarli, L., Larosa, L., 2021. Accounting for Safety Barriers Degradation in the Risk Assessment of Oil and Gas Systems by Multistate Bayesian Networks. *Reliability Engineering & System Safety* 216, 107943. <https://doi.org/10.1016/j.res.2021.107943>

- Dindar, S., Kaewunruen, S., An, M., 2020. Bayesian network-based human error reliability assessment of derailments. *Reliability Engineering & System Safety* 197, 106825. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2020.106825>
- Ding, Q., Peng, Z., Liu, T., Tong, Q., 2014. Multi-Sensor Building Fire Alarm System with Information Fusion Technology Based on D-S Evidence Theory. *Algorithms* 7, 523–537. <https://doi.org/10.3390/a7040523>
- Dongiovanni, D.N., Iesmantas, T., 2016. Failure rate modeling using fault tree analysis and Bayesian network: DEMO pulsed operation turbine study case. *Fusion Engineering and Design, Proceedings of the 12th International Symposium on Fusion Nuclear Technology-12 (ISFNT-12)* 109–111, 613–617. <https://doi.org/10.1016/j.fusengdes.2016.02.036>
- Drouin, M., Parry, G., Lehner, J., Martinez-Guridi, G., LaChance, J., Wheeler, T., 2009. Guidance on the Treatment of Uncertainties Associated with PRAs in Risk-informed Decision Making: Main Report (No. NUREG-1855 Vol. 1). Office of Nuclear Regulatory Research, Office of Nuclear Reactor Regulation.
- Duan, R., Fan, J., 2015. Dynamic Diagnosis Strategy for Redundant Systems Based on Reliability Analysis and Sensors under Epistemic Uncertainty. *Journal of Sensors* 2015, e592142. <https://doi.org/10.1155/2015/592142>
- Duan, R., Hu, L., Lin, Y., 2017. Fault diagnosis for complex systems based on dynamic evidential network and multi-attribute decision making with interval numbers. *EiN* 19, 580–589. <https://doi.org/10.17531/ein.2017.4.12>
- Duan, R., Lin, Y., Hu, L., 2018a. Reliability evaluation for complex systems based on interval-valued triangular fuzzy weighted mean and evidence network. *JAMDSM* 12, JAMDSM0087–JAMDSM0087. <https://doi.org/10.1299/jamdsm.2018jamdsm0087>
- Duan, R., Lin, Y., Zeng, Y., 2018b. Fault diagnosis for complex systems based on reliability analysis and sensors data considering epistemic uncertainty. *EiN* 20, 558–566. <https://doi.org/10.17531/ein.2018.4.7>
- Dubois, D., Prade, H., 1988. *Possibility Theory: An Approach to Computerized Processing of Uncertainty*. Springer US. <https://doi.org/10.1007/978-1-4684-5287-7>
- Dubois, D., Prade, H., 1986. On the unicity of dempster rule of combination. *International Journal of Intelligent Systems* 1, 133–142. <https://doi.org/10.1002/int.4550010204>
- Durga Rao, K., Kushwaha, H.S., Verma, A.K., Srividya, A., 2007. Quantification of epistemic and aleatory uncertainties in level-1 probabilistic safety assessment studies. *Reliability Engineering & System Safety* 92, 947–956. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2006.07.002>
- Eldred, M.S., Swiler, L.P., Tang, G., 2011. Mixed aleatory-epistemic uncertainty quantification with stochastic expansions and optimization-based interval estimation. *Reliability Engineering & System Safety, Quantification of Margins and Uncertainties* 96, 1092–1113. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2010.11.010>
- Fan, S., Blanco-Davis, E., Yang, Z., Zhang, J., Yan, X., 2020. Incorporation of human factors into maritime accident analysis using a data-driven Bayesian network. *Reliability Engineering & System Safety* 203, 107070. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2020.107070>
- Ferson, S., Ginzburg, L.R., 1996. Different methods are needed to propagate ignorance and variability. *Reliability Engineering & System Safety, Treatment of Aleatory and Epistemic Uncertainty* 54, 133–144. [https://doi.org/10.1016/S0951-8320\(96\)00071-3](https://doi.org/10.1016/S0951-8320(96)00071-3)
- Filieri, A., Ghezzi, C., Grassi, V., Mirandola, R., 2010. Reliability Analysis of Component-Based Systems with Multiple Failure Modes, in: Grunske, L., Reussner, R., Plasil, F. (Eds.), *Component-Based Software Engineering, Lecture Notes in Computer Science*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, pp. 1–20. https://doi.org/10.1007/978-3-642-13238-4_1

- Fleming, K.N., 1975. Reliability model for common mode failures in redundant safety systems. Modeling and simulation. Volume 6, Part 1.
- Groth, K.M., Swiler, L.P., 2013. Bridging the gap between HRA research and HRA practice: A Bayesian network version of SPAR-H. Reliability Engineering & System Safety 115, 33–42. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2013.02.015>
- Guan, X., He, J., Jha, R., Liu, Y., 2012. An efficient analytical Bayesian method for reliability and system response updating based on Laplace and inverse first-order reliability computations. Reliability Engineering & System Safety 97, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2011.09.008>
- Guetarni, I.H.M., Aissani, N., Châtelet, E., Lounis, Z., 2019. Reliability analysis by mapping probabilistic importance factors into bayesian belief networks for making decision in water deluge system. Proc. Safety Prog. 38, e12011. <https://doi.org/10.1002/prs.12011>
- Guetarni Islam Hadj, M., 2019. Analyse Quantitative des Risques : Application sur les Bacs de Stockage (Thesis). Université d'Oran 2 Mohamed Ben Ahmed.
- Guo, Y., Zhong, M., Gao, C., Wang, H., Liang, X., Yi, H., 2021. A discrete-time Bayesian network approach for reliability analysis of dynamic systems with common cause failures. Reliability Engineering & System Safety 216, 108028. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2021.108028>
- Guth, M.A.S., 1991. A probabilistic foundation for vagueness and imprecision in fault-tree analysis. IEEE Transactions on Reliability 40, 563–571. <https://doi.org/10.1109/24.106778>
- Hall, J., Lawry, J., 2001. Imprecise Probabilities of Engineering System Failure from Random and Fuzzy Set Reliability Analysis. Proc. of 2nd Intl Symposium on Imprecise Probabilities and their Applications.
- He, Q., Zha, Y., Zhang, R., Sun, Q., Liu, T., 2017. Reliability analysis for multi-state system based on triangular fuzzy variety subset bayesian networks. Eksploatacja i Niezawodność Vol. 19. <https://doi.org/10.17531/ein.2017.2.2>
- Helton, J.C., 1997. Uncertainty and sensitivity analysis in the presence of stochastic and subjective uncertainty. Journal of Statistical Computation and Simulation 57, 3–76. <https://doi.org/10.1080/00949659708811803>
- Helton, J.C., Johnson, J.D., 2011. Quantification of margins and uncertainties: Alternative representations of epistemic uncertainty. Reliability Engineering & System Safety, Quantification of Margins and Uncertainties 96, 1034–1052. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2011.02.013>
- Heurtel, A. (2003). La gestion des risques techniques et des risques de management. CNRS - IN2P3/LAL
- Hoffman, F.O., Hammonds, J.S., 1994. Propagation of Uncertainty in Risk Assessments: The Need to Distinguish Between Uncertainty Due to Lack of Knowledge and Uncertainty Due to Variability. Risk Analysis 14, 707–712. <https://doi.org/10.1111/j.1539-6924.1994.tb00281.x>
- Horowitz, J.L., Manski, C.F., Ponomareva, M., Stoye, J., 2003. Computation of Bounds on Population Parameters When the Data Are Incomplete. Reliable Computing 9, 419–440. <https://doi.org/10.1023/A:1025865520086>
- Hossain, N.U.I., Jaradat, R., Hosseini, S., Marufuzzaman, M., Buchanan, R.K., 2019. A framework for modeling and assessing system resilience using a Bayesian network: A case study of an interdependent electrical infrastructure system. International Journal of Critical Infrastructure Protection 25, 62–83. <https://doi.org/10.1016/j.ijcip.2019.02.002>
- Hosseini, S., Al Khaled, A., Sarder, M., 2016. A general framework for assessing system resilience using Bayesian networks: A case study of sulfuric acid manufacturer. Journal of Manufacturing Systems 41, 211–227. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2016.09.006>

- Hosseini, S., Barker, K., 2016. Modeling infrastructure resilience using Bayesian networks: A case study of inland waterway ports. *Computers & Industrial Engineering* 93, 252–266. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2016.01.007>
- Hu, J., Zhang, L., Cai, Z., Wang, Y., Wang, A., 2015. Fault propagation behavior study and root cause reasoning with dynamic Bayesian network based framework. *Process Safety and Environmental Protection, Bhopal 30th Anniversary* 97, 25–36. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2015.02.003>
- Huang, S., Duan, R., He, J., Feng, T., Zeng, Y., 2020. Fault Diagnosis Strategy for Complex Systems Based on Multi-Source Heterogeneous Information Under Epistemic Uncertainty. *IEEE Access* 8, 50921–50933. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2980397>
- Inagaki, T., 1991. Interdependence between safety-control policy and multiple-sensor schemes via Dempster-Shafer theory. *IEEE Transactions on Reliability* 40, 182–188. <https://doi.org/10.1109/24.87125>
- Jafari, M.J., Pouyakian, M., khanteymooori, A., Hanifi, S.M., 2020. Reliability evaluation of fire alarm systems using dynamic Bayesian networks and fuzzy fault tree analysis. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries* 67, 104229. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2020.104229>
- Jaynes, E.T., Bretthorst, G.L., 2003. *Probability theory: the logic of science*. Cambridge University Press, Cambridge, UK; New York, NY.
- Jensen, F.V., 1996. *An introduction to Bayesian networks*. UCL Press, London.
- Jiang, Y., Zhang, H., Song, X., Jiao, X., Hung, W.N.N., Gu, M., Sun, J., 2013. Bayesian-Network-Based Reliability Analysis of PLC Systems. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 60, 5325–5336. <https://doi.org/10.1109/TIE.2012.2225393>
- Jin, H., Lundteigen, M.A., Rausand, M., 2012. Uncertainty assessment of reliability estimates for safety-instrumented systems. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability* 226, 646–655. <https://doi.org/10.1177/1748006X12462780>
- Kabir, G., Demissie, G., Sadiq, R., Tesfamariam, S., 2015. Integrating failure prediction models for water mains: Bayesian belief network based data fusion. *Knowledge-Based Systems* 85, 159–169. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2015.05.002>
- Kabir, S., Papadopoulos, Y., 2019. Applications of Bayesian networks and Petri nets in safety, reliability, and risk assessments: A review. *Safety Science* 115, 154–175. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2019.02.009>
- Kabir, S., Taleb-Berrouane, M., Papadopoulos, Y., 2019. Dynamic reliability assessment of flare systems by combining fault tree analysis and Bayesian networks. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects* 0, 1–18. <https://doi.org/10.1080/15567036.2019.1670287>
- Kabir, S., Walker, M., Papadopoulos, Y., 2018. Dynamic system safety analysis in HiP-HOPS with Petri Nets and Bayesian Networks. *Safety Science* 105, 55–70. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2018.02.001>
- Kabir, S., Walker, M., Papadopoulos, Y., 2014. Reliability Analysis of Dynamic Systems by Translating Temporal Fault Trees into Bayesian Networks, in: Ortmeier, F., Rauzy, A. (Eds.), *Model-Based Safety and Assessment, Lecture Notes in Computer Science*. Springer International Publishing, Cham, pp. 96–109. https://doi.org/10.1007/978-3-319-12214-4_8
- Kabir, S., Walker, M., Papadopoulos, Y., Rüde, E., Securius, P., 2016. Fuzzy temporal fault tree analysis of dynamic systems. *International Journal of Approximate Reasoning* 77, 20–37. <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2016.05.006>

- Kang, C., Zhong, L., Haijun, Z., 2015. Research on Probabilistic Safety Analysis Approach of Flight Control System Based on Bayesian Network. *Procedia Engineering*, 2014 Asia-Pacific International Symposium on Aerospace Technology, APISAT2014 September 24-26, 2014 Shanghai, China 99, 180–184. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2014.12.523>
- Kendall, D.G., 1974. *Foundations of a theory of random sets*, Harding E.F., Kendall D.G. (eds), Stochastic Geometry. ed. John Wiley & Sons, New York.
- Kennes, R., 1992. Computational aspects of the Mobius transformation of graphs. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 22, 201–223. <https://doi.org/10.1109/21.148425>
- Khakzad, N., Khan, F., Amyotte, P., 2013a. Risk-based design of process systems using discrete-time Bayesian networks. *Reliability Engineering & System Safety* 109, 5–17. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2012.07.009>
- Khakzad, N., Khan, F., Amyotte, P., 2013b. Dynamic safety analysis of process systems by mapping bow-tie into Bayesian network. *Process Safety and Environmental Protection* 91, 46–53. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2012.01.005>
- Khakzad, N., Khan, F., Amyotte, P., 2013c. Quantitative risk analysis of offshore drilling operations: A Bayesian approach. *Safety Science* 57, 108–117. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2013.01.022>
- Khakzad, N., Khan, F., Amyotte, P., 2011. Safety analysis in process facilities: Comparison of fault tree and Bayesian network approaches. *Reliability Engineering & System Safety* 96, 925–932. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2011.03.012>
- Khan, R.U., Yin, J., Mustafa, F.S., Anning, N., 2021. Risk assessment for berthing of hazardous cargo vessels using Bayesian networks. *Ocean & Coastal Management* 210, 105673. <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2021.105673>
- Kim, M.C., 2011. Reliability block diagram with general gates and its application to system reliability analysis. *Annals of Nuclear Energy* 38, 2456–2461. <https://doi.org/10.1016/j.anucene.2011.07.013>
- Klir, G.J., Folger, T.A., 1988. *Fuzzy sets, uncertainty, and information*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, N.J.
- Koller, D., Friedman, N., 2009. *Probabilistic graphical models: principles and techniques*, Adaptive computation and machine learning. MIT Press, Cambridge, MA.
- Kozine, I., Utkin, L., 2002. Interval-Valued Finite Markov Chains. *Reliab. Comput.* <https://doi.org/10.1023/A:1014745904458>
- Laâmari, wafa, 2017. *Static and Dynamic Evidential Networks with conditional beliefs: knowledge representation and reasoning* (PhD thesis). ISG – Tunis University. Tunisia.
- Laâmari, W., Ben Yaghlane, B., Simon, C., 2010. Comparing Evidential Graphical Models for Imprecise Reliability, in: Deshpande, A., Hunter, A. (Eds.), *Scalable Uncertainty Management, Lecture Notes in Computer Science*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, pp. 191–204. https://doi.org/10.1007/978-3-642-15951-0_21
- Labeau, P.E., Smidts, C., Swaminathan, S., 2000. Dynamic reliability: towards an integrated platform for probabilistic risk assessment. *Reliability Engineering & System Safety* 68, 219–254. [https://doi.org/10.1016/S0951-8320\(00\)00017-X](https://doi.org/10.1016/S0951-8320(00)00017-X)
- Langseth, H., 2008. Bayesian Networks in Reliability: The Good, the Bad, and the Ugly. *Advances in Mathematical Modeling for Reliability* 1–8.
- Langseth, H., Portinale, L., 2007. Bayesian networks in reliability. *Reliability Engineering & System Safety* 92, 92–108. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2005.11.037>
- Lepar, V., Shenoy, P.P., 2013. A Comparison of Lauritzen-Spiegelhalter, Hugin, and Shenoy-Shafer Architectures for Computing Marginals of Probability Distributions. [arXiv:1301.7394 \[cs\]](https://arxiv.org/abs/1301.7394).

- Leu, S.-S., Chang, C.-M., 2013. Bayesian-network-based safety risk assessment for steel construction projects. *Accident Analysis & Prevention* 54, 122–133. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2013.02.019>
- Leveson, N., Dulac, N., Marais, K., Carroll, J., 2009. Moving Beyond Normal Accidents and High Reliability Organizations: A Systems Approach to Safety in Complex Systems. *Organization Studies* 30, 227–249. <https://doi.org/10.1177/0170840608101478>
- Li, H., Guedes Soares, C., Huang, H.-Z., 2020. Reliability analysis of a floating offshore wind turbine using Bayesian Networks. *Ocean Engineering* 217, 107827. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2020.107827>
- Li, K., Yi, R., Ma, Z., 2016. Reliability analysis of dynamic reliability blocks through conversion into dynamic bayesian networks, in: 2016 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM). Presented at the 2016 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM), pp. 1330–1334. <https://doi.org/10.1109/IEEM.2016.7798094>
- Li, W., Zuo, M.J., 2008. Reliability evaluation of multi-state weighted k-out-of-n systems. *Reliability Engineering & System Safety* 93, 160–167. <https://doi.org/10.1016/j.res.2006.11.009>
- Li, X., Chen, G., Jiang, S., He, R., Xu, C., Zhu, H., 2018. Developing a dynamic model for risk analysis under uncertainty: Case of third-party damage on subsea pipelines. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries* 54, 289–302. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2018.05.001>
- Li, Y., 2015. The asymmetric house price dynamics: Evidence from the California market. *Regional Science and Urban Economics* 52, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2015.02.002>
- Li, Y.-F., Huang, H.-Z., Mi, J., Peng, W., Han, X., 2019. Reliability analysis of multi-state systems with common cause failures based on Bayesian network and fuzzy probability. *Ann Oper Res*. <https://doi.org/10.1007/s10479-019-03247-6>
- Li, Z., Xu, T., Gu, J., Dong, Q., Fu, L., 2018. Reliability modelling and analysis of a multi-state element based on a dynamic Bayesian network. *Royal Society Open Science* 5, 171438. <https://doi.org/10.1098/rsos.171438>
- Li, Z., Xu, T., Gu, J., Wang, H., Zhao, J., 2019. Reliability Modeling of Redundant Systems Considering CCF Based on DBN. *Arab J Sci Eng* 44, 2567–2577. <https://doi.org/10.1007/s13369-018-3307-y>
- Lin, G., Liang, J., Qian, Y., 2015. An information fusion approach by combining multigranulation rough sets and evidence theory. *Information Sciences* 314, 184–199. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2015.03.051>
- Liu, Z., Liu, Y., Wu, X. lei, Cai, B., 2018. Risk analysis of subsea blowout preventer by mapping GO models into Bayesian networks. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries* 52, 54–65. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2018.01.014>
- Lu, Q., Zhong, P., Xu, B., Zhu, F., Ma, Y., Wang, H., Xu, S., 2020. Risk analysis for reservoir flood control operation considering two-dimensional uncertainties based on Bayesian network. *Journal of Hydrology* 589, 125353. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125353>
- Luo, Y., Li, K., Li, Y., Cai, D., Zhao, C., Meng, Q., 2018. Three-Layer Bayesian Network for Classification of Complex Power Quality Disturbances. *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 14, 3997–4006. <https://doi.org/10.1109/TII.2017.2785321>
- Mamdikar, M.R., Kumar, V., Singh, P., 2021. Dynamic reliability analysis framework using fault tree and Dynamic Bayesian Network: A case study of NPP. *Nuclear Engineering and Technology*. <https://doi.org/10.1016/j.net.2021.09.038>

- Markowski, A.S., Mannan, M.S., Kotynia (Bigoszezewska), A., Siuta, D., 2010. Uncertainty aspects in process safety analysis. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries* 23, 446–454. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2010.02.005>
- Marquez, D., Neil, M., Fenton, N., 2010. Improved reliability modeling using Bayesian networks and dynamic discretization. *Reliability Engineering & System Safety* 95, 412–425. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2009.11.012>
- Martins, M.R., Maturana, M.C., 2013. Application of Bayesian Belief networks to the human reliability analysis of an oil tanker operation focusing on collision accidents. *Reliability Engineering & System Safety* 110, 89–109. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2012.09.008>
- Matheron, G., 1974. *Random sets and integral geometry*, Wiley series in probability and mathematical statistics. Wiley, New York.
- Melani, A.H. de A., Michalski, M.A. de C., da Silva, R.F., de Souza, G.F.M., 2021. A framework to automate fault detection and diagnosis based on moving window principal component analysis and Bayesian network. *Reliability Engineering & System Safety* 215, 107837. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2021.107837>
- Mhalla, A., Collart Dutilleul, S., Craye, E., Benrejeb, M., 2014. Estimation of failure probability of milk manufacturing unit by fuzzy fault tree analysis. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems* 26, 741–750. <https://doi.org/10.3233/IFS-130764>
- Mi, J., Cheng, Y., Song, Y., Bai, L., Chen, K., 2019. Application of dynamic evidential networks in reliability analysis of complex systems with epistemic uncertainty and multiple life distributions. *Ann Oper Res.* <https://doi.org/10.1007/s10479-019-03211-4>
- Mi, J., Li, Y., Huang, H.-Z., Liu, Y., Zhang, X., 2012. Reliability analysis of multi-state systems with common cause failure based on Bayesian Networks, in: 2012 International Conference on Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering. Presented at the 2012 International Conference on Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering (QR2MSE), IEEE, Chengdu, China, pp. 1117–1121. <https://doi.org/10.1109/ICQR2MSE.2012.6246417>
- Mi, J., Li, Y.-F., Peng, W., Huang, H.-Z., 2018. Reliability analysis of complex multi-state system with common cause failure based on evidential networks. *Reliability Engineering & System Safety* 174, 71–81. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2018.02.021>
- Mi, J., Li, Y.-F., Yang, Y.-J., Peng, W., Huang, H.-Z., 2016. Reliability assessment of complex electromechanical systems under epistemic uncertainty. *Reliability Engineering & System Safety* 152, 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2016.02.003>
- Mkrtchyan, L., Podofilini, L., Dang, V.N., 2016. Methods for building Conditional Probability Tables of Bayesian Belief Networks from limited judgment: An evaluation for Human Reliability Application. *Reliability Engineering & System Safety* 151, 93–112. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2016.01.004>
- Morgan, M.G., Henrion, M., 1990. *Uncertainty: A Guide to Dealing with Uncertainty in Quantitative Risk and Policy Analysis*. Uncertainty a guide to the treatment of uncertainty in quantitative policy and risk analysis undefined-undefined.
- Musharraf, M., Hassan, J., Khan, F., Veitch, B., MacKinnon, S., Imtiaz, S., 2013. Human reliability assessment during offshore emergency conditions. *Safety Science* 59, 19–27. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2013.04.001>
- Neil, M., Marquez, D., 2012. Availability modelling of repairable systems using Bayesian networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence, Special Section: Dependable System Modelling and Analysis* 25, 698–704. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2010.06.003>
- Neil, M., Taylor, M., Marquez, D., Fenton, N., Hearty, P., 2008. Modelling dependable systems using hybrid Bayesian networks. *Reliability Engineering & System Safety, Bayesian Networks in Dependability* 93, 933–939. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2007.03.009>

- Ouazraoui, N., 2014. Application des Techniques de l'Intelligence Artificielle aux Problèmes de Gestion des Risques Industriels (doctoral). Université de Batna 2.
- Pang, T., Yu, T., Song, B., 2021. A Bayesian network model for fault diagnosis of a lock mechanism based on degradation data. *Engineering Failure Analysis* 122, 105225. <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2021.105225>
- Papazoglou, I.A., Bellamy, L.J., Hale, A.R., Aneziris, O.N., Ale, B.J.M., Post, J.G., Oh, J.I.H., 2003. I-Risk: development of an integrated technical and management risk methodology for chemical installations. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries* 16, 575–591. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2003.08.008>
- Parry, G.W., 1996. The characterization of uncertainty in Probabilistic Risk Assessments of complex systems. *Reliability Engineering & System Safety, Treatment of Aleatory and Epistemic Uncertainty* 54, 119–126. [https://doi.org/10.1016/S0951-8320\(96\)00069-5](https://doi.org/10.1016/S0951-8320(96)00069-5)
- Patrick, 2007. Réseaux bayésiens - Patrick Naïm , Pierre-Henri Wuillemin ,... - Librairie Eyrolles, 3e éd. ed, Algorithmes. Eyrolles, Paris.
- Penman, T.D., Cirulis, B., Marcot, B.G., 2020. Bayesian decision network modeling for environmental risk management: A wildfire case study. *Journal of Environmental Management* 270, 110735. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2020.110735>
- Petiet, F., 2019. Réseau bayésien dynamique hybride : application à la modélisation de la fiabilité de systèmes à espaces d'états discrets (These de doctorat). Paris Est.
- Pham, H., 2003. Reliability of Systems with Multiple Failure Modes, in: Pham, H. (Ed.), *Handbook of Reliability Engineering*. Springer-Verlag, London, pp. 19–36. https://doi.org/10.1007/1-85233-841-5_2
- Pham, H., 1999. Reliability analysis for dynamic configurations of systems with three failure modes. *Reliability Engineering & System Safety* 63, 13–23. [https://doi.org/10.1016/S0951-8320\(98\)00006-4](https://doi.org/10.1016/S0951-8320(98)00006-4)
- Purba, J.H., Lu, J., Zhang, G., Pedrycz, W., 2014. A fuzzy reliability assessment of basic events of fault trees through qualitative data processing. *Fuzzy Sets and Systems, Theme: Fuzzy Intervals and Applications* 243, 50–69. <https://doi.org/10.1016/j.fss.2013.06.009>
- Quintanar-Gago, D.A., Nelson, P.F., Díaz-Sánchez, Á., Boldrick, M.S., 2021. Assessment of steam turbine blade failure and damage mechanisms using a Bayesian network. *Reliability Engineering & System Safety* 207, 107329. <https://doi.org/10.1016/j.res.2020.107329>
- Rajakarunakaran, S., Maniram Kumar., A., Arumuga Prabhu, V., 2015. Applications of fuzzy faulty tree analysis and expert elicitation for evaluation of risks in LPG refuelling station. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries* 33, 109–123. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2014.11.016>
- Rausand, M., Lundteigen, M.A., n.d. *Reliability of Safety-Critical Systems: Theory and Applications* 10.
- Robbins, H.E., 1944. On the Measure of a Random Set. *The Annals of Mathematical Statistics* 15, 70–74.
- Roeser, S., Hillerbrand, R., Sandin, P., Peterson, M. (Eds.), 2012. *Handbook of Risk Theory: Epistemology, Decision Theory, Ethics, and Social Implications of Risk*. Springer Netherlands.
- Sarwar, A., Khan, F., James, L., Abimbola, M., 2018. Integrated offshore power operation resilience assessment using Object Oriented Bayesian network. *Ocean Engineering* 167, 257–266. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2018.08.052>
- Shafer, G., 1976. *A Mathematical Theory of Evidence, A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton University Press. <https://doi.org/10.1515/9780691214696>
- Shafer, G., Logan, R., 1987. Implementing Dempster's rule for hierarchical evidence. *Artificial Intelligence* 33, 271–298. [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(87\)90040-3](https://doi.org/10.1016/0004-3702(87)90040-3)

- Shah, H., Hosder, S., Winter, T., 2015a. A MIXED UNCERTAINTY QUANTIFICATION APPROACH USING EVIDENCE THEORY AND STOCHASTIC EXPANSIONS. *IJUQ* 5. <https://doi.org/10.1615/Int.J.UncertaintyQuantification.2015010941>
- Shah, H., Hosder, S., Winter, T., 2015b. Quantification of margins and mixed uncertainties using evidence theory and stochastic expansions. *Reliability Engineering & System Safety* 138, 59–72. <https://doi.org/10.1016/j.res.2015.01.012>
- Shenoy, P.P., 2006. Inference in Hybrid Bayesian Networks Using Mixtures of Gaussians. *UAI*.
- Simon, C., Bicking, F., 2017. Hybrid computation of uncertainty in reliability analysis with p-box and evidential networks. *Reliability Engineering & System Safety, Special Section: Applications of Probabilistic Graphical Models in Dependability, Diagnosis and Prognosis* 167, 629–638. <https://doi.org/10.1016/j.res.2017.04.015>
- Simon, C., Mechri, W., Capizzi, G., 2019. Assessment of Safety Integrity Level by simulation of Dynamic Bayesian Networks considering test duration. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries* 57, 101–113. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2018.11.002>
- Simon, C., Weber, P., 2009. Evidential Networks for Reliability Analysis and Performance Evaluation of Systems With Imprecise Knowledge. *IEEE Transactions on Reliability* 58, 69–87. <https://doi.org/10.1109/TR.2008.2011868>
- Simon, C., Weber, P., Evsukoff, A., 2008. Bayesian networks inference algorithm to implement Dempster Shafer theory in reliability analysis. *Reliability Engineering & System Safety, Bayesian Networks in Dependability* 93, 950–963. <https://doi.org/10.1016/j.res.2007.03.012>
- Smets, P., 2001. Matrix Calculus for Belief Functions. *International Journal of Approximate Reasoning - IJAR*.
- Smets, P., 1990. The combination of evidence in the transferable belief model. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 12, 447–458. <https://doi.org/10.1109/34.55104>
- Smets, P., Kennes, R., 1994. The transferable belief model. *Artificial Intelligence* 66, 191–234. [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(94\)90026-4](https://doi.org/10.1016/0004-3702(94)90026-4)
- Su, A., Fan, M., Li, Z., 2012. The reliability analysis of distribution system based on Dynamic Bayesian Network, in: 2012 China International Conference on Electricity Distribution. Presented at the 2012 China International Conference on Electricity Distribution, pp. 1–4. <https://doi.org/10.1109/CICED.2012.6508483>
- Su, X., Mahadevan, S., Xu, P., Deng, Y., 2014. Inclusion of task dependence in human reliability analysis. *Reliability Engineering & System Safety* 128, 41–55. <https://doi.org/10.1016/j.res.2014.04.007>
- Tolo, S., Patelli, E., Beer, M., 2017. Robust vulnerability analysis of nuclear facilities subject to external hazards. *Stoch Environ Res Risk Assess* 31, 2733–2756. <https://doi.org/10.1007/s00477-016-1360-1>
- Tong, Q., Yang, M., Zinetullina, A., 2020. A Dynamic Bayesian Network-based approach to Resilience Assessment of Engineered Systems. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries* 65, 104152. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2020.104152>
- Traub, J.F., 1967. Interval Analysis. Ramon E. Moore. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J., 1966. 159 pp., illus. \$9. *Science* 158, 365–365. <https://doi.org/10.1126/science.158.3799.365>
- Tu, J., Cheng, R., Tao, Q., 2015. Reliability Analysis Method of safety-critical avionics system based on Dynamic Fault Tree under Fuzzy Uncertainty. *Eksplotacja i Niezawodność* Vol. 17.
- Ur, R.K., Zubair, M., Heo, G., 2014. Reliability analysis of nuclear I&C architecture using Bayesian networks, in: Proceedings of 2014 11th International Bhurban Conference on Applied Sciences & Technology (IBCAST) Islamabad, Pakistan, 14th - 18th January,

2014. Presented at the 2014 11th International Bhurban Conference on Applied Sciences and Technology (IBCAST), IEEE, Islamabad, Pakistan, pp. 169–174. <https://doi.org/10.1109/IBCAST.2014.6778141>
- Urbina, A., Mahadevan, S., Paez, T.L., 2011. Quantification of margins and uncertainties of complex systems in the presence of aleatoric and epistemic uncertainty. *Reliability Engineering & System Safety, Quantification of Margins and Uncertainties* 96, 1114–1125. <https://doi.org/10.1016/j.res.2010.08.010>
- Vasseur, D., Le Duy, T., Dieulle, A., 2011. Uncertainty analysis in probabilistic risk assessment : Comparison of probabilistic and non probabilistic approach. Presented at the Proceeding of the ESREL 2011 Conference, CRC Press, Troyes, France.
- Verron, S., 2007. Diagnostic et surveillance des processus complexes par réseaux bayésiens (phdthesis). Université d'Angers.
- Vileiniskis, M., Remenyte-Prescott, R., Rama, D., Andrews, J., 2016. Fault detection and diagnostics of a three-phase separator. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries* 41, 215–230. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2016.03.021>
- Walley, P., 1991. Statistical reasoning with imprecise probabilities, 1st ed. ed, Monographs on statistics and applied probability. Chapman and Hall, London ; New York.
- Wang, C., Liu, Y., Hou, W., Wang, G., Zheng, Y., 2020. Reliability and availability modeling of Subsea Xmas tree system using Dynamic Bayesian network with different maintenance methods. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries* 64, 104066. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2020.104066>
- Wang, Y.F., Xie, M., Ng, K.M., Habibullah, M.S., 2011. Probability analysis of offshore fire by incorporating human and organizational factor. *Ocean Engineering* 38, 2042–2055. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2011.09.009>
- Wang, Z., Klir, G.J., 1992. Fuzzy Measure Theory. Springer US, Boston, MA. <https://doi.org/10.1007/978-1-4757-5303-5>
- Wang, Zhanwei, Wang, Zhiwei, Gu, X., He, S., Yan, Z., 2018. Feature selection based on Bayesian network for chiller fault diagnosis from the perspective of field applications. *Applied Thermal Engineering* 129, 674–683. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2017.10.079>
- Weber, P., 2015. Modélisation graphique probabiliste pour la maîtrise des risques, la fiabilité et la synthèse de lois de commande des systèmes complexes (thesis). Université de Lorraine.
- Weber, P., Jouffe, L., 2006. Complex system reliability modelling with Dynamic Object Oriented Bayesian Networks (DOOBN)☆☆Revised version of the paper presented at QUALITA 2003. *Reliability Engineering & System Safety, Selected Papers Presented at QUALITA 2003* 91, 149–162. <https://doi.org/10.1016/j.res.2005.03.006>
- Weber, P., Medina-Oliva, G., Simon, C., Iung, B., 2012. Overview on Bayesian networks applications for dependability, risk analysis and maintenance areas. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 25, 671–682. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2010.06.002>
- Weber, P., Simon, C., 2008. Dynamic evidential networks in system reliability analysis: A Dempster Shafer approach. *IEEE*, pp. 603–608. <https://doi.org/10.1109/MED.2008.4602011>
- West, T.K., Hosder, S., 2015. Uncertainty Quantification of Hypersonic Reentry Flows with Sparse Sampling and Stochastic Expansions. *Journal of Spacecraft and Rockets* 52, 120–133. <https://doi.org/10.2514/1.A32947>
- West, T.K., Hosder, S., Winter, T., 2015. Quantification of Margins and Uncertainties for Integrated Spacecraft Systems Models. *Journal of Spacecraft and Rockets* 52, 450–461. <https://doi.org/10.2514/1.A33067>

- Winkler, R.L., 1996. Uncertainty in probabilistic risk assessment. *Reliability Engineering & System Safety*, Treatment of Aleatory and Epistemic Uncertainty 54, 127–132. [https://doi.org/10.1016/S0951-8320\(96\)00070-1](https://doi.org/10.1016/S0951-8320(96)00070-1)
- Xiaowei, Y., 2010. Common Cause Failure Model of System Reliability Based on Bayesian Networks. *International Journal of Performability Engineering* 6, 255. <https://doi.org/10.23940/ijpe.10.3.p255.mag>
- Xing, L., Shrestha, A., Dai, Y., 2011. Exact combinatorial reliability analysis of dynamic systems with sequence-dependent failures. *Reliability Engineering & System Safety* 96, 1375–1385. <https://doi.org/10.1016/j.res.2011.05.007>
- Yager, R.R., 1987. On the dempster-shafer framework and new combination rules. *Information Sciences* 41, 93–137. [https://doi.org/10.1016/0020-0255\(87\)90007-7](https://doi.org/10.1016/0020-0255(87)90007-7)
- Yang, D.Y., Frangopol, D.M., 2018. Probabilistic optimization framework for inspection/repair planning of fatigue-critical details using dynamic Bayesian networks. *Computers & Structures* 198, 40–50. <https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2018.01.006>
- Yang, J., Huang, H.-Z., He, L.-P., Zhu, S.-P., Wen, D., 2011. Risk evaluation in failure mode and effects analysis of aircraft turbine rotor blades using Dempster–Shafer evidence theory under uncertainty. *Engineering Failure Analysis* 18, 2084–2092. <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2011.06.014>
- Yang, J., Huang, H.-Z., Liu, Y., Li, Y.-F., 2012a. Evidential Networks for Fault Tree Analysis with Imprecise Knowledge. *Int. J. Turbo Jet-Engines* 29. <https://doi.org/10.1515/tjj-2012-0015>
- Yang, J., Huang, H.-Z., Sun, R., Wan, H., Liu, Y., 2012b. Reliability Analysis of Aircraft Servo-Actuation Systems Using Evidential Networks. *Int. J. Turbo Jet-Engines* 29. <https://doi.org/10.1515/tjj-2012-0011>
- Yang, Z., Abujaafar, K.M., Qu, Z., Wang, J., Nazir, S., Wan, C., 2019. Use of evidential reasoning for eliciting bayesian subjective probabilities in human reliability analysis: A maritime case. *Ocean Engineering* 186, 106095. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2019.05.077>
- Yazdi, M., Kabir, S., 2017. A fuzzy Bayesian network approach for risk analysis in process industries. *Process Safety and Environmental Protection* 111, 507–519. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2017.08.015>
- Yazdi, M., Nikfar, F., Nasrabadi, M., 2017. Failure probability analysis by employing fuzzy fault tree analysis. *Int J Syst Assur Eng Manag* 8, 1177–1193. <https://doi.org/10.1007/s13198-017-0583-y>
- Yin, B., Li, B., Liu, G., Wang, Z., Sun, B., 2021. Quantitative risk analysis of offshore well blowout using bayesian network. *Safety Science* 135, 105080. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2020.105080>
- Yingkui, G., Jing, L., 2012. Multi-State System Reliability: A New and Systematic Review. *Procedia Engineering* 29, 531–536. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2011.12.756>
- Yontay, P., Pan, R., 2016. A computational Bayesian approach to dependency assessment in system reliability. *Reliability Engineering & System Safety* 152, 104–114. <https://doi.org/10.1016/j.res.2016.03.005>
- Yuan, K., Xiao, F., Fei, L., Kang, B., Deng, Y., 2016. Modeling Sensor Reliability in Fault Diagnosis Based on Evidence Theory. *Sensors* 16, 113. <https://doi.org/10.3390/s16010113>
- Yuan, X., Cai, B., Ma, Y., Zhang, J., Mulenga, K., Liu, Y., Chen, G., 2018. Reliability Evaluation Methodology of Complex Systems Based on Dynamic Object-Oriented Bayesian Networks. *IEEE Access* 6, 11289–11300. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2810386>

- Yuyan, C., Ting, L., Jian, W., Rong, X., Xinmin, W., 2016. Fuzzy dynamic fault tree analysis for electro-mechanical actuator based on algebraic model with common-cause failures. *Aut. Control Comp. Sci.* 50, 80–90. <https://doi.org/10.3103/S0146411616020024>
- Zadeh, L., 1979. On the Validity of Dempster's Rule of Combination of Evidence [WWW Document]. undefined. URL /paper/On-the-Validity-of-Dempster%27%27s-Rule-of-Combination-Zadeh/f00007489ad05fc51dcb87bd387efa5e9270f364 (accessed 1.17.21).
- Zadeh, L.A., 1986. A Simple View of the Dempster-Shafer Theory of Evidence and Its Implication for the Rule of Combination. *AIMag* 7, 85–85. <https://doi.org/10.1609/aimag.v7i2.542>
- Zadeh, L.A., 1978. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy Sets and Systems* 1, 3–28. [https://doi.org/10.1016/0165-0114\(78\)90029-5](https://doi.org/10.1016/0165-0114(78)90029-5)
- Zadeh, L.A., 1965. Fuzzy sets. *Information and Control* 8, 338–353. [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X)
- Zahra, F.Z., 2010. Utilisation des réseaux bayésiens pour calculer la fiabilité des systèmes (thèse de magistère). Saad Dahlab de Blida, Blida.
- Zhang, L., Wu, X., Skibniewski, M.J., Zhong, J., Lu, Y., 2014. Bayesian-network-based safety risk analysis in construction projects. *Reliability Engineering & System Safety* 131, 29–39. <https://doi.org/10.1016/j.res.2014.06.006>
- Zhang, P., Lan, H., Yu, M., 2021. Reliability evaluation for ventilation system of gas tunnel based on Bayesian network. *Tunnelling and Underground Space Technology* 112, 103882. <https://doi.org/10.1016/j.tust.2021.103882>
- Zhang, Q., Zhou, C., Tian, Y.-C., Xiong, N., Qin, Y., Hu, B., 2018. A Fuzzy Probability Bayesian Network Approach for Dynamic Cybersecurity Risk Assessment in Industrial Control Systems. *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 14, 2497–2506. <https://doi.org/10.1109/TII.2017.2768998>
- Zhang, X., Mahadevan, S., Deng, X., 2017. Reliability analysis with linguistic data: An evidential network approach. *Reliability Engineering & System Safety* 162, 111–121. <https://doi.org/10.1016/j.res.2017.01.009>
- Zhang, Y., Cai, B., Liu, Yiliu, Jiang, Q., Li, W., Feng, Q., Liu, Yonghong, Liu, G., 2021. Resilience assessment approach of mechanical structure combining finite element models and dynamic Bayesian networks. *Reliability Engineering & System Safety* 216, 108043. <https://doi.org/10.1016/j.res.2021.108043>
- Zhang, Z., Ruan, X.X., Duan, M.F., Jiang, C., 2018. An efficient epistemic uncertainty analysis method using evidence theory. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering* 339, 443–466. <https://doi.org/10.1016/j.cma.2018.04.033>
- Zhou, Q., Wong, Y.D., Loh, H.S., Yuen, K.F., 2018. A fuzzy and Bayesian network CREAM model for human reliability analysis – The case of tanker shipping. *Safety Science* 105, 149–157. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2018.02.011>
- Zio, E., 2009. Reliability engineering: Old problems and new challenges. *Reliability Engineering & System Safety* 94, 125–141. <https://doi.org/10.1016/j.res.2008.06.002>
- Zuo, L., Xiahou, T., Liu, Y., 2019a. Evidential network-based failure analysis for systems suffering common cause failure and model parameter uncertainty. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science* 233, 2225–2235. <https://doi.org/10.1177/0954406218781407>
- Zuo, L., Xiahou, T., Liu, Y., 2019b. Reliability assessment of systems subject to interval-valued probabilistic common cause failure by evidential networks. *IFS* 36, 3711–3723. <https://doi.org/10.3233/JIFS-18290>

Zwirglmaier, K., Straub, D., Groth, K.M., 2017. Capturing cognitive causal paths in human reliability analysis with Bayesian network models. *Reliability Engineering & System Safety*, Special Sections: Reliability and Safety Certification of Software-Intensive Systems 158, 117–129. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2016.10.010>

ANNEXES

Travaux de recherche publiés

Publications internationales

1. **Bougofa, M**, Bouafia, A, Bellaouar, A, 2020. Availability Assessment of Complex Systems under Parameter Uncertainty using Dynamic Evidential Networks. *International Journal of Performability Engineering* 16, 510. <https://doi.org/10.23940/ijpe.20.04.p2.510519>
2. **Bougofa, M**, Taleb-Berrouane, M, Bouafia, A, Baziz, A, Kharzi, R, Bellaouar, A, 2021. Dynamic availability analysis using dynamic Bayesian and evidential networks. *Process Safety and Environmental Protection* 153, 486–499. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2021.07.003>
3. **Bougofa, M**, Bouafia, A, Baziz, A, Aberkane S, Kharzi, R, Bellaouar, A, 2021. Risk analysis-based reliability assessment approach under epistemic uncertainty using a dynamic evidential network. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* 896 (2021) 012035. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/896/1/012035>

Communications internationales

1. **M. Bougofa**, A. Bouafia and A. Bellaouar, “Safety Risk Modeling of Process Systems Using Bayesian Network”, *International seminar in industrial engineering and applied mathematics, Skikda*, 23-24 October 2018. ISBN: 978-9931-9447-2-0
2. **M. Bougofa**, A. Bouafia and A. Bellaouar, “Reliability Modeling by Dynamic Evidential Network under Parameter Uncertainty and Common Cause Failure,” *The 3rd International conference on electromechanical engineering, Skikda*, 21-22 November 2018. ISBN: 978-9931-9447-4-4
3. **M. Bougofa**, A. Bouafia and A. Bellaouar, “Complex System Availability Assessment under Parameter Uncertainty by Dynamic Evidential Networks”, in international conference on artificial intelligence and its applications, EL-oued, 4-5 December 2018
4. **M. Bougofa**, K. Bilal, A. Baziz, A. Bouafia and A. Bellaouar, “Application of Bayesian network in risk assessment of process systems”, *the 5th international conference on energy, materials, applied energetics and pollution, Constantine*, October 22-24, 2019

Communication nationale

1. **M. Bougofa**, A. Bouafia and A. Bellaouar, “Complex System Reliability by Dynamic Bayesian Network”, *Conférence nationale sur les risques industriels et environnement, Skikda*, Octobre 17-18, 2018

Availability Assessment of Complex Systems under Parameter Uncertainty using Dynamic Evidential Networks

Mohammed Bougofa^{a,*}, Abderraouf Bouafia^b, and Ahmed Bellaouar^a

^aTransport Engineering and Environment Laboratory, Frères Mentouri Constantine 1 University, Constantine, 25000, Algeria

^bChemical Engineering and Environment Laboratory, Skikda, University, Skikda, 21000, Algeria

Abstract

In many dynamic complex systems, the insufficiency of data makes components state probability estimation more difficult in most cases. This paper presents a new approach for evaluating complex system availability under epistemic uncertainties, based on a combination of the Dempster-Shafer Theory (DST) and a dynamic Bayesian network (DBN). This combination is called a dynamic evidential network (DEN). DST is well known for its utility and purpose to express uncertain experts' judgments about components state beliefs for treating epistemic uncertainty. In addition, the dynamic evidential network makes it possible to propagate this uncertainty while taking into consideration dynamic evolution and the dependency between components using conditional mass tables. Finally, a case study is presented as a validation of this approach.

Keywords: complex system; availability; dynamic evidential network; evidence theory; epistemic uncertainty

(Submitted on February 8, 2020; Revised on March 12, 2020; Accepted on April 5, 2020)

© 2020 Totem Publisher, Inc. All rights reserved.

1. Introduction

In the last century, engineers have faced great complications related to the growing complexity of technologies, design methods, processes, production systems, and maintenance. To design systems with high quality performance and safety requires high reliability and availability values. More probabilistic approaches were developed for analyzing complex system reliability, such as fault tree analysis (FTA) [1], Markov chain (MC) [2], Petri nets (PN) [3], Bayesian networks (BN) [4], and Monte Carlo simulation (MCS) [5]. Most of these tools were developed to treat aleatory and epistemic uncertainties by including a variety of theories such as possibility theory, evidence theory, and fuzzy set theory [6-7].

BN is a powerful tool for modelling multi state systems and provides effective assistance to estimate system performance under different dependencies between components with subjectivist or frequentist points of view [7]. Many authors have used BN to assess the reliability and availability of complex systems and applied different approaches. Bobbio et al. [8] explained the implementation of BN to construct FTA for reliability analysis. Montani et al. [9] proposed a resolution of dynamic FTA by using dynamic BN to study system failure probability and took into account dependency in fault events using the RADYBAN tool. In [7, 10], the authors proposed an effective tool called evidential network (EN), which is a combination between the evidence theory and BN to assess non-repairable system reliability under epistemic uncertainty. In [11], the authors applied hybrid Bayesian networks (HBN) to assess renewable system availability using dynamically discretizing algorithms for all continuous variables (like time to repair, programmed preventive maintenance times, and delays) that have influences on the availability assessment. However, most of the proposed studies ignored the availability assessment under epistemic uncertainty.

In this paper, the study in question is based on dynamic evidential networks to model complex system availability. The first section is reserved for the basics of evidence theory. The second section shows how to build a dynamic evidential network from FTA, and the last section presents an application example.

* Corresponding author.

E-mail address: mohamed.bogoffa@umc.edu.dz



ELSEVIER

Contents lists available at ScienceDirect

Process Safety and Environmental Protection

journal homepage: www.elsevier.com/locate/psepICHEME
INTERNATIONAL
CONFEDERATION
OF CHEMICAL
ENGINEERS

Dynamic availability analysis using dynamic Bayesian and evidential networks



Mohammed Bougofa^a, Mohammed Taleb-Berrouane^{b,*}, Abderraouf Bouafia^{c,d},
Amin Baziz^a, Rabeh Kharzi^a, Ahmed Bellaouar^a

^a Laboratoire ingénierie des transports et environnement, Université des Frères Mentouri, Constantine, Algeria

^b Centre for Risk, Integrity and Safety Engineering (C-RISE), Faculty of Engineering and Applied Science, Memorial University of Newfoundland, St. John's, NL, A1B 3X5, Canada

^c Laboratoire de génie chimique et environnement de Skikda, université de 20 aout 1956, Skikda, Algeria

^d Laboratoire MSME, université Gustave Eiffel, Marne la Vallée, Paris, France

ARTICLE INFO

Article history:

Received 12 February 2021

Received in revised form 28 June 2021

Accepted 1 July 2021

Available online 8 July 2021

Keywords:

Evidence theory

Evidential network

Common cause failure

Parameter uncertainty

Dempster-Shafer theory

Availability

ABSTRACT

The probabilistic modelling is widely used in engineering practices, especially for assessing the safety and reliability of complex systems. Dynamic evidential network (DEN) can efficiently deal with epistemic uncertainty based on Dempster-Shafer theory. This work proposes an extended discrete-time DEN model along with an extensive review of its applications in engineering. The proposed model combines the Dempster-Shafer theory, used for handling epistemic uncertainty across a new state-space reconstruction of components, and the dynamic Bayesian network is used for multi-state system reliability. The model application is demonstrated on a real case study from the aviation field. The application quantifies reliability and availability parameters that help to prioritize maintenance activities and avoid failures of complex redundant systems. The proposed model can serve as a tool to assess the reliability and availability of industrial systems suffering from parameter uncertainty and common cause failures.

© 2021 Institution of Chemical Engineers. Published by Elsevier B.V. All rights reserved.

1. Introduction

Large-scale industrial systems consist of several subsystems and components. These industrial systems were first introduced and called multi-state system (MSS) by (Barlow and Wu (1978)). Their subsystems and components have complex internal structures with different performance and degradation levels. The MSS widely exist in different industries, such as the electrical power plant (Massim et al., 2006), gas and oil (Elusakin and Shafiee, 2020), nuclear power plant (Mohammadhasani and Pirouzmand, 2020), and aerospace industry (Zhao et al., 2020). For higher performances and safe operations, systems require high reliability and availability. Several methods and approaches are used to assess reliability (Yingkui and Jing, 2012; Andrews, 2009) of complex system, including fault tree analysis (FTA) (Taleb-Berrouane and Lounis, 2016; Kabir et al., 2019), Markov chain (MC) (Bouissou and Bon, 2003; Piriou et al., 2017), Petri nets (PN), (Mohammed and Faisal, 2019; Kamil et al., 2019; Mohammed et al., 2019; Taleb-Berrouane et al., 2016), Monte

Carlo simulation (MCS), (Taleb-Berrouane et al., 2020; Seghier et al., 2021; Taleb-Berrouane et al., 2018a; Syed and Lawryshyn, 2020), and universal generating function (UGF). (Mi et al., 2015; Ding and Lisnianski, 2008; Li and Zio, 2012; Qiu and Ming, 2020). Most of these methods were developed to treat aleatory and epistemic uncertainties by including various theories such as possibility theory, evidence theory, and fuzzy set theory. (Wang et al., 2019; Xiao et al., 2012; Wei et al., 2012),

The MSS's reliability assessment requires further improvement to consider new and various characters since systems are becoming more complex. For example, it has to consider dynamic behavior, the mechanism of failure, dependency, multiple life distribution and uncertainty. Uncertainty handling is one of the most critical challenges in reliability engineering. (Kang et al., 2016) The uncertainty is divided into aleatory uncertainty and epistemic uncertainty (Rausand and Haugen, 2020). Epistemic uncertainty is related to the degree of belief in the model (i.e. state of mind). It arises from a lack of data or knowledge and imperfect information about the system or process being modeled. According to the uncertainty sources, the model parameter uncertainty can be quantified by the epistemic uncertainty. Bayesian network (Weber et al., 2012; Taleb-Berrouane et al., 2018b) (BN) and MCS are used to

* Corresponding author.

E-mail address: m.talebberrouane@mun.ca (M. Taleb-Berrouane).

