HAL
open science

Définition d'une fonction de pronostic des systèmes techniques multi composants prenant en compte les incertitudes à partir des pronostics de leurs composants

Esteban Adolfo Le Maitre Gonzalez

To cite this version:

Esteban Adolfo Le Maitre Gonzalez. Définition d'une fonction de pronostic des systèmes techniques multi composants prenant en compte les incertitudes à partir des pronostics de leurs composants. Autre. Institut National Polytechnique de Toulouse - INPT, 2019. Français. NNT : 2019INPT0012 . tel-04160628

HAL Id: tel-04160628

https://theses.hal.science/tel-04160628

Submitted on 12 Jul 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Institut National Polytechnique de Toulouse (Toulouse INP)

Discipline ou spécialité :

Genie industriel

Présentée et soutenue par :

M. ESTEBAN ADOLFO LE MAITRE GONZALEZ

le jeudi 24 janvier 2019

Titre :

Définition d'une fonction de pronostic des systèmes techniques multi composants prenant en compte les incertitudes à partir des pronostics de leurs composants

---

Ecole doctorale :

Systèmes (Systèmes)

Unité de recherche :

Laboratoire de Génie de Productions de l'ENIT (E.N.I.T-L.G.P.)

Directeur(s) de Thèse :

M. BERNARD ARCHIMEDE

M. XAVIER DESFORGES

Rapporteurs :

M. ERIC DUVIELLA, IMT LILLE DOUAI

Mme ZINEB SIMEU ABAZI, UNIVERSITE GRENOBLE 1

Membre(s) du jury :

M. YVES DUCQ, UNIVERSITÉ DE BORDEAUX, Président

M. BERNARD ARCHIMEDE, ECOLE NATIONALE D'INGENIEUR DE TARBES, Membre

M. KAMAL MEDJAHER, ECOLE NATIONALE D'INGENIEUR DE TARBES, Membre

M. XAVIER DESFORGES, ECOLE NATIONALE D'INGENIEUR DE TARBES, Membre

Remerciements

Je tiens à remercier en premier lieu mes deux encadrants.

Bernard ARCHIMEDE, dont j'ai eu l'honneur d'être le doctorant, bien sûr pour avoir accepté de diriger ce travail de thèse mais aussi pour le soutien solide qu'il m'a apporté depuis le premier jour et pour le temps qu'il y a consacré malgré des responsabilités importantes.

Xavier DESFORGES pour l'énergie et l'enthousiasme communicatifs qu'il sait partager comme sa connaissance précise du domaine du pronostic. Ces conseils ont toujours été de première importance.

Ce travail n'aurait pas été possible sans leur aide.

Je tiens aussi à remercier Jean-Yves FOURQUET pour la confiance qu'il m'a accordée en me mettant en relation avec Bernard ARCHIMEDE, anticipant une collaboration fructueuse.

Mes remerciements s'adressent également avec force aux membres du jury, Zineb SIMEU ABAZI, Eric DUVIELLA pour avoir accepté d'évaluer ce travail de thèse décrit dans ce manuscrit, mais aussi à Yves DUCQ et Kamal MEDJAHER pour avoir accepté d'examiner mon travail.

Je remercie pour leur support l'Instituto Tecnológico de Costa Rica (ITCR), le Consejo Nacional para Investigaciones Científicas y Tecnológicas (CONICIT), Campus France et l'Institut Français d'Amérique Centrale (IFAC).

J'adresse également mes remerciements ainsi que tous les membres de l'École Nationale d'Ingénieurs de Tarbes (ENIT), du Laboratoire Génie de Production (LGP) et de l'équipe Décision et Interopérabilité pour la Dynamique des Systèmes (DIDS) procure aux doctorants qu'elle encadre un accueil exemplaire et des échanges toujours stimulants. Les chercheurs titulaires, comme mes collègues doctorants, ont tous tenu un rôle important durant cette thèse. Qu'ils en soient remerciés et pour n'en citer que quelques-uns Eliane CASTA, Alberto BENITEZ, Philippe FILLATREAU, Mourad BENOUSSAAD, Bernard KAMSU, Danielle BARTHARES, Pascale CHIRON, Hedi KARRAY…et un merci spécial à Luis MARTÍNEZ ARCONADA pour son travail et ses paroles de secours.

Enfin, au moment où cette aventure s'achève, je remercie pour leur soutien indéfectible et l'affection que nous partageons à tous mes collègues de TEC, à mon père Gilberth et ma mère Deyanira, mes frères et sœurs, ma famille, mes amis … Et aux premières loges des heures passées devant ma table de travail, mon épouse Daisy et au plus beau cadeau : mes enfants Isabella et Isaias.

Résumé

Face au défi des entreprises pour le maintien de leurs équipements au maximum de leur fiabilité, de leur disponibilité, de leur rentabilité et de leur sécurité au coût de maintenance minimum, des stratégies de maintenance telles que le CBM et le PHM ont été développées. Pour mettre en œuvre ces stratégies, comme pour la planification des activités de production il est nécessaire de connaître l'aptitude des systèmes à réaliser les futures tâches afin de réaliser le séquencement des opérations de production et de maintenance.

Cette thèse présente les éléments d'une fonction générique qui évalue la capacité des systèmes techniques multi-composants à exécuter les tâches de production de biens ou de services assignées. Ce manuscrit présente une proposition de modélisation de systèmes techniques multi-composants représentant les différentes entités qui les composent, leurs états et leurs relations. Plusieurs types d'entités ont été identifiés. Pour chacun d'eux, des inférences sont proposées pour définir à l'intérieur du système l'aptitude de l'entité à accomplir les futures tâches de production à partir des évaluations de son état présent et futur et des évaluations des états présents et futurs des autres entités avec lesquelles elle est en relation.

Ces évaluations des états présents et futurs sont basées sur l'exploitation de pronostics locaux des composants. Ces pronostics sont des prévisions qui intrinsèquement comportent des incertitudes pouvant être aléatoires ou épistémiques. La fonction proposée et les inférences prennent en compte ces deux formes d'incertitudes. Pour cela, les traitements et la fonction proposée exploite des éléments de la théorie de Dempster-Shafer. La modélisation des systèmes multi-composants pouvant être représentée sous la forme de graphes dont les états des nœuds dépendent de données comportant des incertitudes, des éléments des réseaux bayésiens sont également utilisés. Cette fonction fournit des indicateurs, sur l'aptitude de chaque entité du système à accomplir les futures tâches de production mais aussi indique les composants nécessitant une intervention afin d'améliorer cette aptitude.

Ainsi, ces indicateurs constituent les éléments d'aide à la décision pour la planification des opérations de maintenance de façon conditionnelle et préventive, mais aussi pour la planification des opérations de production.

Mots-clés : Pronostic de composants, Systèmes techniques multi-composants, CBM, PHM, Théorie de Dempster Shafer, Réseaux bayésiens.

Abstract

One major challenge of companies consists in maintaining their technical production resources at the maximum level of reliability, availability, profitability and safety for a minimum maintenance cost, maintenance strategies such as CBM and PHM have been developed. To implement these strategies, as with production activity planning, it is necessary to know the ability of systems to perform future tasks to order production and maintenance operations.

This thesis presents the generic function that evaluates the ability of multi-component technical systems to perform the production tasks of goods or services. This manuscript presents a proposal for the modelling of multi-component technical systems representing the different entities that compose them, their states and their relationships. Several types of entities have been identified. For each of them, inferences are proposed to define within the system the entity's ability to perform future production tasks based on its own assessment of its present and future state and the assessments of the present and future states of the other entities with which it is involved.

These assessments of present and future states are based on the use of local prognoses of components. These prognoses are predictions that inherently involve uncertainties that may be aleatory or epistemic. The proposed function and inferences take into account these two kinds of uncertainty. To do this, the inferences and the proposed function uses elements of the Dempster-Shafer theory. Since the modelling of multi-component systems can be represented in the form of graphs whose node states depend on data with uncertainties, elements of Bayesian networks are also used. This function provides indicators on the ability of each system entity to perform future production tasks but also indicates the components that require maintenance to improve this ability.

Thus, these indicators constitute the elements of decision support for the planning of maintenance operations in a conditional and preventive way, but also for the planning of production tasks.

Keywords (Index Terms): Prognosis, Technical Multi-Component Systems, Multi-states, Uncertainty.

Sommaire

REMERCIEMENTS II

RESUME III

ABSTRACT IV

SOMMAIRE V

Liste des figures viii

Liste des tableaux ix

Liste des Algorithmes x

INTRODUCTION GENERALE 1

CHAPITRE 1 : PRONOSTIC DE SYSTEMES TECHNIQUES MULTI COMPOSANTS 6

1.1. Introduction 7

1.2. Systèmes Techniques Multi-Composants 8

1.2.1 Définition de STMC 8

1.2.2 Surveillance des STMC 9

1.3. Aide à la gestion de maintenance et de production 12

1.4. Pronostic et évaluation de l'état de santé 15

1.4.1 Évaluation de l'état de santé de STMC 15

1.4.2 Définition de Pronostic 20

1.5. Méthodes de pronostic 21

1.5.1 Pronostic basé sur les modèles 23

1.5.2 Pronostic basé sur les données 23

1.5.3 Pronostic basé sur l'expérience 24
1.5.4 Pronostic de système et insuffisance actuelle 25

1.6. Conclusion 27

CHAPITRE 2 : MODELE D'EVALUATION DE LA FIABILITE D'UN STMC 28

2.1. Introduction 29

2.2. Outils de modélisation de STMC 30
2.2.1 Les arbres de défaillances 30
2.2.2 Réseaux de Petri stochastiques et simulation de Monte-Carlo 31
2.2.3 Les chaînes de Markov 32
2.2.4 Les réseaux bayésiens 32

2.3. Choix d'une représentation des STMC 34

2.4. Modélisations pour analyses de la fiabilité future pour les systèmes complexes 35

2.5. Connaissances 37
2.5.1 Représentation de la connaissance structurelle 37
2.5.2 Représentation de la connaissance fonctionnelle 38
2.5.3 Représentation de la connaissance comportementale 41
2.5.3.1 Le « pattern » composant 42
2.5.3.2 Le « pattern » redondance 44
2.5.3.3 Le « pattern » fonction 45

2.6. Conclusion 46

CHAPITRE 3 : EVALUATION DES INDICATEURS D'AIDE A LA DECISION .. 48

3.1 Introduction 49

3.2 Typologie des pronostics locaux des composants 50

3.3 Cadre pour le traitement des incertitudes 55
3.3.1 Choix d'un cadre mathématique pour le traitement des incertitudes des pronostics locaux 55
3.3.2 Eléments de la théorie de Dempster Shafer 57

3.4 Traitement des pronostics locaux 59

3.5 Inférences pour les patterns 62
3.5.1 Inférences pour le « pattern » composant 63
3.5.2 Inférences pour le « pattern » redondance 66
3.5.3 Inférences pour le « pattern » fonction 69

3.6 Indicateurs pour l'aide à la décision 70

3.7 Algorithme de la fonction générique de pronostic 74
3.7.1 Algorithme 74
3.7.2 Transformations des graphes de modélisation 75

3.8 Conclusion 77

CHAPITRE 4 : APPLICATIONS 79

4.1 Introduction 80

4.2 Les blocs ARENA associés aux éléments de base 80
4.2.1 Le bloc « générateur de pronostics locaux » 81
4.2.2 « Pattern » composant 82
4.2.3 « Pattern » redondance 82
4.2.4 « Pattern» fonction 83

4.3 Validation à l'aide de cas issue de la littérature 83
4.3.1 Système pont 83
4.3.2 Système fictif 90

4.4 Étude de Cas 96
4.4.1 Fonctionnement 96
4.4.2 Modèles de simulations et conditions initiales 96
4.4.3 Résultats et interprétations 97

4.5 Conclusion 100

CONCLUSION ET PERSPECTIVES 102

1. Conclusion 103

2. Perspectives 104

BIBLIOGRAPHIE 106

Liste des figures

Figure 1. Principe de surveillance d'un composant pour l'aide à la maintenance 10

Figure 2. Initiation et évolution d'une dégradation 16

Figure 3. Evolution de l'état de santé du composant : représentation par un ensemble de caractéristiques (à gauche) et par un indicateur de santé (à droite) 16

Figure 4. Couches OSA-CBM 19

Figure 5. Architecture de système supervisée 20

Figure 6. Classification des méthodes de pronostic 22

Figure 7. Représentation BN du système 33

Figure 8. Éléments de modélisation des connaissances structurelles. 38

Figure 9. Diagramme de fiabilité d'un système avec structure série. 39

Figure 10. Diagramme de fiabilité d'un système avec structure parallèle 39

Figure 11. Représentation graphique d'une fonction et d'une redondance. 40

Figure 12. Représentation graphique de la connaissance comportementale. 42

Figure 13. a) schéma du « pattern » composant et b) diagramme états-transitions d'un composant 43

Figure 14. Diagramme états-transitions d'une redondance 45

Figure 15. Diagramme états-transitions d'une fonction 46

Figure 16. Prévisions des évolutions des dégradations 51

Figure 17. Incertitudes probabilistes associées aux pronostics de dégradation [Vachtsevanos, 2006] 52

Figure 18. PDF de la durée d'utilisation restante 53

Figure 19. Données de pronostic local fournissant une CPDF supérieure et une CPDF inférieure de défaillance 54

Figure 20. Pronostic fournissant un intervalle de confiance sur le RUL 54

Figure 21. Diagramme de fiabilité du système Pont 84

Figure 22. Diagramme avec les portes « ET » et « OU » du système pont..... 84

Figure 23. Modélisation du système pont à l'aide des « patterns »..... 86

Figure 24. Modèle de Système Pont réalisé avec les blocs logiciel ARENA 88

Figure 25. Diagramme de fiabilité du système Kamat Riley 89

Figure 26. Diagramme de fiabilité du système Redondance 2/3..... 89

Figure 27. Diagramme de fiabilité du système fictif des [Desforges, 2017]..... 91

Figure 28. Modèle de fiabilité du système avec système fictif 92

Figure 29. Graphes de modélisation du système fictif après les transformations de graphe..... 93

Liste des tableaux

Tableau 1. Grille d'inférence généralisée 63

Tableau 2. Grille d'inférence pour les composants ayant plus d'un pronostic local 64

Tableau 3. Grille d'inférence pour considérer l'impact des entités dont le composant dépend ... 65

Tableau 4. Grille d'inférence pour considérer la deuxième entité d'une redondance $\boldsymbol{R1}$ 67

Tableau 5. Grille d'inférence pour considérer les autres entités d'une redondance $\boldsymbol{R1}$ 67

Tableau 6. Extrait de la grille d'inférence pour une redondance 2/4..... 69

Tableau 7. Grille d'inférence pour considérer les entités contribuant à une fonction 70

Tableau 8. Les blocs de modélisation d'ARENA. 81

Tableau 9. Équivalences entre éléments de diagrammes avec portes logiques, les « patterns » et les blocs ARENA. 85

Tableau 10. Valeurs de croyance quel que soit le composant 87

Tableau 11. Valeurs obtenues pour le système pont complet dans chaque scénario 88

Tableau 12. Valeurs de croyance quel que soit le composant 94

Tableau 13. Valeurs obtenues pour le système fictif dans chaque scénario. 95

Tableau 14. Structures de croyance des pronostics locaux des composants pour les scénarios ... 97

Tableau 15. Valeurs des indicateurs pour l'aide à la décision du composant C24 dans le scénario 1..... 98

Tableau 16. Valeurs des indicateurs pour l'aide à la décision de la fonction F_1^{ct} dans le scénario 1 98

Tableau 17. Valeurs des indicateurs pour l'aide à la décision de la redondance R_2^1 dans le scénario 1 98

Tableau 18. Valeurs obtenues pour les scénarios simulés pour le système fictif 99

Liste des algorithmes

Algorithme 1: Algorithme de calcul de $\boldsymbol{BetP_{max}^{Ek}(F)}$ et $\boldsymbol{id^{Ek}}$ pour une entité $\boldsymbol{Ex}$ qui est un composant 73

Algorithme 2: Algorithme de calcul de $\boldsymbol{BetP_{max}^{Ek}(F)}$ et $\boldsymbol{id^{Ek}}$ pour une entité $\boldsymbol{Ex}$ qui est une fonction ou une redondance 73

Algorithme 3 : Algorithme de la fonction générique de pronostic 74

Introduction Générale

Les besoins du marché de la consommation incitent les entreprises à investir dans des systèmes techniques afin d'obtenir les biens et services demandés. Dans ce contexte une grande importance est accordée à la fiabilité, à la productivité et à la rentabilité pour rendre les entreprises plus compétitives [Desforges, 2017]. Par conséquent, les entreprises investissent dans des équipements techniques de productions de biens ou de services, selon leur secteur d'activités, de plus en plus complexes et coûteux. Le principal défi est de maintenir ces équipements au maximum de leur fiabilité, disponibilité, rentabilité et sécurité pour coût minimum [Tobon-Mejia, 2010 ; Brahimi, 2016].

Par conséquent, les entreprises effectuent des actions de maintenance corrective et préventive pour atteindre ces objectifs, en adoptant les stratégies de maintenance les plus appropriées [Tobon-Mejia, 2010], par la mise en œuvre des concepts de Maintenance Conditionnelle (CBM – Condition Based Maintenance) [Jardine, 2006] et de PHM (Prognostics and Health Management) [Jardine, 2006 ; Scarf, 2007 ; Julka, 2011 ; Derigny, 2012] de gestion de maintenance.

Ces stratégies permettent de gérer la maintenance de ces systèmes en planifiant des interventions de réparation, de remplacement ou d'entretien des composants en fonction de leur « état de santé » actuel ou futur. La maintenance corrective prend des mesures de maintenance après avoir détecté la défaillance du composant [Boulenger, 2008 ; El Koujok, 2010 ; HoShina, 2015], ce qui implique un arrêt soudain et imprévu [Diévart, 2010] mais surtout l'indisponibilité du système qui s'étend de l'apparition de la défaillance à la fin de l'intervention de maintenance en incluant les délais de préparation et de logistique de l'intervention. Les actions de maintenance préventive systématique sont planifiées à l'avance et exécutées selon un calendrier établi pour éviter les pannes de composants [NFE01, 2001 ; Boulenger, 2008 ; HoShina, 2015]. Les arrêts étant programmés, la préparation et la logistique de maintenance peut être effectuée en temps masqué réduisant l'immobilisation de la ressource technique. Cependant, cela peut conduire à des interventions sur des composants dont l'état est encore satisfaisant [Goh, 2006].

Le CBM utilise les données recueillies au cours de l'exploitation d'un ou de plusieurs composants critiques pris isolément dans le système pour déterminer leur état actuel en termes de dégradation et, selon cet état, des mesures de maintenance nécessaires sont entreprises [NFE01, 2001 ; Jardine, 2006 ; Boulenger, 2008 ; Belkacem, 2017]. Le PHM enrichit le CBM par une évaluation de la durée de vie utile résiduelle (RUL – Remaining Useful Lifetime) des composants de machines [Scarf, 2007 ; Le

Son, 2013] correspondant à la durée d'utilisation d'un composant avant d'atteindre un niveau de dégradation au-delà duquel le risque de défaillance est trop élevé [Vachtsevanos, 2006]. Cependant, les RUL sont déterminés à partir de méthodes de prévision et comportent donc de l'incertitude dont les origines peuvent être multiples [Orchard, 2008 ; Coppe, 2009 ; Sankaraman, 2009], et ne sont pas toujours pris en compte dans les actions de maintenance.

Afin d'évaluer l'état de santé d'un Système Technique Muli-Composant (STMC), il est nécessaire d'utiliser les informations concernant le diagnostic et le pronostic des composants du système. Ces informations, et plus particulièrement celles liées au pronostic, sont imprécises, voire incertaines, car elles reposent sur des techniques de prévision utilisant des mesures qui peuvent comprendre de l'incertitude mais aussi subir des défaillances dans leur chaîne d'élaboration. Par conséquent, l'évaluation de l'état de santé que nous présentons dans ce manuscrit prend en compte le traitement de ces imprécisions et incertitudes.

Depuis l'Antiquité, l'être humain a ressenti le besoin de représenter une information imparfaite (imprécise, incertaine,...). Par exemple, Aristote (vers 350 av. J.-C.) fait des déclarations telles que « si un événement est nécessaire, c'est parce que son contraire est impossible ». Ce n'est qu'avec l'émergence des théories de l'incertitude que ce type d'affirmation a été formalisé mathématiquement [Samet, 2011].

Historiquement, l'émergence des théories de l'incertitude remonte au XVIIe siècle avec la théorie des probabilités [Jacod, 2003] et ce n'est qu'à partir de la seconde moitié du XXe siècle que des théories qui ne sont plus directement liées à la probabilité apparaissent. Ainsi, en 1965, Zadeh introduit la théorie des ensembles [Zadeh, 1965], puis la théorie des possibilités en 1978 [Zadeh, 1978]. En 1967, Dempster [Dempster, 1967] a présenté la théorie des fonctions de croyance (theory of evidence), qui a été reprise et formalisée par Shafer [Shafer, 1976].

Des éléments de ces théories sont utilisés pour l'évaluation de l'aptitude d'un STMC à accomplir des tâches futures que nous présentons dans ce manuscrit ainsi que celle des entités qui le compose. Cette évaluation a pour but de fournir des indicateurs pour l'aide à la décision en gestion de production mais aussi en gestion de maintenance.

L'évaluation de l'état de santé future des composants est la clé de voûte du PHM. Elle consiste, par l'intermédiaire de pronostics locaux, à prédire l'évolution des dégradations des composants en fonction des engagements passés mais aussi des sollicitations qu'exerceront les futures tâches de production pour en définir le RUL. Cependant, de nombreux systèmes intègrent un très grand nombre de composants organisés de sorte à mettre en œuvre, des fonctions techniques, des services et des sous-systèmes qui constituent le STMC conçu et réalisé dans un but spécifique [Kempowsky, 2004 ; Ribot, 2008 ; Desforges, 2017]. Afin d'avoir une évaluation de l'aptitude d'un STMC à accomplir des tâches

de production futures, il est alors nécessaire d'exploiter les approches de pronostic développées pour des composants [Lee, 2006 ; Kobbacy, 2008 ; Dievart, 2010 ; El Koujok, 2010 ; Voisin, 2010 ; Nguyen, 2015a ; Desforges, 2017], dont les informations doivent être exploitées pour la détermination de l'aptitude des entités du STMC (composants, fonctions, sous-systèmes) dont le bon fonctionnement est nécessaire à un accomplissement de qualité de ces tâches [Roemer, 2007 ; Kunze et Raab, 2012 ; Medjaher, 2014 ; Ribot, 2014 ; Desforges, 2017]. Dans le cas où cette aptitude serait insuffisante, il est également primordial pour la gestion de la maintenance de savoir quels composants doivent être entretenus, réparés ou remplacés afin d'organiser les interventions de maintenance et de planifier les les arrêts du STMC.

Peu d'articles proposent des méthodes ou techniques pour évaluer l'aptitude d'un STMC à accomplir les tâches futures en fonction de l'information provenant des pronostics locaux de ces composants. De nombreuses études mentionnées dans [Desforges, 2017] se concentrent principalement sur l'évaluation du RUL des composants et non de système (par exemple, roulements à billes, trains d'engrenages, pantographes, systèmes de freinage, batteries, etc.) [Ferreiro, 2012 ; Le Son, 2013]. Les RUL sont alors considérés comme des indicateurs d'aide à la décision pouvant tenir compte de l'incertitude aléatoire et/ou épistémique ou encore de la sévérité des sollicitations dues aux futures tâches de production.

Cependant, la mise en œuvre du CBM et du PHM nécessite également une évaluation de l'état de santé de l'ensemble du système, ainsi que des éléments d'aide à la décision pour la planification de la maintenance [Lee, 2006 ; Voisin, 2010 ; Le Son, 2013] et l'ordonnancement de la production, qui devraient être réalisés conjointement [Coudert, 2002].

Les modèles d'évaluation de l'état de santé d'un système sont conçus pour un état de défaillance spécifique d'un composant, sans tenir compte de ses différents états ou de l'interaction avec d'autres composants ou structures du système [Hu, 2012] comme la perte de redondance, la mise hors service,… [Desforges, 2017]. Parmi les méthodes et techniques détaillées dans la littérature, nombreuses sont celles qui présentent des résultats dans lesquelles apparaissent des éléments d'information relatifs à l'incertitude aléatoire voire épistémique dans les pronostics de composants. Par conséquent, l'évaluation de l'aptitude d'un STMC à accomplir les futures tâches de production doit traiter ces incertitudes [Ferreiro, 2012].

L'objectif de ce travail de thèse est la définition d'une fonction de pronostic des systèmes techniques complexes prenant en compte les incertitudes à partir des pronostics locaux de leurs composants. Les travaux proposés dans ce manuscrit sont donc consacrés à la définition d'une modélisation des STMC représentant les différentes entités et les relations entre elles afin d'adapter la fonction au système dont

elle doit effectuer le pronostic. Cette fonction fait appel à des inférences définies pour différentes entités identifiées dans les STMC et consiste en un algorithme général qui, à partir des pronostics locaux, permet de fournir des indicateurs pour l'aide à la décision en vue d'une planification conjointe de la production et de la maintenance. La fonction établit ces indicateurs pour chaque entité du STMC. Ainsi, les décideurs peuvent sélectionner les indicateurs relatifs aux entités dont le bon fonctionnement est nécessaire au bon déroulement des tâches de production qui peuvent changer d'une tâche à une autre. Pour chacune des entités, la fonction indique également le composant devant subir une opération de maintenance afin d'en améliorer au mieux l'aptitude à accomplir les futures tâches de production. La fonction proposée permet, grâce aux indicateurs qu'elle produit, de mettre en œuvre des politiques de maintenance comme le CBM et le PHM, qui visent à améliorer la disponibilité des STMC [Jardine, 2006 ; Scarf, 2007].

Le manuscrit est ainsi organisé en quatre chapitres. Le premier chapitre présente l'état de l'art de la recherche sur le pronostic des systèmes, l'évaluation de leur santé exprimée dans le cadre du CBM et du PHM, les moyens d'effectuer le pronostic, notamment ceux dont l'objectif est l'estimation du RUL de composants. Cet état de l'art met en évidence que, malgré les nombreuses recherches dans les bases de références bibliographiques, peu d'articles traitent de la façon d'évaluer l'aptitude de STMC à accomplir de futures tâches de production sur la base des informations provenant des pronostics locaux des composants justifiant ainsi l'intérêt des travaux exposés dans ce manuscrit.

Pour mettre en œuvre la fonction générique proposée, le deuxième chapitre est consacré à la définition d'un formalisme pour modéliser les STMC. Ce formalisme permet d'adapter la fonction à chaque système donné. La modélisation proposée permet de représenter les différentes entités et les relations entre elles, ainsi que pour chaque entité, ses états et les relations entre eux. Cette modélisation est basée sur le constat que l'évaluation de la capacité d'un STMC à exécuter des futures tâches de production correspond à une évaluation de sa future fiabilité. Bien qu'ils ne permettent pas de prendre en compte l'incertitude épistémique pouvant être associée aux pronostics locaux, les réseaux bayésiens (BN) ont retenu notre intérêt pour différentes raisons exposées dans ce chapitre parmi les différentes méthodes permettant d'effectuer l'évaluation de la fiabilité de systèmes.

Le troisième chapitre présente la fonction générique permettant d'évaluer l'aptitude d'un STMC à accomplir des tâches de production futures. Cette fonction, adaptée au STMC par son modèle, admet en entrée les pronostics locaux de ses composants. Étant donné que ces pronostics comportent des incertitudes aléatoires et épistémiques, une brève analyse des théories qui traitent de ces incertitudes dans les données est présentée. La Théorie de Dempster-Shafer (TDS) nous a semblé offrir un cadre pertinent pour définir les traitements nécessaires à la fonction générique visée. Des éléments de cette théorie sont brièvement présentés. L'évaluation réalisée par la fonction est effectuée en plusieurs

étapes : la transformation des données résultant des pronostics des composants en données compatibles avec la TDS, l'application des inférences correspondant aux types d'entités identifiés et la génération d'indicateurs pour l'aide à la décision pour la planification conjointe de la production et de la maintenance. Les inférences proposées pour les différents types d'entités sont définies par une « hybridation » entre les réseaux bayésiens et TDS.

Le quatrième et dernier chapitre est consacré, dans un premier temps, à la validation de la Fonction Générique de Pronostic (FGP) proposée permettant d'évaluer l'aptitude d'un STMC à accomplir des tâches de production futures. Pour cela, le logiciel ARENA a été utilisé dans lequel des blocs ont été définis pour chaque type d'entités identifié pouvant composer un STMC. Des modèles issus de la littérature ont été représentés afin de comparer les résultats produits par la FGP et ceux associés aux modèles de la littérature ayant servi de benchmark. Dans un second temps, des scénarios simulant un système fictif, sont présentés dans le but de fournir des exemples dont les indicateurs produits par la FGP peuvent être utilisés dans le cadre d'une planification conjointe de la production et de la maintenance.

En conclusion, le domaine d'étude est rappelé et un bilan sur la fonction de pronostic générique permettant d'évaluer l'aptitude d'un STMC à accomplir des tâches de production futures à partir des pronostics locaux de ses composants est effectué. Ce bilan conduit à des perspectives de développement dont, par exemple, d'autres types d'entités composant les STMC pour lesquels des inférences devront être définies.

Chapitre 1 : Pronostic de Systèmes Techniques Multi Composants

1.1. Introduction

L'objectif de ce premier chapitre est de présenter les enjeux de l'évaluation de l'état de santé d'un système, en prenant en considération les informations fournies par les pronostics locaux de ses composants, et de positionner les travaux présentés dans ce manuscrit vis-à-vis de développements déjà réalisés dans ce domaine.

Dans ce chapitre, nous établissons un état de l'art du pronostic après avoir présenté les Systèmes Techniques Multi-Composants (STMC), nous délimitons la classe des STMC et présentons les besoins relatifs à la conduite des STMC, la planification de tâches de production de biens ou de services sur ces systèmes, la gestion de maintenance et plus particulièrement le CBM (Condition Based Maintenance) et de PHM (Prognostics and Health Management), et les moyens de surveillance qui doivent être mis en œuvre pour pouvoir appliquer ces deux politiques de gestion de maintenance.

Nous exprimons les attentes d'une aide à la décision pour la maintenance conditionnelle et la planification de la production sur des STMC. Ensuite, la problématique du maintien en condition opérationnelle et de l'évaluation de l'état de santé des STMC est présentée.

Nous présentons ensuite les méthodes permettant d'évaluer l'état de santé d'un système. Nous introduisons la notion de pronostic local de composant et précisons en quoi elle consiste. Des méthodes de pronostic sont présentées pour parvenir à une évaluation de l'état de santé des STMC et nous indiquons en quoi les pronostics peuvent fournir de l'information contribuant à l'aide à la décision en gestion de maintenance et de production.

Nous détaillons ensuite la nature des informations produites par les pronostics locaux de composants. La notion de durée de vie utile résiduelle (Remaining Useful Life – RUL) est précisée. Comme il est difficile d'associer le RUL d'un STMC au RUL d'un seul de ces composants, il est nécessaire de définir une méthode permettant, à partir de pronostics locaux, d'évaluer l'aptitude d'un STMC à accomplir des tâches de production futures et de déterminer les interventions de maintenance devant être conduites pour pouvoir les accomplir. A notre connaissance, très peu de travaux traitent de ce type d'évaluation. Nous en discutons les points forts et les points faibles justifiant ainsi l'intérêt pour les développements présentés dans ce manuscrit consacrés à la définition d'une fonction de pronostic des STMC à partir des pronostics de leurs composants prenant en compte les incertitudes. Cette fonction consiste en une évaluation de l'aptitude d'un STMC à accomplir des tâches de production futures et en la détermination des interventions de maintenance devant être conduites pour pouvoir les accomplir.

1.2. Systèmes Techniques Multi-Composants

Les besoins du marché de la consommation incitent les entreprises à investir dans des systèmes techniques de production afin d'obtenir les biens et services demandés. Dans ce contexte une grande importance est accordée à la fiabilité, à la productivité et à la rentabilité pour rendre les entreprises plus compétitives [Desforges, 2017]. De même, la transformation profonde de l'industrie accroît l'importance accordée à la fiabilité, à la productivité et à la rentabilité pour que les entreprises deviennent plus compétitives et flexibles. Par conséquent, l'un des principaux défis pour les entreprises est de maintenir leurs équipements au maximum de leur fiabilité, disponibilité, rentabilité et sécurité pour des coûts de maintenance les plus faibles [Tobon-Mejia, 2010 ; Brahimi, 2016].

La réduction des coûts de maintenance conduit les entreprises à adopter des stratégies de maintenance appropriées [Tobon-Mejia, 2010], mettant généralement en œuvre les concepts de Maintenance Conditionnelle CBM et PHM [Jardine, 2006 ; Scarf, 2007 ; Julka, 2011 ; Gucik-Derigny, 2012].

Nous présentons donc les systèmes techniques qui font partie de ressources ou équipements de production de biens ou de service et les surveillances qui sont mises en œuvre sur ces systèmes concourant à l'optimisation de leur maintenance.

1.2.1 Définition de STMC

De nombreuses définitions sont proposées dans la littérature pour les systèmes techniques voire les systèmes complexes. Dans notre contexte, nous considérons un système tel qu'il peut être défini en ingénierie des systèmes en excluant le fait que des opérateurs humains soient considérés comme des composants du système. Nous considérons ici les opérateurs humains comme faisant parti de l'environnement du système avec lequel il interagit. Un système est composé de multiples entités ayant différentes propriétés, reliées entre elles de manière organisée, formant des structures différentes, chacune avec une fonction spécifique mais toutes avec un objectif commun assimilé à une fonction globale selon des critères prédéfinis de performance, de fiabilité et de sécurité [Murthy et Krishnamurthy, 2009]. Par conséquent, cette information sur l'organisation du système produite lors de sa phase de conception peut être capturée afin d'évaluer des indicateurs sur son état de santé.

D'autre part, les composants d'un système technique peuvent ou non interagir entre eux, avec les humains et leur environnement [Zio, 2009]. Comme le comportement futur des humains et de l'ensemble de l'environnement d'un système technique est très difficile à prévoir [Nguyen, 2015a ;

Nguyen, 2015b], ceci justifie le fait que les opérateurs humains ne soient pas considérés comme des composants du système. En effet, dans le contexte de pronostic, objet des développements présentés dans ce manuscrit, l'accent est mis sur les informations techniques relatives à la disponibilité future du système et de ses composants. En fait, fournir des informations sur la disponibilité du système au côté organisationnel [Weber, 2010] constitue une information aidant la prise de décision dans les domaines de la production et de la maintenance [Desforges, 2017]. Nous préférons ici parler de STMC pour lesquels la quasi-totalité des relations entre leurs entités sont définies à partir des modèles ayant servi à leur développement par opposition aux systèmes de systèmes dans lesquels peuvent apparaître des relations ou des propriétés non prévues ou des systèmes complexes dans lesquels toutes les relations ne sont pas connues ou explicitées.

Les systèmes techniques tels que nous les avons définis sont utilisés dans de très nombreux domaines comme le transport (camions, autocars, trains, métros, avions, bateaux), la production (machines-outils), l'énergie, etc.

1.2.2 Surveillance des STMC

Au cours de leur cycle de vie les STMC présentent une défaillance[1] et même une panne[2] du fait de la dégradation[3] de leurs composants, ce qui ne leur permet pas d'assurer leur fonction requise [Gucik-Derigny, 2012].

Lorsque le système fonctionne, une surveillance est nécessaire pour surveiller l'apparition et l'évolution dynamique d'une dégradation, suivre sa tendance et prévoir sa défaillance [Lee, 2014].

---

[1] Défaillance : correspond à une cessation de l'aptitude d'une entité à accomplir des fonctions requises.

[2] Panne : est l'inaptitude d'un système à accomplir une fonction requise. Une panne résulte toujours d'une défaillance.

[3] Dégradation : est la détérioration de l'opération d'une propriété. C'est un processus d'altération causée par des changements dans les propriétés structurelles inhérentes d'un système, affectant les performances présentes et futures de manière irréversible.

Pour cela, des systèmes de surveillance sont utilisés (systèmes d'acquisition de données autonomes, réseaux de capteurs, etc.) [Nguyen, 2015a] qui établissent l'état de santé de l'équipement, évaluent la dégradation du composant ou du système, déterminent sa disponibilité et définissent les interventions appropriées permettant de maintenir ou de restaurer la fonctionnalité requise [Ribot, 2009].

La grande variété de nouveaux capteurs, fiables et intelligents, a permis l'instrumentation du processus en temps réel tout au long du cycle de vie de l'équipement, afin de collecter des informations sur l'usure, la détection des fissures de fatigue, les dommages par impact, le délaminage de matériaux composites, de corrosion, etc.

Les architectures utilisées pour surveiller et contrôler le système sont des plates-formes en réseau, supportées par les Technologies de l'Information et de la Communication (TIC), permettant l'interconnexion entre les éléments distribués et l'interface, entre le système et l'utilitaire d'aide à la décision en matière de maintenance [Dievart, 2010]. La structure prend l'information de l'environnement, de l'entrée et de la sortie du composant et fournit l'information résultante pour l'aide à la maintenance (voir Figure 1). Le traitement de ces données génère des symptômes qui contribuent au contrôle du fonctionnement des composants et à la construction d'indicateurs pour l'aide à la décision en maintenance [Dievart, 2010].

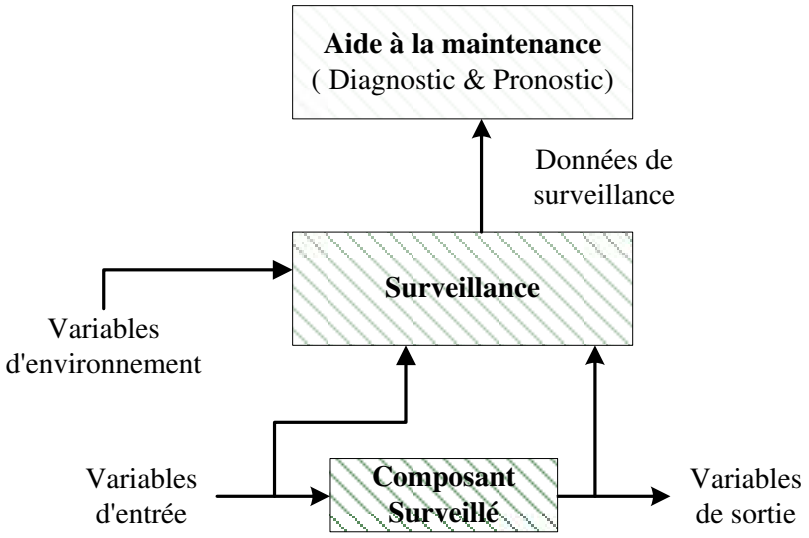


Figure 1. Principe de surveillance d'un composant pour l'aide à la maintenance

La surveillance produit une alarme successive à la détection d'un défaut ou d'une faute à partir des mesures effectuées sur le système et de leur traitement. Une faute est un changement inattendu du comportement du système. La surveillance indique les changements de comportement et les défaillances des composants du système. Lorsqu'une faute est détectée, la phase qui suit est l'isolation,

qui localise et détermine le type de défaut. A l'issue de cette phase l'isolation produit ce qui est appelé un symptôme. La phase suivante consiste à déterminer le composant qui est à l'origine du défaut. Puis, suit une phase d'identification du défaut, dont le but est de déterminer l'amplitude et le comportement du défaut dans le temps. Cet ensemble forme la fonction de diagnostic qui fournit des indicateurs sur l'état du système observé [Sikorska, 2010].

Il existe différents niveaux de surveillance des systèmes [Tinga, 2013]. Le niveau de surveillance le moins élaboré, consiste en des enregistrements de données telles que les durées de fonctionnement, les vitesses de rotation ou le nombre de démarrages ; il est assez facile à réaliser, mais fournit une quantité limitée d'informations pertinentes sur la dégradation du système, de sorte qu'un certain nombre de modèles et de calculs sont nécessaires. Le niveau de surveillance supérieur nécessite des capteurs pour mesurer la température, la pression, la tension, le courant électrique, la déformation… Les informations obtenues à partir de ces mesures évaluent la charge (sévérité de l'engagement) et l'état du composant. Elle est fréquemment utilisée dans des procédés de raffinage ou pour des turbines à gaz, caractérisant le processus thermodynamique et l'état du système [Tinga, 2013]. La surveillance de l'état requiert que des capteurs dédiés produisent, après des traitements pouvant être compliqués, une évaluation de l'état de dégradation.

L'information de surveillance présente différentes natures, caractéristiques et qualités, qu'il s'agisse de la surveillance directe (l'état du système est entièrement observable) ou de la surveillance indirecte (l'état du système est partiellement observable ou non observable) [Jardine, 2006 ; Nguyen, 2015a]. En ce qui concerne la qualité, nous soulignons la surveillance parfaite, dont l'information reflète fidèlement l'état de santé réel, avec des mesures directes (données sans bruit et correctes) ou indirectes (données traitées et synthétisées dans des indicateurs) [Christer et Wang, 1995 ; Grall, 2003 ; Huynh, 2011 ; Khoury, 2012 ; Nguyen, 2015a] et une surveillance imparfaite, si l'état de santé n'est pas directement connu à partir des données obtenues, en raison de restrictions économiques, de limitations technologiques, d'accessibilité au système ou d'outils de surveillance… dans ces cas, des mesures bruitées ou sujettes à des perturbations sont générées, ce qui rend difficile la construction d'indicateurs et l'évaluation de la dégradation [Christer et Wang, 1995 ; Barros, 2003 ; Cadini, 2009 ; Pedergal et Carnero, 2009 ; Xu, 2009].

En ce qui concerne la sureté de fonctionnement, en fonction de la fréquence des observations, une distinction est faite entre la surveillance (presque) continue, qui vérifie l'état de santé du système à presque tout moment et déclenche une alarme dès qu'une condition anormale est détectée [Bérenguer, 2003 ; Goffaux, 2009 ; Quattrocchi, 2009] et la surveillance discrète qui s'applique à certaines périodes d'inspection, en raison de limitations technologiques ou économiques. Coïncidant généralement avec les dates d'entretien préventif, une bonne planification est nécessaire [Gopalan et Simhan, 1992]. La

plupart de la documentation sur la maintenance conditionnelle est basée sur une surveillance discrète [Barata, 2002 ; Castanier, 2005 ; Nguyen, 2014 ; Huynh, 2015 ; Nguyen, 2015a].

Différentes méthodes ont été utilisées pour le surveillance et le diagnostic [Chiang, 2001 ; Zemouri, 2003 ; Dievart, 2010], dont celles basées sur des modèles et celles basées sur des données (analyse des composants principaux, analyse discriminante de Fisher, moindres carrés partiels, analyse des variations canoniques), sur des analyses (analyse des observateurs, relations de parité) ou sur des connaissances (analyse causale, systèmes experts, reconnaissance des modèles, systèmes hybrides), etc. Les outils développés, eux, proviennent souvent du domaine de la fiabilité [Papadopoulos, 2003 ; Wu et Campion, 2004] ou de l'Intelligence Artificielle (IA) [Chen et Lee, 2002].

Par conséquent, l'instrumentation des processus, la miniaturisation des composants, l'utilisation des réseaux de terrain, le développement des techniques de surveillance et les progrès significatifs de la puissance de calcul pour l'analyse des données ont permis à l'industrie de surveiller un large éventail de paramètres tels que l'humidité, le bruit, les vibrations… sur les STMC permettant d'établir un diagnostic et fournissant ainsi une aide à la maintenance pour prendre plus de décisions au niveau local sur les composants à maintenir et la nature des interventions [Dievart, 2010].

Dans la suite du manuscrit, nous présentons les besoins d'aide à la décision pour la planification de production et la gestion de maintenance.

1.3. Aide à la gestion de maintenance et de production

Afin de prendre des décisions concernant les maintenances à réaliser sur un STMC pour garantir une disponibilité satisfaisante, il faut fournir des indicateurs relatifs à sa santé. Le but des interventions de maintenance que ce soit des remplacements, des réparations, des entretiens… est de remettre le STMC dans un état de fonctionnent satisfaisant les besoins de réalisation des tâches de production après une défaillance ou de le maintenir dans un tel état [Jong-Ho et Hong-Bae, 2015]. Des interventions de maintenance peuvent être planifiées, en fonction des indicateurs qui évaluent l'état de santé du système ou du composant.

En maintenance corrective, les interventions de maintenance sont entreprises après détection de la défaillance ou lorsque les limites d'exploitation spécifiées sont dépassées [Boulenger, 2008 ; El Koujok, 2010 ; Jong-Ho et Hong-Bae, 2015]. Un avantage de ce type de maintenance est que les composants sont utilisés sur tout leur potentiel. Cependant, cela implique des arrêts imprévus, soudains et inattendus

de la production [Dievart, 2010]. Ces arrêts seront d'autant plus longs que les diagnostics seront difficiles à établir. Cette étape de diagnostic peut même être plus longue que les réparations ou les remplacements qui suivent. Ceci justifie l'intérêt du déploiement de fonctions de diagnostic sur les systèmes.

En maintenance préventive systématique, les interventions de maintenance sont planifiées et exécutées selon un calendrier, un historique (en fonction du temps d'utilisation, de distance parcouru, de cycles effectués…). Elles sont définies pour prévenir la défaillance d'un composant pour des probabilités de défaillance jugées inacceptables [NFEN, 2001 ; Boulenger, 2008 ; Jong-Ho et Hong-Bae, 2015]. La maintenance préventive systématique ne permet donc pas de supprimer totalement les défaillances mais elle en réduit le nombre. Les périodicités des interventions sont déterminées par l'expérience, par des recommandations du fabricant ou par des études statistiques sur les défaillances de composants conduisant à définir des grandeurs comme le temps moyen avant une défaillance (Mean Time To Failure - MTTF) ou encore le temps moyen entre deux défaillances (Mean Time Between Failures - MTBF) [Saxena, 2010] avec un pourcentage de risque admissible et l'hypothèse que l'équipement fonctionne dans des conditions déterministes et statiques. Ceci n'est que très rarement applicable aux STMC exploités dans des contextes industriels pouvant variés d'un site à l'autre. Un inconvénient de la maintenance systématique conditionnelle est que les interventions de maintenance menées dans ce cadre peuvent conduire à des remplacements de composants présentant encore un bon potentiel d'utilisation [Goh, 2006 ; Dievart, 2010 ; El Koujok, 2010].

Les développements en électronique et informatique ainsi que les développements des TIC a permis de déployer des équipements de surveillance avec leurs capteurs et les traitements des mesures à des coûts devenus plus abordables. Ces équipements permettent de surveiller et de diagnostiquer pendant la période d'utilisation l'état de fonctionnement. Cette évolution de la maintenance avec une approche plus proactive du phénomène de défaillance [Boulenger, 2008 ; Dievart, 2010] a permis de mettre en place des pratiques de maintenance préventive conditionnelle (CBM) dont les actions sont réalisées en fonction de l'état du système. La surveillance de cet état, appelé aussi Health Monitoring (HM), est un processus qui recueille des données sur le système voire son environnement en temps réel pour extraire les quantités représentatives du niveau de dégradation de l'équipement afin d'évaluer cet état mais aussi de prédire les défaillances [Jardine, 2006 ; Vachtsevanos, 2006]. Les traitements de HM définissent aussi les composants défectueux et peuvent effectuer des pronostics sous la forme d'estimation de la durée de vie utile résiduelle (RUL) [Lee, 2004]. Ainsi, ce n'est que lorsque l'état de santé du système approche un niveau pouvant conduire, avec trop de chances, à des situations non désirées voire redoutées que des interventions de maintenance sont programmées [NFEN, 20001 ; Jardine, 2006 ; Boulenger, 2008].

Un programme de HM comprend trois étapes clés [Scarf, 2007 ; Dievart, 2010] :

1. Acquisition de données : collecte d'informations pour obtenir des données pertinentes pour la santé du système.

2. Traitement des données : gestion de l'information, pour gérer et analyser les données ou les signaux recueillis à l'étape 1 pour une meilleure compréhension et interprétation des données.

3. Prise de décision en matière d'entretien : recommander des politiques d'entretien efficaces.

Ainsi le HM, contribue au CBM en fournissant les indicateurs sur l'état de santé du système à partir desquelles les interventions de maintenance sont programmées [Wilkinson, 2004]. Ceci permet évidemment de tendre vers une meilleure utilisation des composants tout ayant un nombre restreint de défaillances [Nguyen, 2015a]. Ceci permet de réduire, par rapport à la maintenance préventive systématique, le nombre d'interventions en n'entreprenant que celles dont la nécessité est justifiée par les indicateurs fournis par le HM [Lee, 2014]. Malgré cela, près de 30 % des STMC ne bénéficient pas d'un système de HM parce que l'installation, la formation et l'utilisation d'équipements de surveillance ont un coût d'investissement élevé [Hashemian et Bean, 2015 ; Jong-Ho et Hong-Bae, 2015].

L'idéal serait évidemment des équipements non sujets aux défaillances. Malheureusement, cela est un idéal et à défaut de ne pouvoir empêcher les défaillances, l'enjeu consiste à les prévoir. C'est pour répondre à cet enjeu que le PHM a été proposé en complément du CBM comme une alternative proactive aux politiques de maintenance corrective et préventive systématique [Garga, 2001 ; El Koujok, 2010 ; Jong-Ho et Hong-Bae, 2015]. Le PHM est aussi appelé maintenance prédictive.

Le PHM met en œuvre des moyens de surveillance, pouvant faire partie du HM, dont le but, en plus de celui du HM, consiste non seulement à évaluer les dégradations mais à en suivre l'évolution dans le but d'en établir les pronostics. Cette évolution fait ensuite l'objet d'extrapolation à l'aide de techniques permettant d'effectuer des prédictions dans le but d'estimer le RUL et en effectuant ces prédictions jusqu'à ce que des seuils de dégradations qui ne sont plus acceptables soient atteints [NFEN, 2001 ; Boulenger, 2008]. L'avantage est bien de pouvoir détecter les anomalies et prévenir les pannes avant qu'elles ne se produisent et prévoir les réparations [Azam, 2002]. L'intérêt du PHM a donc crû dans les industries exploitant des processus dangereux, des équipements très coûteux ou primordiaux pour la production, la qualité ou la sécurité [El Koujok, 2010]. De plus, compte tenu des interactions entre les composants, il y a des économies rendues possibles par l'inclusion d'interventions de maintenance sur des composants, lors des arrêts programmés pour les composants, dont les RUL indiquent que le STMC n'est pas apte à effectuer les futures tâches de production dans de bonnes conditions [Hu, 2012].

Cependant, de nombreux travaux traitant du PHM concentrent l'estimation des RUL au niveau d'un ou quelques composants de l'équipement (roulement, engrenage, arbre, pompe, alternateur, batterie). Ces indicateurs sur l'état de santé du système ne couvrent donc pas tous les niveaux de décomposition tels qu'ils peuvent être considérés en phase de développement (composants, fonctions, sous-systèmes…) [Kossiakoff, 2011]. Cela ne permet qu'une évaluation partielle de l'état de santé futur d'un STMC [Roemer, 2007 ; Ribot, 2009 ; El Koujok, 2010 ; Tobon-Mejia, 2010 ; Desforges, 2017].

Les relations entre les nombreuses entités d'un STMC sont également peu considérées. Ces relations peuvent induire la prise en compte d'états, notamment pour les composants, qu'il n'y aurait pas besoin de considérer si l'entité était considérée isolément. En effet, les modèles proposés sont souvent conçus pour évaluer la probabilité d'un état de défaillance spécifique d'un composant ou d'estimer la durée d'utilisation restante avant cet état de défaillance sans considérer les interactions avec d'autres entités du STMC [Hu, 2012].

1.4. Pronostic et évaluation de l'état de santé

Pour améliorer la disponibilité des équipements, il est nécessaire de mettre en œuvre une gestion de maintenance qui planifie les interventions en fonction d'indicateurs permettant de prévoir le temps d'utilisation restant avant que les niveaux des différentes dégradations suivies n'atteignent des seuils jugés inacceptables. Cette prédiction a notamment pour but de pouvoir anticiper des décisions relatives aux placements de tâches de production et interventions de maintenance permettant de réduire les temps d'arrêt, de mieux gérer les stocks de pièces de rechange, de réduire les coûts de maintenance, de réduire le nombre d'arrêts imprévus.

A cette fin, une partie des moyens à mettre en œuvre pour le PHM ont pour but d'évaluer l'état de santé actuel et futur du STMC dont le RUL.

1.4.1 Évaluation de l'état de santé de STMC

Les composants des systèmes industriels subissent des dégradations ou des détériorations lors de leur utilisation pouvant impacter des propriétés, des caractéristiques ou des performances nécessaires pour répondre à des besoins lors de la production de biens ou de services. L'évolution de la dégradation de ces caractéristiques est reflétée dans les informations de surveillance fournies par les capteurs, dont les mesures sont traitées pour extraire les quantités représentatives du niveau de dégradation de l'équipement [Jardine, 2006 ; Vachtsevanos, 2006]. Sur la Figure 2, il est montré un processus de

dégradation de la défaillance d'une machine, où le début d'un défaut continue d'évoluer jusqu'à atteindre un état critique qui provoque la défaillance de la machine [Medjaher, 2014 ; Lee, 2014].

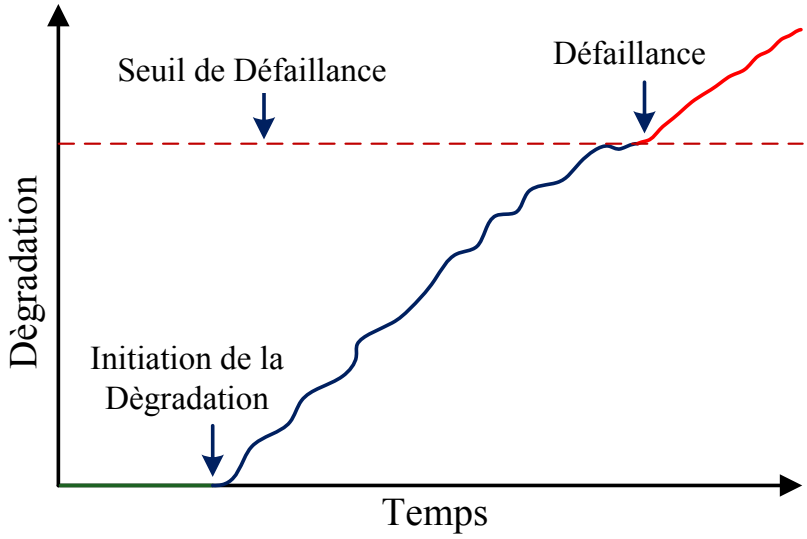


Figure 2. Initiation et évolution d'une dégradation

L'évaluation de l'état de santé peut être effectuée en ligne et consiste à donner une estimation de l'état du composant (nominal, dégradation, défaillance) à tout moment (voir Figure 3) [Medjaher, 2014].

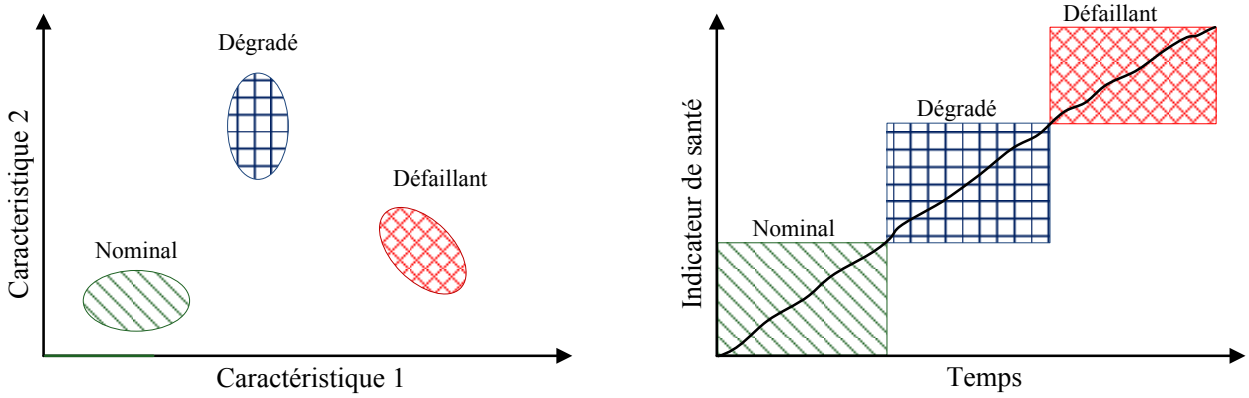


Figure 3. Evolution de l'état de santé du composant : représentation par un ensemble de caractéristiques (à gauche) et par un indicateur de santé (à droite)

Le diagnostic et le pronostic sont des processus permettant d'évaluer l'état de santé d'un système. Le diagnostic informe sur l'état de santé présent et, notamment, de la présence de défaut voire de défaillance, et précise la nature des défauts et les composants incriminés [Mathur, 2001]. Le pronostic

consiste à évaluer l'état de santé futur, à prédire si des défaillances sont à envisager lors des prochains engagements du STMC en production. Cela peut consister à estimer le RUL ou encore évaluer la probabilité voire les chances (pour être plus générique) que ces défaillances se produisent lors des prochains engagements de production [Lee, 2014].

La surveillance des phénomènes d'intérêt traduisant les défauts et les dégradations par l'intermédiaire de mesures traitées doit être effectuée en temps réel. Cette surveillance alimente la fonction de diagnostic suite à l'apparition de défauts et les données élaborées sur les dégradations alimentent la fonction pronostic. Ces deux fonctions fournissent ensuite les indicateurs de santé (Health Indicator – HI) du STMC utilisés pour l'aide à la décision tant pour la gestion de maintenance que pour la gestion de production.

Le projet OSA-CBM (Open System Architecture - Condition Based Maintenance) dont le but est la définition d'une architecture de système ouverte pour la maintenance conditionnelle, a été créé pour fournir un point de référence garantissant la communication entre le STMC, le système de surveillance, le diagnostic, le pronostic et les différents aspects d'intérêt en maintenance industrielle [Provan, 2003 ; Dievart, 2010 ; Holmberg, 2010].

Les systèmes de PHM peuvent être réalisés selon l'architecture OSA-CBM consistant en sept couches fonctionnelles comme cela est présenté sur la Figure 4 [norme OSA-CBM ; norme ISO-13374] qui permettent la configuration de la maintenance conditionnelle d'un STMC [Swearingen, 2007 ; El Koujok, 2010 ; Lamoureux, 2014 ; Brahimi, 2016]. Ces modules sont :

- L'acquisition de données d'entrée (DA) qui est la couche la plus proche des processus. Elle fournit des données numériques à partir de capteurs ou transducteurs, l'acquisition vise à transformer un stimulus en signal électrique.

- La manipulation de données (DM) est la couche qui traite les signaux de la couche DA qui lui sont envoyés afin d'extraire les indicateurs de santé ou de dégradation HI, précurseurs de l'apparition de défaillances. Ces indicateurs peuvent être traités séparément ou fusionnés avec d'autres indicateurs afin d'obtenir de nouveaux indicateurs représentatifs de la santé du système.

- La détection d'état (SD) est la couche qui extrait les données des couches DA et DM, pour les traiter afin de construire les HI, afin de fournir une estimation de l'état de santé actuel du système, ceux-ci sont comparés aux valeurs limites prédéfinies et lorsque les limites sont franchies, des alarmes et des symptômes sont générés.

- L'évaluation de la santé ou diagnostic (HA) est la couche qui reçoit des données de la couche SD et d'autres couches afin de déterminer si l'état actuel du système surveillé se dégrade ou passe dans

un état défaillant, si oui, un diagnostic est généré sur une ou plusieurs conditions de défaillance associées à un niveau de confiance. Le diagnostic tient compte de l'évolution de la tendance en fonction de la charge, de l'état de fonctionnement et de l'historique de maintenance et met en œuvre un processus de diagnostic pour détecter, localiser et identifier le composant défectueux.

- Prédictions (P) est la couche qui, selon l'approche utilisée, peut recevoir les données de toutes les couches précédentes. Son objectif est de projeter l'état de santé actuel du système dans le futur, en tenant compte des engagements futurs que l'équipement doit accomplir ; elle définit les RUL ou les probabilités d'atteindre des niveaux de dégradations ne permettant pas d'assurer les futures tâches de production dans un intervalle de confiance qui permet de suivre l'état du système.

- La couche d'aide à la décision génère des recommandations pour aider le personnel de maintenance dans la mise en œuvre des interventions pour que le système soit dans un état satisfaisant les besoins des engagements futurs.

- La couche de présentation est l'interface entre le système de CBM et les opérateurs humains, l'IHM (Interface Homme Machine) présente les informations développées par le système de CBM [Brahimi, 2016].

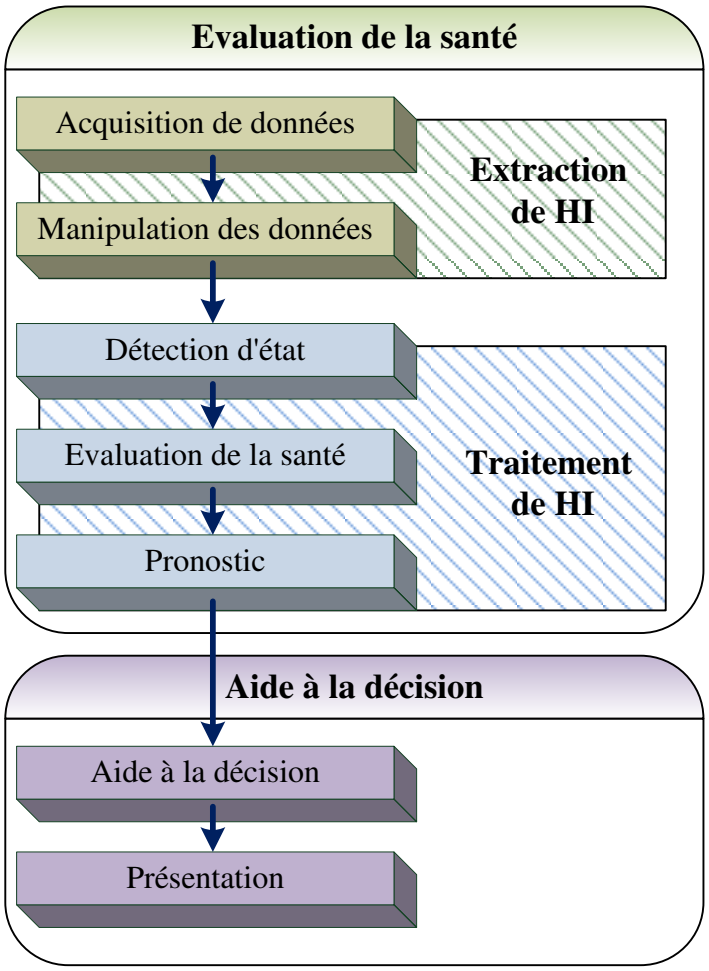


Figure 4. Couches OSA-CBM

Pour le développement du PHM, deux systèmes qui interagissent avec le système hôte peuvent être identifiés dans ces couches fonctionnelles [Jamshidi, 2011] : le système de surveillance de la santé (HM) et le système de gestion de la santé (HG) (voir Figure 4). Dans le HM, deux sous-systèmes sont distingués : le sous-système d'extraction des HI et le sous-système de traitement des HI [Lamoureux, 2014 ; Brahimi, 2016].

Le STMC interagit avec le HM par le biais d'une combinaison de capteurs et de modules de traitement données. Le HM communique avec le HG par le biais de rapports sur l'état de santé du STMC et de messages destinés aux opérateurs de maintenance. L'architecture du système surveillé est présentée dans la Figure 5 [Lamoureux, 2014].

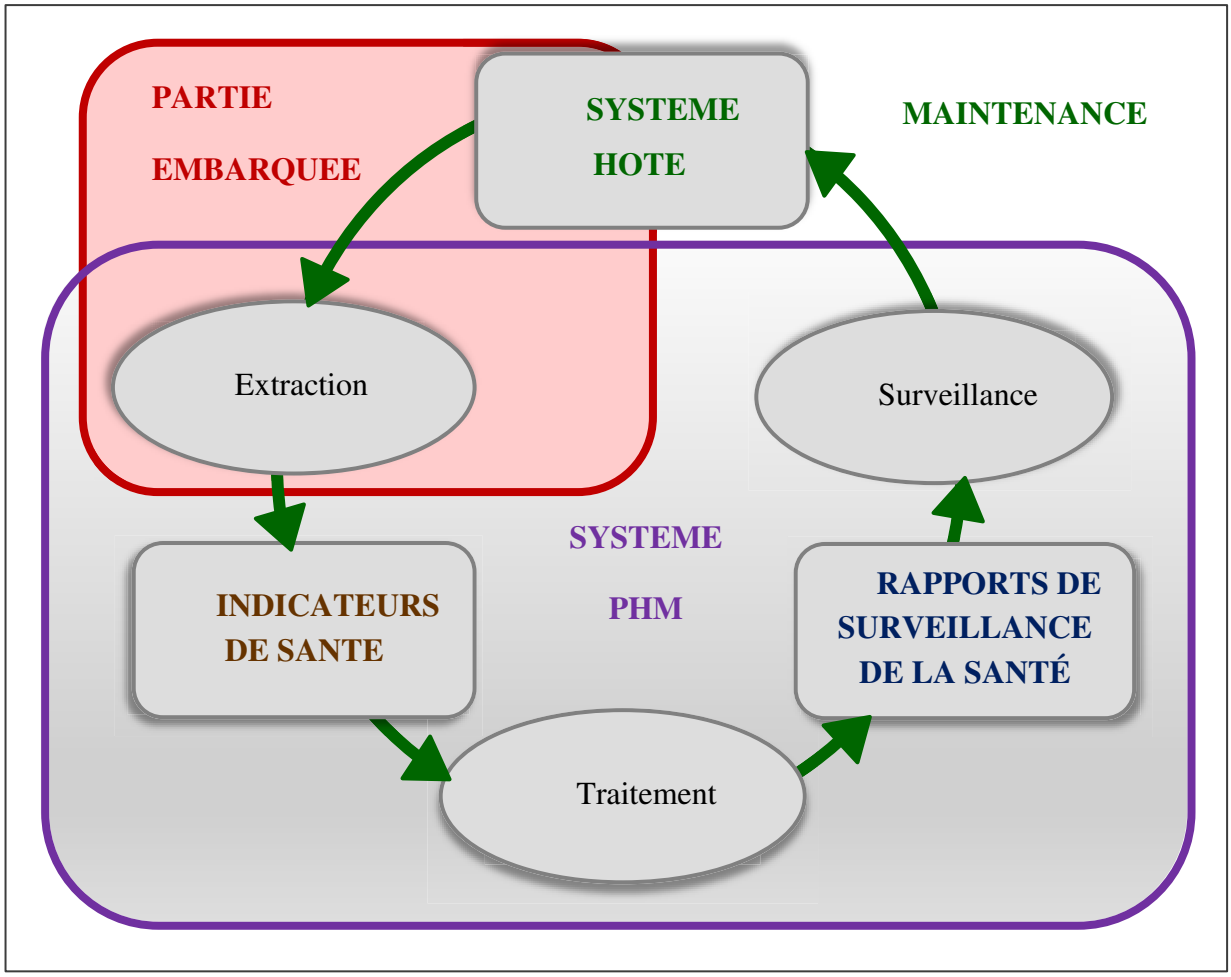


Figure 5. Architecture de système supervisée

Cette architecture fournit une organisation fonctionnelle pour la mise en œuvre des traitements nécessaires aux CBM et PHM [Lebold et Thurston, 2001].

1.4.2 Définition de Pronostic

Le terme pronostic est basé sur le mot grec "progignôskein" qui signifie "connaître à l'avance" [Dievart, 2010 ; Medjaher, 2012]. De nombreuses définitions du pronostic sont données dans la littérature [Lebold et Thurston, 2001 ; Byington, 2002 ; Wang, 2004 ; Vachtsevanos, 2006 ; Muller, 2008 ; Ribot, 2009]. Cependant, dans le contexte de la gestion de la santé des systèmes techniques, le pronostic peut être défini comme « l'estimation fiable de l'état de performance futur d'un système, basée sur une évaluation continue de la santé, basée sur des observations directes ou indirectes de la dégradation du système avant défaillance ». Toutefois, la plupart des articles de la littérature sur le

pronostic de systèmes le définisse comme étant l'estimation de la durée de vie utile restante d'un composant critique du système en question, ou au temps restant avant qu'une ou plusieurs défaillances ne se produisent [Scarf, 2007 ; Le Son, 2013], ou à la définition de l'instant auquel il ne remplira plus sa fonction avec succès et devra être remplacé [Engel, 2000].

Seuls quelques articles abordent le pronostic comme étant l'évaluation des chances (pour être plus générique que la probabilité) qu'un système fonctionne sans défaillance pendant une durée donnée [Farrar, 2003 ; Lin et Makis, 2003 ; Desforges, 2017]. C'est-à-dire qu'il puisse accomplir les tâches de production futures conformément aux attentes liées à ces tâches.

Le pronostic n'est pas une fin en soi, il doit conduire à une meilleure planification des actions de maintenance [Ribot, 2009], et nécessite pour cela le développement d'un processus décisionnel pour prendre en compte les indicateurs qu'il fournit [Mathur, 2001] sans compromettre l'intégrité des équipements, des personnes et de l'environnement.

1.5. Méthodes de pronostic

L'importance du pronostic et de la maturité des technologies pour la surveillance a fait l'objet de nombreux travaux contribuant au développement d'un large éventail de méthodes et d'outils pour le pronostic de défaillance [Hu, 2012].

Les méthodes de pronostic diffèrent généralement selon le type d'applications considéré, tandis que les outils mis en œuvre dépendent principalement de la nature des données et des connaissances disponibles pour construire un modèle de comportement du système incluant le phénomène de dégradation.

Ces méthodes et outils peuvent être regroupés dans une classification pyramidale [Lebold et Thurston, 2001 ; Vachtsevanos, 2006 ; Tinga, 2013] qui organise les approches en fonction de leur domaine d'application et des critères de complexité, du coût de mise en œuvre et de la précision des résultats obtenus [Heng, 2009 ; Muller, 2008]. Les approches de pronostic actuelles sont généralement classées en trois catégories [Vachtsevanos, 2006] : approches basées sur l'expérience, approches guidées par les données et approches basées sur des modèles physiques [Tobon-Mejia, 2010]. Des pronostics hybrides sont aussi utilisés combinant les deux dernières approches [Lee, 2006], en ajustant les paramètres et en actualisant les résultats pour obtenir une meilleure précision des pronostics [Medjaher, 2012]. Sur la Figure 6, les trois types d'approches de pronostic basées sur les différents niveaux de connaissances disponibles sont illustrés [El Koujok, 2010 ; Medjaher, 2012]. Dans cette représentation, les méthodes

sont organisées en niveaux de précision croissant, mais au prix d'une complexité et de coûts de développement plus élevés.

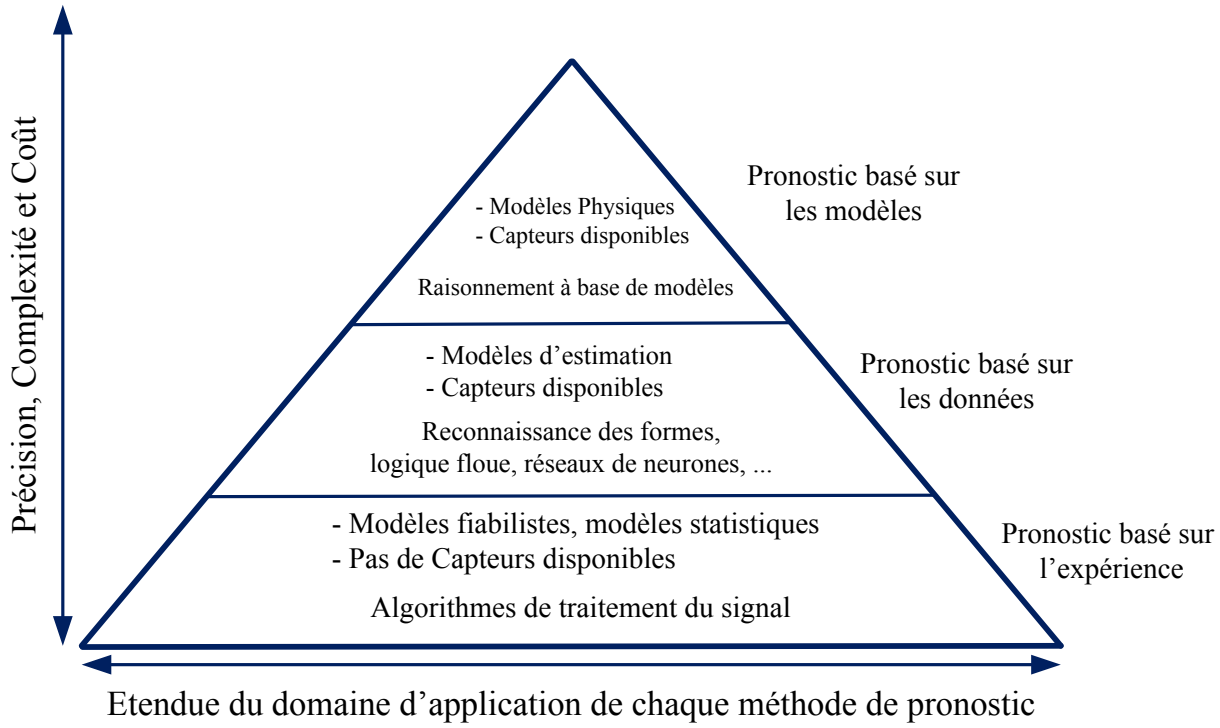


Figure 6. Classification des méthodes de pronostic

De haut en bas, le premier niveau est caractérisé par la présence de capteurs dans le système. En fonction de la qualité et de la quantité de capteurs, il est possible d'obtenir en ligne des informations sur l'état du système (données enregistrées, mesures, messages, alarmes, etc.). Le deuxième niveau est caractérisé par un modèle de prévision basé sur la disponibilité des connaissances qui décrit l'évolution de l'état de dégradation du système. Le troisième niveau est caractérisé par l'absence de capteurs et les méthodes sont basées uniquement sur l'expérience.

Cette classification des méthodes pour le pronostic est identique à celle des méthodes pour le diagnostic, le choix d'utiliser l'une de ces approches dépend des données disponibles qui peuvent être fournies en tant qu'entrée à la fonction pronostic [Muller, 2005]. Chacune de ces approches est décrite dans les sections suivantes.

1.5.1 Pronostic basé sur les modèles

Dans les approches basées sur un modèle (ou physique de la défaillance), chaque composant physique et son phénomène de dégradation est représenté par un modèle mathématique, le modèle dérivé est utilisé pour prédire l'évolution future de la dégradation jusqu'au seuil pour lequel les chances de défaillance sont considérées comme trop importantes [Chelidze, 2002 ; Luo, 2003 ; Valentin, 2003 ; Kirkland, 2004 ; Vachtsevanos, 2006 ; El Koujok, 2010].

Une fois qu'un modèle physique du mécanisme de défaillance est disponible, et basé sur la connaissance des propriétés du composant (état réel de détérioration) et des charges locales représentant la sévérité des sollicitations, il faut déterminer le RUL du composant à partir d'outils permettant d'effectuer des extrapolations. Ces extrapolations sont effectuées soit jusqu'à ce que son niveau prévu atteigne le seuil pour lequel la dégradation est à un niveau tel que les chances de défaillance sont considérées comme trop importantes soit pour une durée d'utilisation prévue correspondant aux tâches de production à réaliser pour laquelle le niveau de dégradation qui devrait être atteint est alors estimé ainsi que les chances que ce niveau de dégradation entraîne une défaillance.

Les modèles physiques sont construits à partir des connaissances disponibles sur les mécanismes de défaillance de l'équipement surveillé.

1.5.2 Pronostic basé sur les données

L'approche de pronostic basée sur les données consiste à transformer les données de surveillance en des modèles de comportement fiables des dégradations [Wang et Vachtsevanos, 1999].

Le principe de cette approche est de collecter des informations, dont la plupart sont des données fournies par les capteurs installés dans le système et de les projeter pour prédire l'évolution future des paramètres ou des caractéristiques et ainsi prédire les défaillances possibles [Medjader, 2012]. C'est utile dans les cas où les observations sont disponibles mais où il n'y a pas encore une connaissance physique de la nature des dégradations que peut subir le système.

Les approches de pronostic basées sur les données utilisent les principes des méthodes d'estimation en ligne et les méthodes d'apprentissage (méthodes de suivi des tendances) [Schwabacher et Goebel, 2007 ; Yang, 2016 ; Haque, 2018].

Les modèles de pronostic considérés dans ces approches sont basés sur des estimateurs (estimateurs d'état, estimateurs de paramètres) qui sont obtenus à partir d'observations en ligne et de l'historique des

défauts (identification des modèles de défauts) en utilisant des techniques d'apprentissage (réseaux de neurones artificiels) ou en identifiant des paramètres à partir d'estimateurs classiques. Ceux-ci minimisent la différence entre une structure de modèle de référence de ce paramètre significatif et les mesures obtenues des capteurs à un moment donné, afin d'évaluer l'état de dégradation du système et d'estimer le RUL [Roemer, 2005].

La mise en œuvre de cette approche nécessite de disposer de données de basculement fiables entre les hypothèses d'absence et de présence de la dégradation et que les caractéristiques des grandeurs évaluées à cet effet restent inchangées lors de la vie du composant ou bien évoluent de façon déterminée en fonction de son état.

La plupart des outils de modélisation utilisés dans cette approche sont : les réseaux bayésiens dynamiques, les modèles de régression linéaires ou non-linéaires, les réseaux de neurones artificiels, les filtres de Kalman, les filtres à particules, les processus stochastiques et modèles de fiabilité [El Koujok, 2010 ; Sikorska, 2011 ; Tobon-Mejia, 2012].

1.5.3 Pronostic basé sur l'expérience

L'approche basée sur l'expérience trouve son origine dans le domaine de la fiabilité. Elle est relativement simple à mettre en œuvre mais nécessite des données issues d'historiques ou de retours d'expériences sur le nombre de défaillances détectées, de composants remplacés, réparés, etc.

Ces modèles sont mis en œuvre lorsqu'il n'y a pas de modèle physique connu ou lorsqu'il est trop complexe et qu'il n'y a pas de dispositif de surveillance des dégradations [Byington, 2002].

Cette approche utilise des outils probabilistes ou stochastiques sur la dégradation, le cycle de vie des composants, en tenant compte des données et des connaissances accumulées par expérience dans le comportement du composant étudié [Dievart, 2010], pendant toute la période d'exploitation du système industriel [El Koujok, 2010 ; Khelif, 2015].

Une relation numérique est nécessaire pour décrire les données. Les familles de distributions de probabilité, les distributions normales, les distributions exponentielles, les distributions de Weibull… sont utilisées pour définir les probabilités de défaillance en fonction de durées d'utilisation, de nombres de cycles, de distances parcourues… Ces probabilités peuvent également être issues de modèles ou de processus stochastiques (chaînes de Markov, réseaux de Petri stochastiques et simulation de Monte-Carlo) que les données recueillies ont permis d'identifier.

La mise en œuvre de ce type d'approche n'est possible qu'à condition qu'il y ait suffisamment de données historiques disponibles provenant de processus de rétroaction (comme des retours d'expériences après des interventions de maintenance devant supprimer des défaillances) ou d'une expérience suffisante. Selon [Dievart, 2010], ce type d'approches est particulièrement adapté aux systèmes complexes produits en nombre suffisant dont la modélisation physique est quasiment impossible et/ou dont les indicateurs de dégradation sont trop sensibles aux changements de conditions d'exploitation.

Par conséquent, cette approche ne peut pas être appliquée dans le cas de nouveaux systèmes pour lesquels il n'existe pas de données de retour d'expériences ou de systèmes produits en quelques exemplaires ou à l'unité. L'autre type de problème est que, dans la plupart des cas, il est nécessaire de filtrer et de prétraiter les données pour en extraire les caractéristiques utiles [El Koujok, 2010].

En conditions réelles d'utilisation, les changements dans la fiabilité ou la dégradation d'un composant sont influencés par un ensemble de paramètres, l'environnement (température, humidité...) ou le mode de fonctionnement de l'équipement (charges de travail, vitesses constantes ou variables...), dans ces cas, il est très difficile de déterminer une relation numérique précise. Cependant, dans les systèmes réalisés en nombre suffisant des nombreuses données sont recueillies et des processus de data mining peuvent être effectués pour prendre en compte des données liées à la sévérité des engagements.

Le résultat fourni à l'utilisateur ou à la fonction d'aide à la décision diffère également selon le type de connaissances utilisées [Dievart, 2010]. Le pronostic basé sur les données fournit le même type de résultat que le pronostic basé sur un modèle, c'est-à-dire un RUL, tandis que la prévision basée sur l'expérience renvoie un résultat relatif à la fiabilité sur le terrain, c'est-à-dire un MTBF, un MTTF ou une probabilité de défaillance sur un horizon temporel d'utilisation donné.

1.5.4 Pronostic de système et insuffisance actuelle

Très peu d'études considèrent la notion d'évaluation de l'état de santé de STMC pourtant requise pour le PHM bien que l'intérêt pour cela soit mentionné dans quelques travaux.

Muller *et al*. ont proposé le déploiement d'un processus de prévision dans une architecture de e-maintenance [Muller, 2008]. Cette intégration dans l'architecture est effectuée élément par élément et fournit une aide à la décision pour la planification de la maintenance en fonction des conditions de santé des composants, mais la proposition ne permet pas d'évaluer la fiabilité du système lors de l'exécution des tâches de production planifiées. Dans [Voisin, 2010], un processus métier générique de pronostic

est défini et, bien que cette étude mentionne l'intérêt d'un processus permettant de combiner les RUL et leurs imprécisions, ce processus n'est pas décrit et donc le pronostic du STMC non plus.

Peu de travaux portent sur l'évaluation de la fiabilité de STMC en fonction du pronostic de leurs composants. Par exemple, une méthode de pronostic basée sur un modèle hiérarchique bayésien pour une turbine à gaz est proposée dans [Zaidan, 2015]. Elle conduit à déterminer le RUL et sa distribution d'une turbine, considérée comme un composant à l'échelle de l'aéronef, sans tenir compte des différentes fonctions mises en œuvre par la turbine.

Dans [Feng, 2014], les pronostics locaux sont utilisés pour évaluer les probabilités de succès de tâches futures (vols) planifiées assignées aux systèmes (aéronefs). Cependant, les systèmes sont considérés comme un ensemble de modules remplaçables en ligne (composants) pour lesquels les RUL sont connues. L'étude porte sur l'optimisation d'une politique CBM et le système est considéré comme un ensemble de composants pour lequel si un composant est défaillant alors le système ne peut assurer la tâche de production. Si ceci est suffisamment pertinent pour une étude portant sur l'optimisation d'une politique de CBM, elle ne l'est que peu pour l'évaluation de la santé d'un système technique.

Ces études que nous venons de lister omettent que l'une des raisons d'exister du système est de produire des biens ou des services. Il est donc important de considérer en plus des aspects relatifs à la maintenance ceux relatifs à la production. En effet, il est intéressant de planifier conjointement la production et la maintenance dans le but d'améliorer des indicateurs de performance plus globaux à l'organisation ou l'entreprise que ceux spécifiques à la gestion de maintenance et ceux spécifiques à la gestion de production d'autant plus que ces deux activités planifient des activités sur les mêmes équipements de production pouvant conduite à des situations de conflit [Coudert, 2002].

Dans [Desforges, 2017], une modélisation de systèmes multi-composants basée sur des réseaux bayésiens orientés objets est proposée. À partir des pronostics locaux des composants pour lesquels les RUL sont connus, des indicateurs d'aide à la décision pour la gestion de la maintenance et de la production sont calculés. Ces indicateurs sont des probabilités de défaillance des fonctions du système lors de l'exécution des tâches planifiées et des composants à maintenir. Aider à la décision pour la planification de la maintenance et de la production signifie disposer d'outils de modélisation et de traitement pour fournir des indicateurs de santé à partir de pronostics locaux de composants pour fournir des informations sur la santé des différentes entités du système (composants, fonctions ou services, sous-systèmes…).

1.6. Conclusion

L'hétérogénéité des composants d'un STMC et les connaissances disponibles sur chaque composant, font que les méthodes de pronostic peuvent être déployées de façon différente d'un composant à l'autre et sont cependant nécessaires pour surveiller et analyser l'état de santé de chaque composant pour permettre une meilleure gestion de la maintenance préventive conditionnelle mais aussi de la gestion de production en prévoyant à l'avance les séquences de tâches que la machine peut accomplir. En effet, il est intéressant de planifier conjointement la production et la maintenance dans le but d'améliorer des indicateurs de performances plus globaux à l'organisation ou l'entreprise que ceux spécifiques à la gestion de maintenance et ceux spécifiques à la gestion de production d'autant plus que ces deux activités planifient des activités sur les mêmes équipements de production [Coudert, 2002].

Cependant l'information contenue dans l'ensemble des HI fournis par les HM de chaque composant ne constituent pas forcément une indication pertinente quant à l'aptitude d'un STMC à accomplir des futures tâches de production tout comme pour définir les composants nécessitant des maintenances. Il faut également tenir compte de la façon dont est construit le STMC qui peut être traduite par les relations entre ses différentes entités. Ces relations doivent permettre d'inférer à partir des HI pour définir cette aptitude et les maintenances de composants les plus pertinentes. Les données de pronostic fournies pour un composant sont appelées « pronostics locaux » quelle que soit sa « complexité » et quel que soit le nombre de dégradations suivies. Cette modélisation des STMC pour déterminer leur aptitude à accomplir des futures tâches de production et les maintenances nécessaires pour qu'ils puissent les faire, à partir des pronostics locaux de leurs composants, fait l'objet du chapitre 2.

Chapitre 2 : Modèle d'évaluation de la fiabilité d'un STMC

2.1. Introduction

Afin d'améliorer les performances des organisations produisant des biens ou des services à l'aide de ressources techniques, il convient de fournir des indications sur la capacité des ressources à accomplir des tâches de production et des maintenances auxquelles elles doivent être soumises. Ces indications peuvent être obtenues à partir d'une évaluation de la santé actuelle et future des ressources techniques [Desforges, 2017]. Pour obtenir cette évaluation adaptée à un STMC d'intérêt, il est nécessaire d'en faire un modèle.

Le but de ce chapitre est de déterminer un formalisme qui permette à la Fonction Générique Proposée (FGP) d'être adapté à un STMC donné, grâce à une modélisation, pour évaluer son aptitude à accomplir des tâches de production et définir les maintenances pouvant s'avérer nécessaires. Pour cela, il est nécessaire d'identifier les différentes entités d'un STMC, leurs états présentant un intérêt pour cette évaluation ainsi que les différents types de relations entre les états et les entités.

Cette évaluation consiste en fait à définir si le STMC sera encore en mesure d'accomplir la dernière tâche planifiée dans des conditions opérationnelles satisfaisant les besoins de réalisation de l'ensemble des tâches planifiées. Ceci revient de fait en une sorte d'évaluation de la future fiabilité du STMC. À cette fin, nous avons étudié les méthodes usuelles d'évaluation quantitative de la fiabilité de systèmes [Medina-Oliva, 2009], comme les réseaux de Petri stochastiques, les arbres de défaillance, les chaînes de Markov et les réseaux bayésiens.

Nous avons retenu une modélisation basée sur les Réseaux Bayésiens (BN). Ils permettent, entre autres caractéristiques ayant guidé notre choix, de représenter les différents états des entités d'un système et, en fonction de ces états, le très grand nombre d'états différents dans lesquels peut être un STMC.

La modélisation du STMC en vue de l'adaptation de la FGP, nécessite des connaissances sur la façon dont les entités du STMC sont organisées. Cette connaissance peut être extraite à partir des nombreux modèles établis lors de la phase de développement du système. Ces connaissances sont usuellement classées en trois catégories : les connaissances structurelles, les connaissances fonctionnelles et les connaissances comportementales.

A partir de ces connaissances, nous avons identifié, de manière pouvant être non-exhaustive, des types d'entités que nous appelons « patterns » pour lesquels nous avons proposé des inférences exposées dans le chapitre 3.

2.2. Outils de modélisation de STMC

Plusieurs méthodes et outils permettent de représenter un système technique pour en analyser la fiabilité. Nombreuses sont celles faisant l'objet de normes [IEC61508, 2000 ; ISA, 2002 ; IEC61511, 2004 ; IEC61025, 2006]. Parmi ces méthodes et outils [Bobbio, 2001], nous trouvons des méthodes permettant une caractérisation quantitative de la fiabilité : les arbres de défaillance [Volkanovski, 2009], les réseaux bayésiens [Simon, 2007], les Réseaux de Petri stochastiques (Petri Nets – PN) associés à des simulations de Monte-Carlo [Weber et Jouffe, 2006 ; Ballal et Lewis, 2009] et les Chaînes de Markov (Markov Chains - MC) [Billon, 2014]. Ces méthodes et outils sont encore largement utilisés par les ingénieurs en fiabilité [Muller, 2008 ; Jacob, 2014]. Cependant, d'autres méthodes ont été développées permettant également d'effectuer des analyses quantitatives de systèmes techniques. Elles mettent en œuvre des outils comme des réseaux de neurones artificiels, des filtres à particules, des filtres de Kalman, des analyses de tendance et des régressions [Luo, 2003 ; Mosallan et Soualhi, 2012].

Nous ne présentons pas toutes ces méthodes et outils. Nous nous sommes intéressés à celle permettant de fournir non seulement une indication quantitative sur la fiabilité du système mais aussi sur celle de ces entités.

2.2.1 Les arbres de défaillances

La méthode des arbres de défaillances (Fault Tree - FT) [Volkanovski, 2009], développée dans les laboratoires Bell en 1962 par H.A. Watson, est basée sur des arbres où les nœuds représentent les relations entre les événements ou causes qui sont représentées par les feuilles au moyen d'opérateurs logique « Et » et « Ou » dont le but est de modéliser la propagation de défaillances dans les systèmes et de déterminer les probabilités des combinaisons conduisant à des événements redoutés [Jacob, 2014].

La fiabilité du système est modélisée à l'aide des hypothèses suivantes :

a) Les entités représentées n'ont que deux états possibles et peuvent donc être représentées par une variable booléenne indiquant leur défaillance ou leur bon fonctionnement,

b) Les événements élémentaires conduisant aux défaillances des entités sont considérés comme indépendants et les probabilités de défaillance des composants sont statistiquement indépendantes.

A chaque FT, la racine correspond une situation dont les conséquences sont indésirables voire redoutées [Jacob, 2014].

L'analyse permet également de définir la combinaison minimale d'événements internes ou à l'ensemble de coupes minimales (minimal cut set - *mcs*) menant à la situation redoutée. Ensuite, à l'aide des probabilités de défaillances de chaque feuille, la probabilité d'occurrence de l'événement redouté pour chaque *mcs* peut être calculée. C'est pourquoi les FT sont utilisés dans les processus de diagnostic mais aussi en analyse de fiabilité afin d'évaluer la sécurité ou la sûreté d'un système pour éventuellement en améliorer l'architecture, choisir des composants plus fiables ou introduire des redondances notamment par le non-respect de l'hypothèse (b).

2.2.2 Réseaux de Petri stochastiques et simulation de Monte-Carlo

Les Réseaux de Petri (RdP) stochastiques associés à des simulations de Monte-Carlo sont souvent utilisées pour la modélisation de la fiabilité des systèmes [Cardoso, 1999 ; Nourelfath et Dutuit, 2004 ; Ballal et Lewis, 2009 ; IEC 60300-3-1], mais aussi en diagnostic et pour la prévention des défaillances de machines [Ballal, 2007].

Un RdP est un graphe orienté (P, T, I, O) où : P est un ensemble fini de places, représentées par des cercles et où chaque place correspond à un état particulier du système. T est l'ensemble fini des transitions, qui sont représentées par des barres. Des jetons sont utilisés pour simuler le comportement dynamique par des passages d'un état à un autre en fonction de la validation des transitions. I est l'ensemble fini des arcs allant d'une place à une transition, O est l'ensemble fini des arcs allant d'une transition à une place. Une transition admet au moins un arc appartenant à I et un arc appartenant à O [David et Alla, 1998].

Dans un réseau Petri stochastique les transitions sont réalisées selon des probabilités autorisant les jetons à changer d'état. Dans les simulations de Monte-Carlo, les probabilités des transitions sont définies. Pour chaque transition, un tirage aléatoire est effectué en fonction de cette probabilité pour déterminer si la transition est réalisée ou non. Le grand nombre de cycles dans les simulations permet de déterminer, un taux d'occupation par des jetons de l'ensemble des places représentant des valeurs approchées de ce que sont les probabilités que le système soit dans les différents états représentés par les places en partant d'une ou plusieurs places données (initialement marquée par les jetons).

L'un des problèmes des réseaux de Petri stochastiques associés à des simulations de Monte-Carlo est lié au besoin d'exécution d'un grand nombre de cycles de simulations pour obtenir des valeurs suffisamment approchées des probabilités pour être dans les états représentés par les places du réseau. Les chaînes de Markov forment une approche plus directe pour obtenir ces résultats.

2.2.3 Les chaînes de Markov

Les chaînes de Markov (MC) sont une méthode également appropriée pour quantifier la fiabilité d'un système [Billington et Allan, 1983 ; Billon, 2014]. Les MC sont régulièrement utilisées dans le domaine de la fiabilité et la maintenance [Norris, 1998 ; Guo, 2010 ; Lisnianski et Frenkel, 2012]. Les MC peuvent modéliser les processus stochastiques dépendant de variables aléatoires [Iung, 2008]. Les MC sont également représentés par des graphes orientés où les nœuds correspondent à l'ensemble fini des états distincts du système et les arcs sont pondérés par les probabilités (les variables aléatoires) de transition entre deux états. Il n'y a pas d'arc entre deux états si cette probabilité est nulle. Les places n'étant pas pondérées, un graphe de Markov peut donc être représenté mathématiquement par une matrice d'adjacence comportant les valeurs des arcs. C'est à partir de cette matrice que les probabilités des différents états, en partant d'états donnés, sont déterminées par calcul permettant un gain de temps dans l'obtention des résultats par rapport à un réseau de Petri stochastique et des simulations de Monte-Carlo.

2.2.4 Les réseaux bayésiens

Les réseaux bayésiens (BN) sont des graphes orientés acycliques [Neapolitan, 2003 ; Medina-Oliva, 2009]. Un BN G est défini par : G = ((N, A), P), où (N, A) représente le graphe orienté avec N l'ensemble des nœuds, A l'ensemble des arcs et où P représente l'ensemble des distributions de probabilité associées à chaque nœud [Bobbio, 2003 ; Weber et Jouffe, 2006 ; Yontai, 2016]. Un exemple de BN est illustré sur la Figure 7.

Dans un BN chaque nœud représente une variable aléatoire discrète X={Xi, i = 1, ..., n} pouvant être dans un nombre fini d'états mutuellement exclusifs. Les distributions de probabilités associées à chaque nœud sont désignées par un vecteur P(Xi).

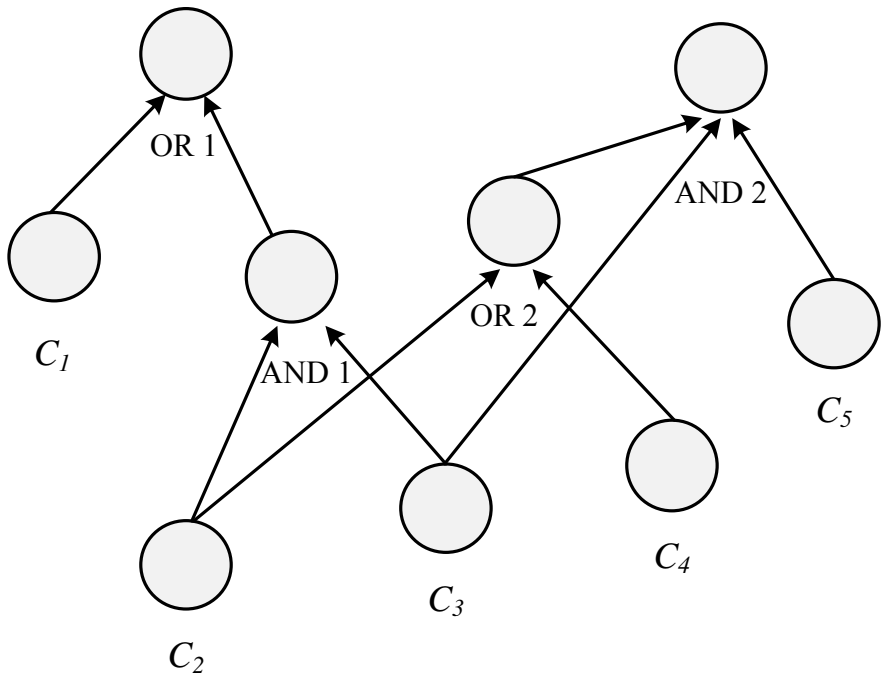


Figure 7. Représentation BN du système

Le formalisme des BN unifie différents concepts de modélisation probabiliste utilisés en statistique, lors du calcul d'un ensemble d'indicateurs P(Xi) (probabilités antérieures) comme cela peut être le cas à partir des conditions de défaillance des composants. Par conséquent, les nœuds « parents » de X sont les nœuds prédécesseurs de X dans le graphe dont les probabilités des états affectent la valeur de la probabilité P(Xi) de l'état Xi de la variable aléatoire X.

Pour déterminer comment la probabilité des états des variables aléatoires « parentes » affecte la probabilité des états de la variable X, il est possible d'avoir recours à des tables de probabilité conditionnelle (Conditional Probability Table - CPT) appelées aussi inférences bayésiennes qui sont déterminées en fonction des arcs et du type de nœuds [Koski et Noble, 2009 ; Ferreiro, 2012]. Généralement, ces inférences sont basées sur les règles de combinaison de probabilités dérivées du théorème de Bayes [Vachtsevanos, 2006]. Par conséquent, dans les nœuds non racines (ceux ayant au moins un prédécesseur), les probabilités de transition sont associées à une CPT qui quantifie la dépendance probabiliste entre le nœud et ses parents.

Une caractéristique des BN est qu'il est possible d'inclure des dépendances conditionnelles locales dans le modèle en spécifiant directement les causes qui influencent un effet donné. Cela permet de calculer l'influence des états des variables aléatoires « parentes » lors de la spécification de la CPT pour chaque nœud non racine, modélisant de manière précise les différents états de ce nœud.

La représentation pour chaque nœud d'états différents permet de générer des nœuds permettant de regrouper des situations similaires permettant de réduire le nombre de nœuds par rapport à une représentation à l'aide de chaîne de Markov. Pour cela, les probabilités conditionnelles sont calculées en « fusionnant » celles qui sont équivalentes.

Du point de vue de l'analyse, les BN peuvent calculer la probabilité d'occurrence de n'importe quel nœud du réseau (analyse directe ou prédictive), pouvant ainsi évaluer la probabilité d'occurrence d'un événement conditionné à l'occurrence d'autres événements.

Du point de vue de modélisation, les BN fournissent un formalisme mathématique puissant pour la modélisation de processus stochastiques complexes car cette méthode est basée sur un graphe orienté et non pas sur un arbre avec des variables booléennes comme cela est le cas pour les FT. Cette flexibilité permet d'inclure des variables avec plusieurs états pouvant correspondre à des modes de défaillance différents. Les BN permettent également le traitement des dépendances locales en évitant ainsi une description complète de l'espace d'états nécessaires dans les MC ou les RdP [Bouissou et Pourret, 2003].

Certains articles présentent des contributions pertinentes qui expliquent comment les BN peuvent également représenter des diagrammes de fiabilité [Torres-Toledano et Sucar, 1998].

Les BN et les MC ont été mis en œuvre avec succès dans le domaine du pronostic pour l'évaluation du RUL de composants [Ferreiro, 2012 ; Medjaher, 2012 ; Tobon-Mejia, 2012 ; Jin, 2013 ; Liu, 2015 ; Zaidan, 2015]. Cependant, le grand nombre de combinaisons possibles pouvant être obtenu en combinant les états de chacun des nombreux composants d'un STMC peut rendre l'utilisation de chaîne de Markov inappropriée [Weber et Jouffe, 2006].

Les BN offrent une méthode qui permet d'exploiter les avantages des approches des MC et des FT en une seule représentation [Villemeur, 1992].

Toutes les méthodes que nous avons présentées dans ce chapitre nécessitent de connaître les probabilités d'occurrence des défaillances élémentaires des composants [Arnaiz, 2010 ; Ferreiro, 2012 ; Medjaher, 2012 ; Sankararaman, 2014].

2.3. Choix d'une représentation des STMC

Lors de l'étude de systèmes industriels réels, il est observé qu'ils présentent un nombre important de composants, où plusieurs composants peuvent subir des défaillances lors de l'exécution de tâches

que ce soit de manière indépendante ou non. Les entités (composants, fonctions, services, sous-systèmes…) peuvent être dans un état faisant partie de l'ensemble fini d'états, dont des états défaillants, dans lesquels l'entité peut être. La représentation, dans ces conditions, des combinaisons de défaillances dans ces scénarios pose le problème de l'explosion de l'espace d'états qui rend le calcul de la fiabilité très difficile. Dans ces cas, les méthodes classiques de modélisation atteignent leurs limites [Simon, 2008].

Dans cette section, nous avons identifié les formalismes proposés dans la littérature permettant d'analyser la fiabilité future d'un STMC, tels que les réseaux de Petri, les arbres de défaillance, les chaînes de Markov, les réseaux bayésiens et leurs dérivés pour lesquels nous avons identifié certains problèmes pour permettre une évaluation de la fiabilité future d'un STMC.

Pour effectuer une analyse avec des arbres de défaillances, l'hypothèse (a) d'états binaires et (b) d'indépendance, pour un système complexe comportant des états multiples et des défaillances dépendantes, le modèle est illisible.

Dans le cas des réseaux de Petri pour des résultats précis dont les probabilités sont très faibles, un très grand nombre de simulations de Monté Carlo est nécessaire.

Lors de l'utilisation de chaînes de Markov, il est nécessaire d'identifier tous les états du système. Dans le cas de systèmes complexes, le nombre d'états devient ingérable et difficile à modéliser, car les transitions entre les états et leurs valeurs doivent également être identifiées [Weber et Jouffe, 2006].

Les réseaux bayésiens et leurs dérivés apportent des solutions aux problèmes susmentionnés. Ils sont mieux adaptés pour analyser la fiabilité des STMC en se concentrant sur la modélisation avec une structure compacte construite à partir des états des composants [Medina-Oliva, 2013 ; Nguyen, 2015b ; Medina-Oliva, 2015].

2.4. Modélisation pour l'analyse de la fiabilité future pour les systèmes complexes

En ingénierie de fiabilité, le pronostic d'un système technique consiste à évaluer sa capacité à effectuer des tâches de production futures. Cette évaluation correspond à une analyse de la fiabilité future du système. De nombreuses méthodes permettent d'évaluer le système au moyen d'une analyse qualitative et quantitative. L'analyse quantitative consiste à calculer la probabilité de défaillance d'un

système, de fonctions ou de composants. L'utilisation et l'efficacité de ces méthodes dépendent du type et de la structure du système, ainsi que de l'expérience de l'ingénieur en fiabilité.

La modélisation permettant d'évaluer la fiabilité future du STMC pour la mise en œuvre du PHM nécessite un formalisme qui s'adapte aux caractéristiques présentées par les systèmes industriels réels.

Le formalisme des BN généralise la plupart des modèles stochastiques et est très efficace pour les modèles devant prendre en compte les multiples états dans les différentes entités du système [Murphy, 2002]. Les BN permettent, dans un unique modèle graphique, de représenter différents types de connaissances liées au système (vision globale au lieu de locale) et de prendre en compte l'incertitude et la causalité. Ceci peut être appliqué pour des cas discrets et continus. De plus, les inférences définies pour calculer les probabilités conditionnelles ont tendance à réduire le nombre d'états en « fusionnant » ceux qui sont équivalents [Koski et Noble, 2009].

Ainsi, les propriétés des BN en font un formalisme approprié aux applications de fiabilité [Langseth et Portinale, 2012]. Nous avons donc choisi d'utiliser les réseaux bayésiens comme outil de modélisation discret permettant d'analyser les chances de défaillance de toutes les entités du système lors de l'exécution de futures tâches de production par le STMC dans le but de fournir des indicateurs pour l'aide à la décision pour la planification conjointe de la production et de la maintenance.

Dans le cadre des objectifs du PHM [Lee, 2006 ; Voisin, 2010], il doit permettre d'analyser la capacité du système à accomplir les futures tâches de production à tous les niveaux (système, sous-systèmes, services ou fonctions, composants).

Les BN et leurs dérivés ont été développés notamment pour fournir des modèles permettant d'effectuer des analyses de fiabilité de systèmes pour l'optimisation de la maintenance prédictive ou pour évaluer des stratégies de maintenance [Medina-Oliva, 2013 ; Nguyen, 2015b ; Medina-Oliva, 2015].

La modélisation sous la forme de graphe est un bon outil pour représenter les STMC, leurs entités et les états. Fournir des indicateurs pour l'aide à la planification de la maintenance et de la production implique de disposer d'outils de modélisation fournissant des indicateurs de santé, à partir des pronostics locaux des composants, pour les différentes entités du système (composants, fonctions ou services, sous-systèmes…) mais aussi des indications sur les composants sur lesquels les actions de maintenance devraient porter en priorité. Pour cela il faut rassembler des connaissances sur le système.

2.5. Connaissances

Au sens de l'ingénierie des systèmes, un système est conçu pour répondre à des besoins, des contraintes, des performances regroupées sous le terme « exigences ». Pour cela la phase de conception détermine l'architecture fonctionnelle (appelée aussi logique) et l'architecture matérielle (appelé aussi physique) la plus appropriée répondant aux exigences. Ces architectures souvent représentées à l'aide de modèle graphique dans le cadre du MBSE (Model Based Systems Engineering) permettent d'identifier les échanges de flux (matière, énergie, information) qui constituent la plupart des interactions entre entités du système [Kossiakoff, 2011]. Les systèmes sont conçus de manière différente pour répondre à des exigences différentes ; les architectures, entités et interactions sont donc différentes. C'est pourquoi pour modéliser un STMC, certaines connaissances rendues disponibles dès sa conception sont nécessaires à la mise en œuvre de la FGP visée pour un STMC donné.

Trois types de connaissances ont été identifiées pour la mise en œuvre de la FGP pour un STMC donné : les connaissances structurelles, les connaissances fonctionnelles et les connaissances comportementales, à l'exception de la connaissance sur la fonction de pronostic elle-même [Voisin, 2010]. Ces connaissances peuvent être modélisées par l'intermédiaire d'un graphe orienté [Dievart, 2010 ; Desforges, 2012].

2.5.1 Représentation de la connaissance structurelle

La connaissance structurelle est liée à la topologie du système qui décrit toutes les entités (composants ou fonctions), leurs niveaux et leurs interconnexions et interactions dans la mise en œuvre du système.

Les connaissances nécessaires à la modélisation structurelle peuvent être présentes dans des arbres de défaillances, des études HAZOP (HAZard and OPerability) [Dunjo, 2010], des modèles de conception tels que les diagrammes SADT (Structured Analysis Design Technique) ou SysML (System Modeling Language) servant souvent de support au MBSE.

En fait, ces diagrammes permettent d'identifier les échanges de flux et donc les interactions entre entités (fonctions ou composants) et donc les conséquences de défaillances d'une entité se traduisant par des flux ne correspondant plus aux attentes [Dunjo, 2010]. Cela permet ainsi d'établir les relations causales entre les entités.

Une représentation graphique de la connaissance structurelle est présentée sur la Figure 8. Dans cette représentation, la relation causale signifie que l'entité en aval est hors service ou deviendra hors

service si l'entité en amont est défaillante ou hors service ou si elle devient défaillante ou hors service. Ainsi, seules les relations de cause à effet directes ont besoin d'être modélisées afin d'éviter de considérer un même événement comme plusieurs événements indépendants. En effet, selon le modèle structurel de la Figure 8, si E2 est défaillante ou hors service, E5 sera hors service et, par conséquent, E6 et E7 seront également défaillantes ou hors service. Cela permet d'aller rechercher, lorsque c'est le cas, l'origine d'un mauvais fonctionnement parmi les entités dont une entité donnée dépend structurellement.

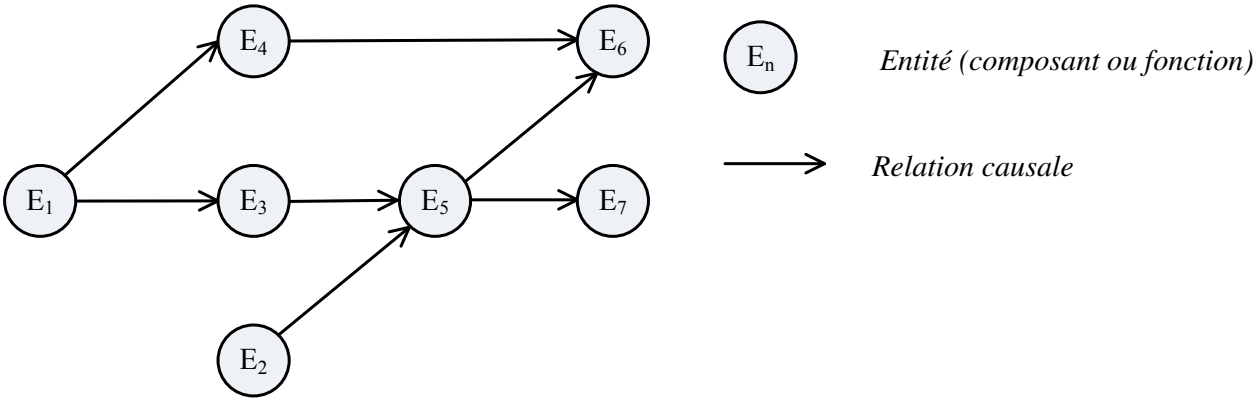


Figure 8. Éléments de modélisation des connaissances structurelles.

Les connaissances structurelles peuvent être donc représentées par un graphe orienté où l'ensemble N des nœuds, qui sont les entités du STMC (composants, fonctions ou services, sous-systèmes…), dont l'état peut être assimilé à une variable aléatoire. L'ensemble A des arcs représente les relations de causalité directe entre les entités.

2.5.2 Représentation de la connaissance fonctionnelle

En ingénierie des systèmes, les STMC sont aussi considérés d'un point de vue hiérarchique qui décompose un système en sous-systèmes, un sous-système en fonctions (ou services), une fonction en fonctions et/ou composants [Kossiakoff, 2011 ; Lamoureux, 2014]. Des diagrammes tel que FAST (Function Analysis System Technique) permettent une représentation de telles hiérarchies. Par conséquent, la modélisation des connaissances fonctionnelles vise à définir l'ensemble des entités (composants, fonctions ou services, sous-systèmes et le STMC lui-même) qui contribuent à la mise en œuvre des fonctions, services et sous-systèmes du STMC [Kossiakoff, 2011]. Cette modélisation regroupe hiérarchiquement les entités en fonctions explicites auprès des utilisateurs (superviseurs, pilotes, conducteurs, opérateurs de production…) en charge de l'exploitation du STMC.

La connaissance fonctionnelle repose sur des relations d'appartenance qui décrivent le fait qu'une entité concourt à la mise en œuvre d'une fonction, d'un service ou d'un sous-système. Un composant peut être associé à une ou plusieurs fonctions. La connaissance fonctionnelle est la seule qui permet de passer du niveau d'un composant au niveau d'une fonctionnalité (fonction ou service). Cette notion de fonction ou de service est requise dans la FGP puisque ce sont ces fonctions ou services dont le bon fonctionnement permet de garantir les réalisations satisfaisantes des futures tâches de production.

Lors de la décomposition hiérarchique d'une fonction, au niveau le plus bas de la hiérarchie, les fonctions sont implémentées uniquement par des composants. Dans les niveaux supérieurs de la décomposition hiérarchique, les fonctions peuvent être mises en œuvre par des composants et/ou d'autres fonctions. Enfin, au niveau plus élevé de la décomposition hiérarchique, les sous-systèmes sont mis en œuvre uniquement par des fonctions.

Cette première description de la connaissance fonctionnelle suggère qu'une fonction peut être assimilée à des entités qui seraient organisées selon une structure en série dans un diagramme de fiabilité comme cela est montré sur la Figure 9.

Figure 9. Diagramme de fiabilité d'un système avec structure série.

Cependant, ces diagrammes de fiabilité représentent aussi des structures dans lesquelles les entités sont en parallèle comme cela est montré sur la Figure 10.

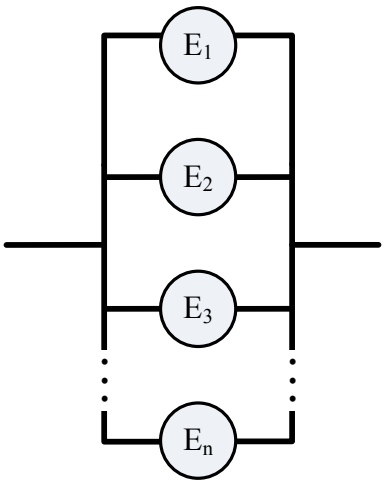


Figure 10. Diagramme de fiabilité d'un système avec structure parallèle

Ces structures en parallèle forment, d'un point de vue fonctionnelle, des redondances, c'est-à-dire que les entités en parallèle assurent le même service ou la même fonction pour satisfaire, le plus souvent, des exigences de sûreté de fonctionnement [Goupil, 2011]. Dans de nombreux cas, le service est assuré tant qu'au moins une entité est en mesure de le fournir. Il existe également des systèmes particuliers dans lesquels le service des entités redondantes n'est plus assuré avec les performances nécessaire si le nombre d'entités qui l'assure devient inférieur à un nombre p parmi les n entités qui sont potentiellement capables de l'effectuer [Simon, 2007 ; Bourouni, 2013]. La représentation de ses structures parallèles que nous appelons « redondances » peuvent être définies à l'aide de relations d'appartenance et font partie selon nous de la connaissance fonctionnelle.

Les deux structures rencontrées dans les diagrammes de fiabilité peuvent être représentées graphiquement par des relations d'appartenance rassemblant des entités en série en une fonction et des entités en parallèle en une redondance comme cela est représenté sur la Figure 11.

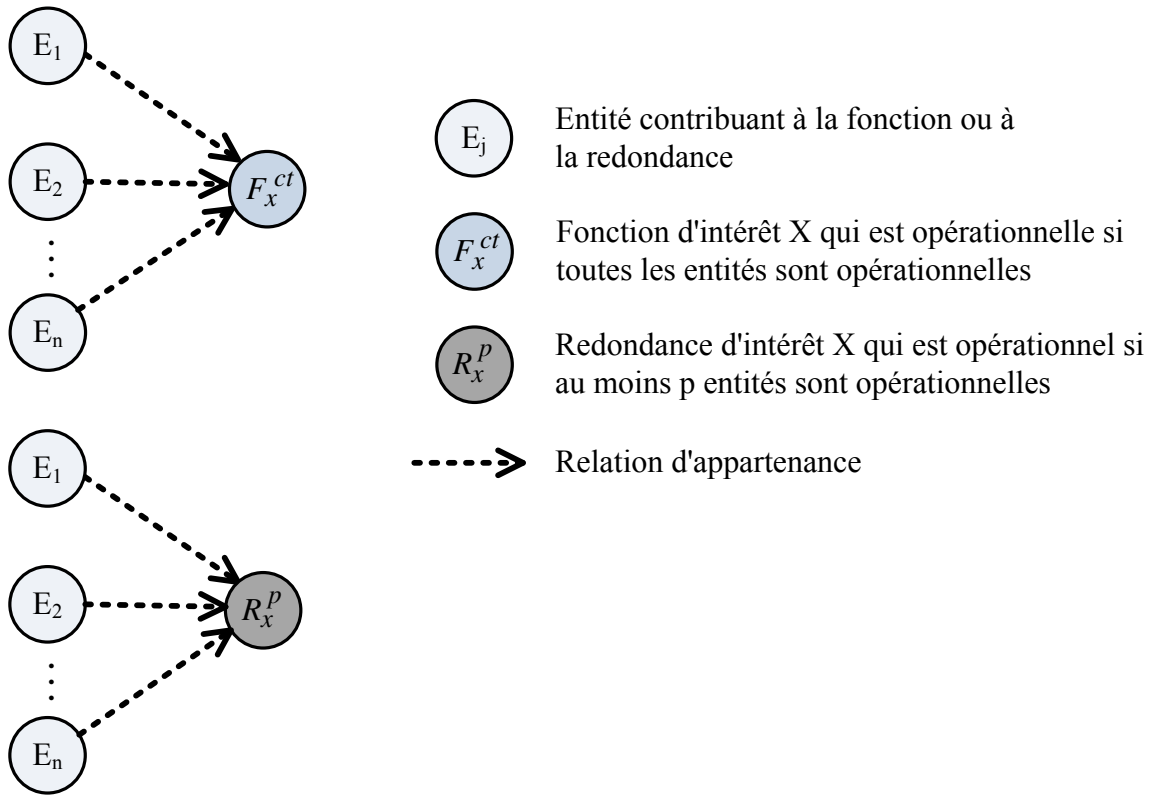


Figure 11. Représentation graphique d'une fonction et d'une redondance.

2.5.3 Représentation de la connaissance comportementale

La modélisation comportementale vise principalement à définir le comportement dynamique d'un système. Des modèles comportementaux sont utilisés pour détecter les dégradations et analyser leurs tendances afin d'établir un pronostic pour les composants surveillées. Les techniques d'acquisition et de traitement des données mises en œuvre afin de détecter les dégradations et d'analyser leurs tendances pour définir les RUL des composants (avec des indicateurs de confiance ou d'incertitude) sont nombreuses et dépendent, également, des composants dont on souhaite effectuer le pronostic [Scarf, 2007].

La modélisation comportementale nécessite aussi des connaissances issues de la conception sur les composants, les fonctions ou services et les sous-systèmes. De nombreux intervenants sont impliqués dans la conception de systèmes complexes ou de STMC. Ils peuvent concevoir et fournir aussi bien des pièces élémentaires que des sous-systèmes complets. La modélisation comportementale peut nécessiter qu'un fournisseur de composant fournisse des informations à un autre partenaire pouvant mener à une forme de divulgation de son savoir-faire. Par conséquent, il serait judicieux que les fournisseurs développent également le système effectuant le pronostic des composants qu'ils produisent. En effet, ils connaissent les modèles comportementaux et peuvent ainsi mettre en œuvre les techniques pertinentes pour réaliser ces pronostics. Dans ce cas, un fournisseur peut fournir soit un pronostic pour chaque mode de défaillance du composant, soit un pronostic pour tous ses modes de défaillance. Dans le cas où le pronostic est effectué pour le composant, cela revient à supposer que le composant n'a qu'un seul mode de défaillance. Ces pronostics sont, dans ce manuscrit, considérés comme des pronostics locaux qui sont les entrées de la FGP pour les STMC paramétrés par un modèle. Par conséquent, un composant a un ou plusieurs pronostics locaux quelle que soit sa complexité. Les pronostics locaux sont donc considérés comme des attributs des composants.

Ces associations entre les pronostics locaux et les composants constituent la modélisation des connaissances comportementales pour la FGP. Une représentation graphique de cette connaissance est représentée sur la Figure 12 [Desforges, 2017].

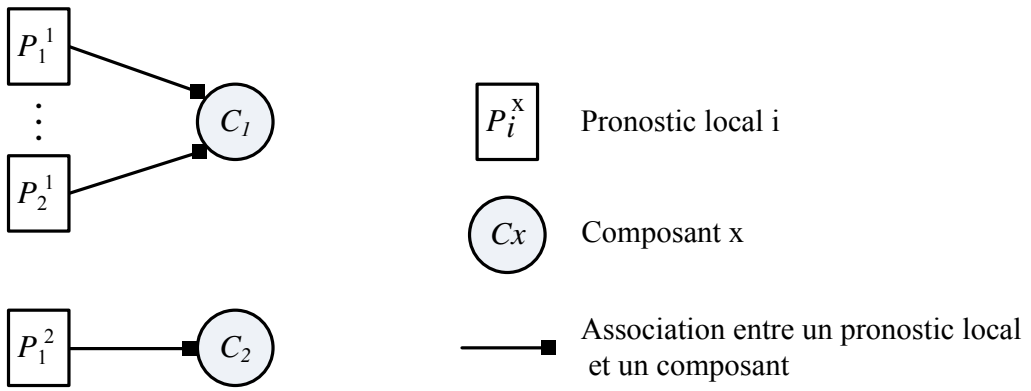


Figure 12. Représentation graphique de la connaissance comportementale.

Dans ces représentations des connaissances, trois types d'entités apparaissent, que nous appelons « patterns ». Il s'agit des fonctions, et des redondances et des composants.

2.5.3.1 Le « pattern » composant

En supposant que les composants n'ont pas de capacité d'auto-réparation : une fois qu'ils sont défaillants, ils ne peuvent pas reprendre un comportement normal satisfaisant les besoins opérationnels sans maintenance. D'après les politiques de maintenance conformes au CBM et au PHM, la maintenance des composants est effectuée avant leur défaillance. Le cas où la conséquence d'une défaillance d'un composant pourrait avoir une incidence sur l'intégrité physique d'autres composants, comme une fuite de liquide sur des dispositifs électriques ou une défaillance d'une structure mécanique éjectant des débris vers d'autres composants, n'est donc pas considéré. Néanmoins, un composant devient inopérant ou hors service si une autre entité, dont il dépend structurellement, devient inopérante ou hors service ou bien encore devient défaillante. C'est pourquoi la distinction entre l'incapacité de fonctionner en raison d'une défaillance interne et d'une autre entité devenant inopérante quelle qu'en soit la raison est distinguée dans le but de fournir une aide à la décision quant aux composants dont une maintenance améliorerait au mieux l'aptitude du STMC à accomplir les futures tâches de production.

Comme cela est montré sur la Figure 13, le « pattern » composant est constitué d'un sommet (nœud) auquel au moins un pronostic local est connecté. Un composant peut dépendre structurellement d'une ou plusieurs entités. Quatre états distincts sont considérés pour ce type de nœuds. Ces états définissent le cadre de discernement d'un composant $C = \{OK, F, OO, FOO\}$ et sont définis comme suit :

OK : Le composant sera en mesure d'exécuter les tâches prévues même si ses performances ne sont pas les meilleures en raison de prémices de dégradations ou de dégradations plus importantes.

F (pour « failed » : défaillant) : Le composant ne pourra pas fonctionner dans les performances minimales requises pour exécuter les tâches prévues parce qu'au moins une défaillance interne s'est produite ou se produira. Le composant devra faire l'objet d'une maintenance pour fonctionner à nouveau dans les limites de ses performances minimales.

OO (pour « out of order » : hors service) : Le composant ne pourra pas fonctionner dans les performances minimales requises pour exécuter les tâches prévues parce qu'au moins une entité dont il dépend structurellement est inopérante ou deviendra inopérante. La maintenance du composant n'est pas nécessaire.

FOO : Le composant ne pourra pas fonctionner dans les performances minimales requises pour exécuter les tâches prévues parce qu'au moins une défaillance interne s'est produite ou se produira et parce qu'au moins une entité dont il dépend structurellement est inopérante ou deviendra inopérante [Gonzalez, 2018].

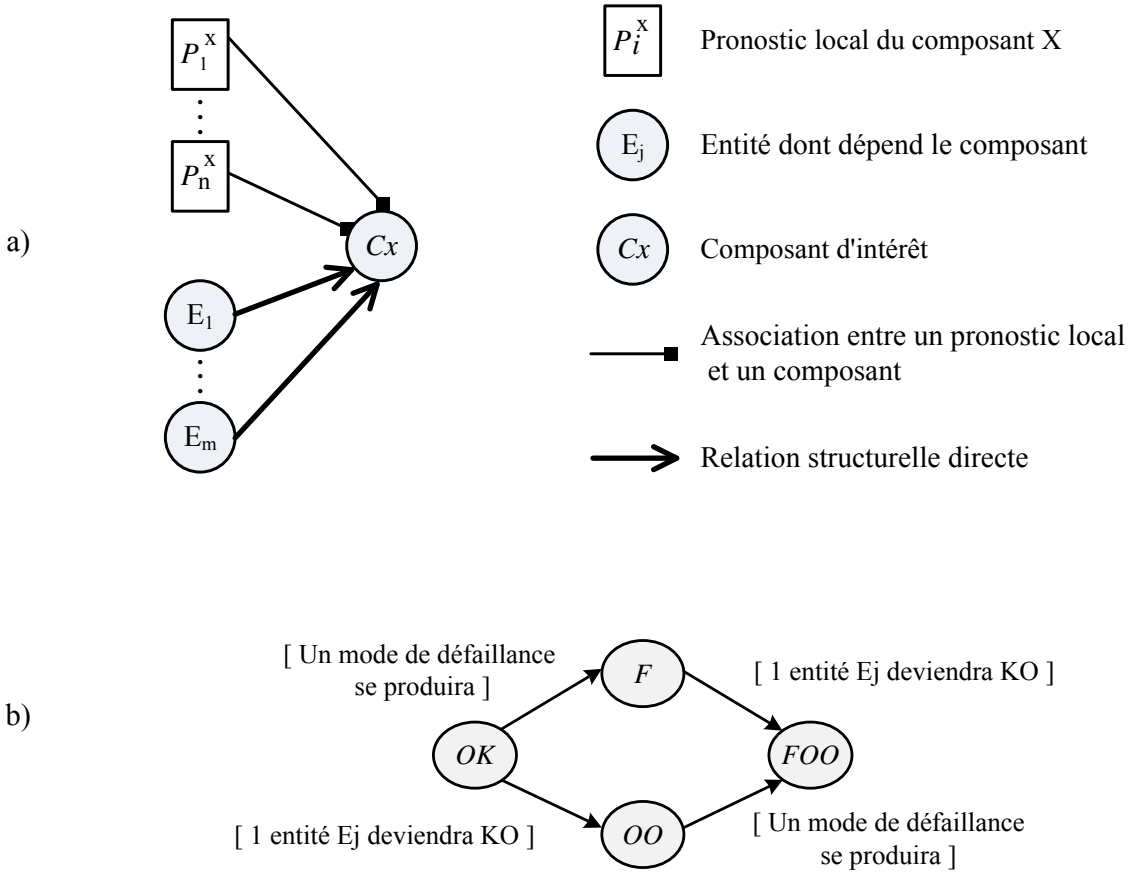


Figure 13. a) schéma du « pattern » composant et b) diagramme états-transitions d'un composant

Nous considérons également un état KO qui correspond à un état inopérant dans lequel le composant n'est pas ou ne sera pas en mesure de fonctionner dans les performances minimales requises pour exécuter les tâches prévues peu importe la raison. KO regroupe donc les états F, OO et FOO.

Comme indiqué sur la Figure 13, il n'y a pas de transition directe entre l'état OK et FOO, ce qui signifie qu'une défaillance du composant et le fait qu'une entité Ej devienne inopérante (état KO) ne surviennent pas simultanément. Cette transition est négligée car seules les chances du composant d'être dans les différents états à l'issue de l'exécution des futures tâches de production importent et non l'ordre dans lequel se produiront les changements d'états.

2.5.3.2 Le « pattern » redondance

Comme nous l'avons décrit dans le paragraphe sur les connaissances fonctionnelles à modéliser pour paramétrer la FGP pour un STMC donné, les redondances peuvent être considérées comme des fonctions particulières par l'intermédiaire desquelles plusieurs entités assurent le même service. Dans la plupart des cas le service n'est plus assuré si aucune entité n'est en mesure de le faire. Cependant, il existe des systèmes particuliers dans lesquels le service des entités redondantes n'est plus assuré si le nombre d'entités qui l'assure devient inférieur à un nombre *p* parmi les *n* entités qui sont potentiellement capables de l'effectuer [Simon, 2007 ; Bourouni, 2013].

Néanmoins, il est intéressant de distinguer un état de plus que ceux pour lequel le service est opérationnel et pour lequel le service est inopérant. Cet état supplémentaire est celui pour lequel le service est opérationnel avec le nombre minimum d'entités redondantes. Dans une telle situation, le système ne doit pas commencer une nouvelle tâche ou séquence de tâches de production principalement pour des raisons de sécurité [Lee, 2006]. En effet, la perte d'une autre entité entraînera la perte du service conduisant à la non réalisation des futures tâches de production dans le respect des critères attendus. Les maintenances nécessaires doivent donc être menées avant cette « perte de redondance ». Pour illustrer ceci, nous prenons l'exemple suivant. Pour un avion bimoteur effectuant un vol commercial (la tâche de production), si un des moteurs tombe en panne, l'avion doit se détourner vers le terrain le plus proche pouvant l'accueillir. Dans le meilleur des cas, si le terrain n'est pas la destination prévue, les passagers devront prendre un autre vol payé par la compagnie, les passagers seront mécontents de leur retard, la compagnie devra effectuer une maintenance sur un terrain pas forcément équipé, l'avion subira une immobilisation non prévue perturbant la planification des vols de la compagnie, etc.

Trois états distincts sont donc considérés pour ce type d'entités correspondant à des nœuds dans la modélisation graphique. Ces états définissent le cadre de discernement d'une redondance $R^p = \{OK, LR, KO\}$. Ces états sont définis comme suit :

OK : grâce à au moins *p+1* entités le service est assuré pour les tâches prévues dans les performances minimales nécessaires.

LR (pour « lost of redundancy » : perte de redondance) : Seules *p* entités sont ou seront opérationnelles pour assurer le service dans les performances minimales requises pour réaliser les tâches planifiées. Des interventions de maintenance peuvent être nécessaires pour accomplir les tâches de production avec des chances de réalisation dans des conditions satisfaisantes.

KO : Moins de *p* entités sont ou seront en mesure de fonctionner. Cela n'est pas suffisant pour garantir les performances minimales requises pour exécuter les tâches prévues. Des interventions de maintenance sont nécessaires pour rétablir le service.

Un diagramme états-transitions d'une redondance est présenté sur la Figure 14 [Gonzalez, 2018].

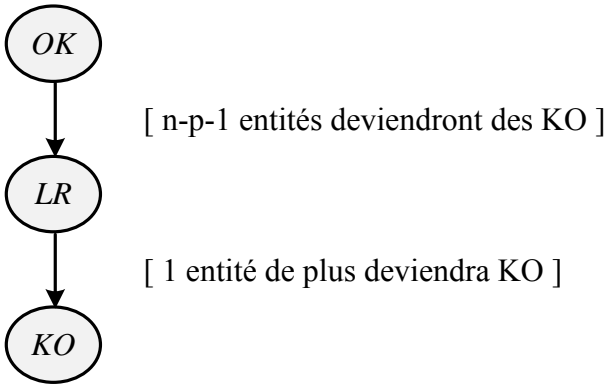


Figure 14. Diagramme états-transitions d'une redondance

Cependant, nous considérons un état OK_r qui regroupe l'état OK et l'état LR. Il s'agit donc du regroupement des états pour lesquels le service assuré par les entités redondantes est opérationnel.

2.5.3.3 Le « pattern » fonction

Comme nous l'avons précisé dans le paragraphe sur les connaissances fonctionnelles, les fonctions peuvent être identifiées à partir de la vue hiérarchique établie à l'aide de modèles utilisés en phase de conception. Elles sont mises en œuvre par plusieurs entités, qui peuvent être des sous-fonctions, des

composants ou des services mis en œuvre par des entités redondantes ; mais elles peuvent également être mises en œuvre par une entité unique. Une fonction ne pourra pas satisfaire les besoins de réalisation de futures tâches de production si une ou plus de ses entités qui concourent à sa mise en œuvre sont ou deviennent incapables d'agir avec des performances compatibles avec la satisfaction des besoins de réalisation de futures tâches de production.

Pour une fonction, deux états distincts sont considérés qui forment le cadre de discernement $F^{ct} = \{OK, KO\}$. Ces états sont définis comme suit :

OK : La fonction sera en mesure d'exécuter les tâches planifiées dans les limites des performances minimales requises.

KO : La fonction ne sera pas en mesure d'exécuter les tâches planifiées dans les performances minimales requises parce que l'une de ses entités, au moins, est KO ou deviendra KO pendant la réalisation des tâches.

Le diagramme états-transitions est donc résumé au diagramme présenté sur la Figure 15 [Gonzalez, 2018].

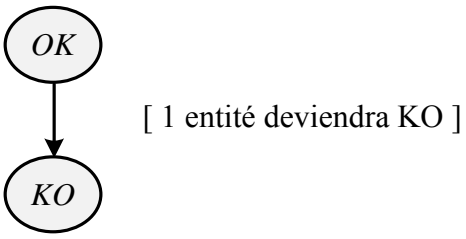


Figure 15. Diagramme états-transitions d'une fonction

2.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une modélisation des STMC permettant de paramétrer la Fonction Générique de Pronostic (FGP) décrite dans le chapitre 3 afin d'évaluer l'aptitude d'un STMC à accomplir des futures tâches de production. Cette FGP doit fournir des indicateurs d'aide à la décision pour une planification conjointe de la production et de la maintenance.

Cette modélisation est graphique. Elle comporte trois types de nœuds que nous avons appelés « pattern » composant, « pattern » redondance et « pattern » fonction. Ces « patterns » sont associés à des cadres de discernement faisant apparaître les états distincts dans lesquels ces entités peuvent être. Cette modélisation comporte également deux types d'arcs non pondérés correspondant à des relations

de dépendances structurelles et d'appartenance fonctionnelles reliant les nœuds. Cette modélisation est donc très proche des réseaux bayésiens qui fournissent un cadre formel pertinent pour l'évaluation de l'aptitude d'un STMC à accomplir des futures tâches de production qui correspond à l'évaluation de sa fiabilité lors de l'exécution de futures tâches.

Cependant, cette évaluation admet, pour un STMC et des tâches données, des pronostics locaux des composants en entrée pour lesquels une étude typologique est faite dans le chapitre 3. Cette étude montre que les pronostics fournissent des informations pouvant comporter de l'incertitude aléatoire ou épistémique. Nous présentons donc des solutions pour traiter ces incertitudes. Puis, nous y présentons les inférences effectuées à partir des pronostics locaux pour chacun des « patterns » afin que la FGP fournisse des indicateurs d'aide à la décision pour une planification conjointe de la production et de la maintenance.

Chapitre 3 : Evaluation des Indicateurs d'Aide à la Décision

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les inférences et l'algorithme de la Fonction Générique de Pronostic (FGP), exploitant la modélisation d'un STMC présentée dans le chapitre 2, permettant d'en évaluer l'aptitude à réaliser des futures tâches de production et fournissant des indicateurs d'aide à la décision pour la planification de la production et de la maintenance. Cette évaluation admet en entrée les pronostics locaux des composants dont une typologie est établie dans ce chapitre.

Nous avons justifié dans le chapitre 2 notre choix portant sur les réseaux bayésiens comme cadre formel permettant d'effectuer cette évaluation. Cependant, la typologie que des pronostics locaux des composants que nous établissons dans ce chapitre montre que les informations fournies par les pronostics locaux contiennent des informations pouvant comporter de l'incertitude aléatoire et/ou épistémique. Les réseaux bayésiens ne permettent pas de traiter ce type d'incertitude.

Nous avons donc recherché un cadre mathématique permettant de traiter ces deux types d'incertitude et nous avons retenu pour cela la Théorie de Dempster Shafer (TDS), aussi connue en anglais sous le nom de « theory of evidence » ou encore théorie des fonctions de croyance que nous présentons brièvement.

Nous présentons ensuite les mises en forme des informations fournies par les pronostics locaux afin qu'elles puissent être traitées par la FGP. Nous présentons également les inférences constituant une forme d'hybridation entre inférences bayésiennes et TDS pour chacun des « patterns » décrits dans le chapitre 2 ainsi que les indicateurs servant à l'aide à la décision pour la planification conjointe de la production et de la maintenance.

Enfin nous donnons dans ce chapitre, les éléments permettant de définir les composants dont la maintenance peut améliorer au mieux l'aptitude du STMC à accomplir les tâches futures ainsi que l'algorithme générale. Les développements présentés dans ce chapitre ont fait, avec les résultats présentés dans le chapitre 4, l'objet de l'article [Gonzalez, 2018].

3.2 Typologie des pronostics locaux des composants

La disponibilité du système et les actions de maintenance dépendront de l'évaluation de l'état de santé actuel et futur du STMC à partir de celle de ses composants. Il convient donc d'établir une typologie des pronostics locaux des composants.

Les pronostics locaux des composants fournissent des évaluations sur l'évolution de dégradations qui sont des mécanismes physiques de détérioration tels que l'usure, la propagation de fissures (phénomène de fatigue), la corrosion… L'objectif des pronostics consiste, soit à prévoir un niveau de dégradation pour une utilisation donnée, soit à prévoir la durée d'utilisation restante (en durée, nombre de cycles, distance…) avant que la dégradation n'atteigne un niveau pour lequel il est considéré que les chances de défaillance sont trop importantes pour que le composant soit engagé dans plus de tâches de production comme cela est montré sur la Figure 16 [Desforges, 2017].

Les composants peuvent être associés à un ou plusieurs pronostics locaux. Nous considérons, comme nous l'avons précisé dans le chapitre 2, qu'un pronostic local de composant est dédié, soit à la prévision de l'évolution d'une dégradation particulière du composant, soit à la prévision de l'évolution de la dégradation de l'état général du composant. Cette dernière situation peut être assimilée à un composant qui ne subirait qu'une seule dégradation.

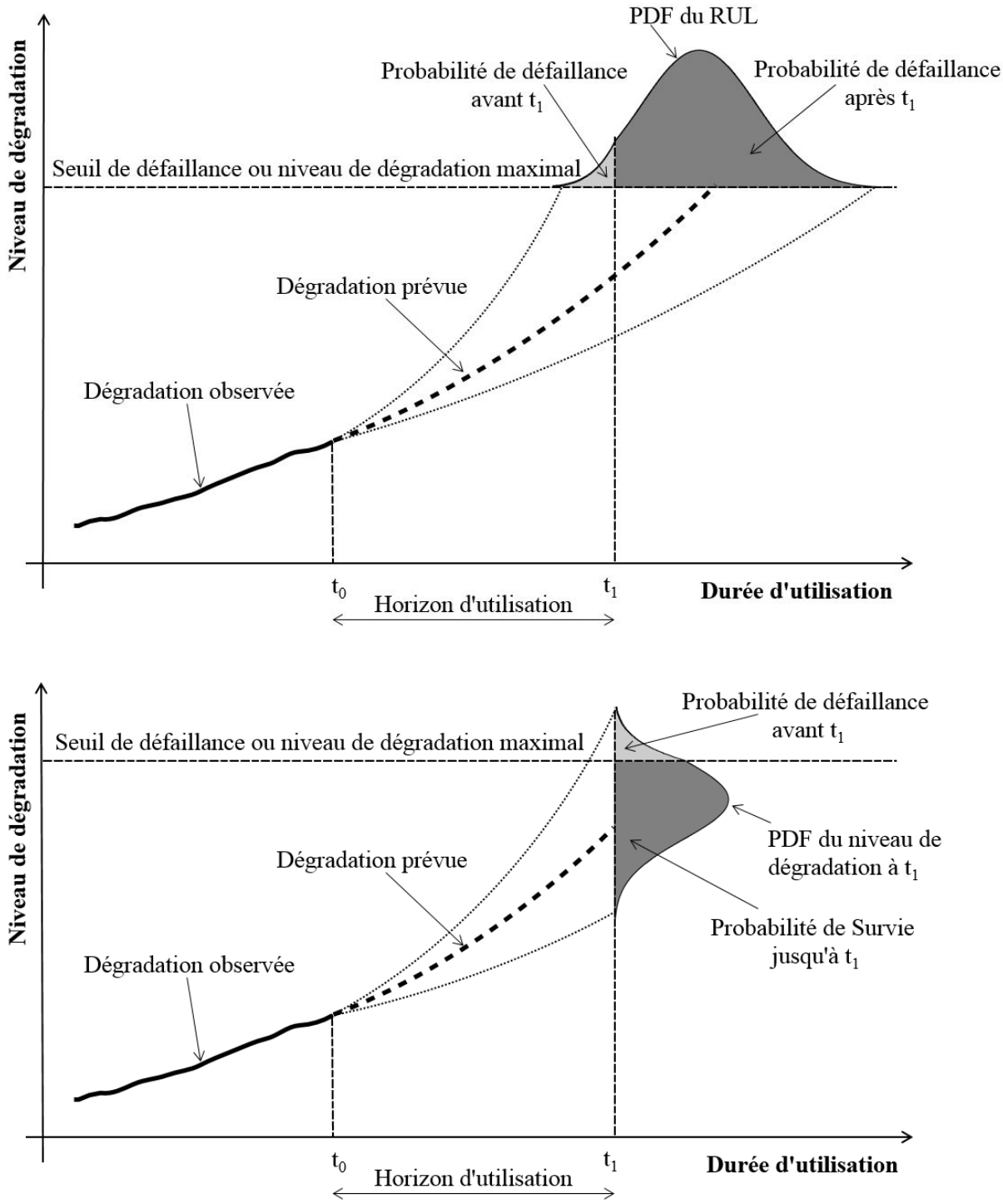


Figure 16. Prévisions des évolutions des dégradations

Dans le domaine du PHM, l'activité pronostique consiste en l'évaluation précise des RUL des composants d'un système [Scarf, 2007 ; Le Son, 2013]. Il s'agit principalement d'évaluer, avec une probabilité donnée, la durée d'utilisation d'un composant avant sa défaillance, comme ceci est illustré sur la Figure 17 où t_0 est la durée d'utilisation actuelle du composant [Vachtsevanos, 2006]. Sur la

Figure 17, il est montré que deux grandeurs sont affectées par de l'incertitude. La première concerne l'incertitude sur le fait qu'un niveau de dégradation donné entraîne la défaillance. La seconde concerne l'incertitude quant à la durée d'utilisation avant qu'un niveau de dégradation ne soit atteint, pour lequel il est considéré que les chances de défaillance sont trop importantes.

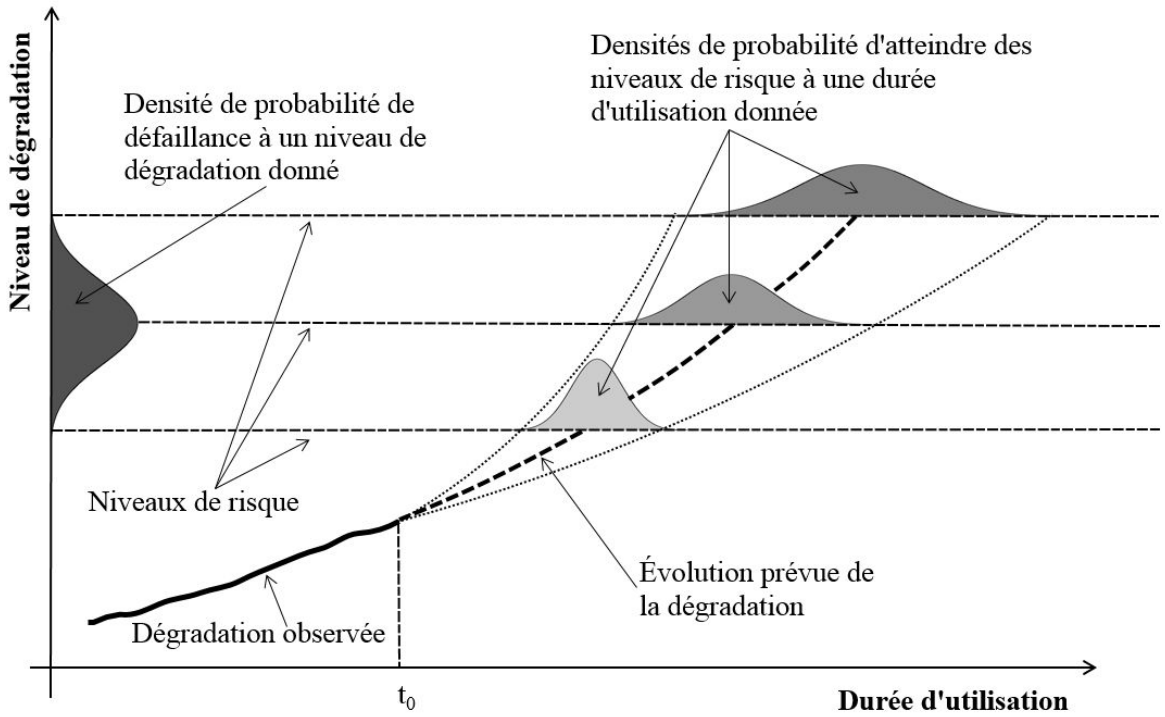


Figure 17. Incertitudes probabilistes associées aux pronostics de dégradation [Vachtsevanos, 2006]

Dans ce cas, le pronostic local fournit idéalement une fonction de densité de probabilité (PDF – Probability Density Function) ou une fonction de distribution de probabilité cumulative (CPDF – Cumulative Probability Distribution Function) comme dans [He, 2011 ; Gouriveau et Zerhouni, 2012 ; Jin, 2013 ; Zhao, 2013]. Si, pour différentes raisons possibles (encombrement, poids, coût...), il n'y a pas de pronostic local, il est possible d'exploiter les PDF ou CPDF de défaillance d'un composant en fonction de ses utilisations (durées, nombre de cycles, distance parcourue, etc.). Ces PDF et CPDF peuvent être obtenues grâce à des études statistiques menées par les fournisseurs des composants et qui leur permettent de déterminer les probabilités de défaillances élémentaires associées au MTTF (Mean Time To Failure – durée moyenne d'utilisation avant la première défaillance) ou au MTBF (Mean Time Between Failures - durée moyenne entre les défaillances) des composants [Goupil, 2011]. Il convient de retirer au MTBF le MTTR (Mean Time To Repair – durée moyenne de réparation) pour obtenir la durée moyenne de bon fonctionnement entre deux défaillances du composant. Ceci est illustré pour une PDF sur la Figure 18 [Desforges, 2017].

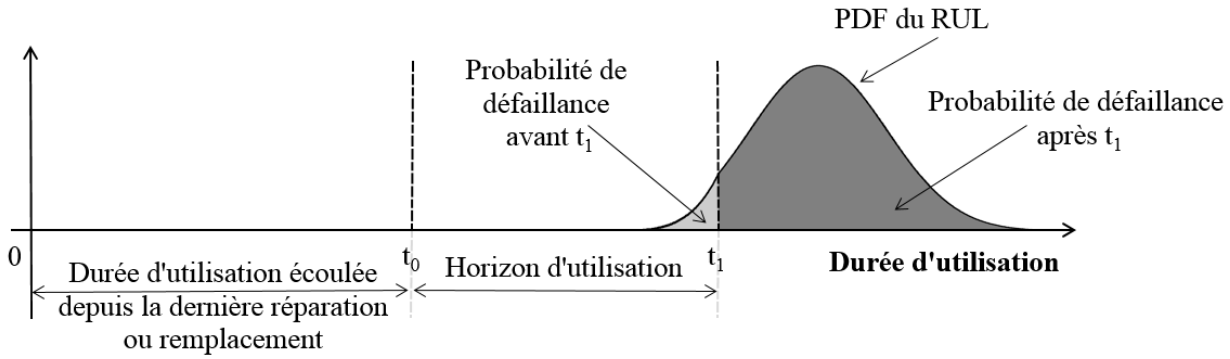


Figure 18. PDF de la durée d'utilisation restante

Dans les situations présentées sur les Figures 16 et 18, le pronostic consiste à déterminer à l'instant t_0 la probabilité d'atteindre à l'instant t_1 le niveau de dégradation pour lequel les chances de défaillance sont considérées comme trop importantes. Nous assimilons par la suite, pour des commodités de langage, de tels niveaux de dégradation à la défaillance. Avec de telles considérations, le cadre de discernement d'un pronostic local P comporte deux états qui sont :

- F une défaillance se produira avant l'instant t_1,
- $\bar{F}$ aucune défaillance ne se produira avant l'instant t_1.

Dans un cadre probabiliste, le but du pronostic est donc d'établir la probabilité $p_F(t_1)$ qu'une défaillance se produise avant l'instant t_1 et la probabilité que la défaillance ne se produise pas avant l'instant t_1 : $p_{\bar{F}}(t_1) = 1 - p_F(t_1)$.

Toutefois, la probabilité d'une défaillance ne peut pas toujours être calculée pour une durée d'utilisation donnée à partir des données fournies par le pronostic local. En effet, le pronostic local peut fournir des données présentant de l'incertitude épistémique. Les pronostics locaux peuvent fournir deux types de données contenant une incertitude épistémique.

Le premier type de données consiste en un intervalle variant avec la durée d'utilisation dans lequel la probabilité de défaillance se trouve avec une confiance α tel que les résultats présentés dans [Sankararaman, 2014]. Cet intervalle peut être défini par une CPDF supérieure et une CPDF inférieure comme cela est montré sur la Figure 19 où $p_{lowF}(t_1)$ est la probabilité inférieure de défaillance avant t_1 avec une probabilité d'erreur $\alpha/2$ calculée par le pronostic local à t_0 et $p_{upF}(t_1)$ est la probabilité supérieure de défaillance avant t_1 avec une probabilité d'erreur $\alpha/2$ calculée par le pronostic local à t_0

également. A t_1, on a $p_{lowF}(t_1) \leq p_F(t_1) \leq p_{upF}(t_1)$ avec une confiance α ce qui constitue de l'incertitude épistémique sans autre information sur la distribution de cette confiance.

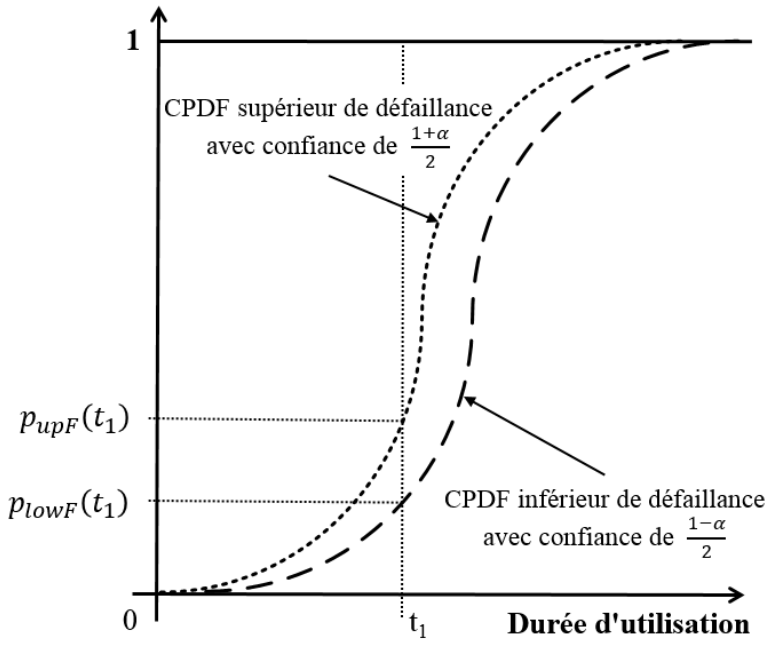


Figure 19. Données de pronostic local fournissant une CPDF supérieure et une CPDF inférieure de défaillance

Le second type de données consiste en un intervalle que le pronostic local évalue à t_0 noté $[RUL_{min}, RUL_{max}]$ dans lequel le RUL réel se trouve avec une probabilité donnée α ; de tels résultats sont obtenus dans [Arnaiz, 2010 ; Ferreiro, 2012 ; Medjaher, 2012 ; Tobon-Mejia, 2012]. Ce type de données est illustré par le schéma de la Figure 20. Cela signifie que dans l'intervalle $[RUL_{min}, RUL_{max}]$, les chances d'occurrence de la défaillance sont de α sans plus d'information ; ce qui constitue de l'incertitude épistémique.

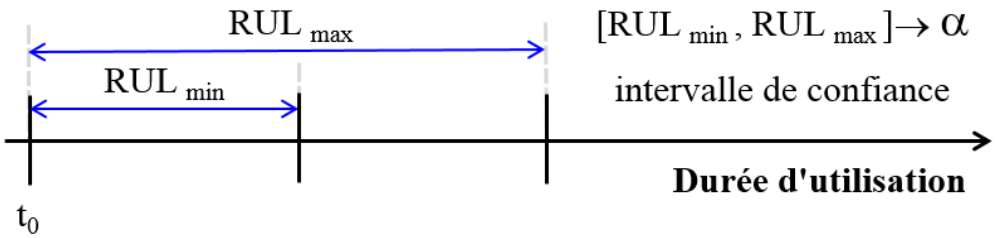


Figure 20. Pronostic fournissant un intervalle de confiance sur le RUL

Pour évaluer à t_0 la capacité du système multicomposant à exécuter les tâches de production planifiées qui se termineront à t_e, il faut calculer les pronostics locaux à partir de la durée pendant laquelle les futures de tâches de production planifiées vont solliciter les composants afin de définir les valeurs de t_1 pour leurs pronostics locaux. Néanmoins, la durée d'utilisation n'est pas toujours le meilleur indicateur pour les RUL. En effet, dans certains cas, la distance parcourue, le nombre de cycles sont plus pertinents [Arnaiz, 2010 ; He, 2011 ; Ferreiro, 2012]. Dans ces cas, la durée d'utilisation doit être convertie dans la grandeur pertinente (distance parcourue, nombre de cycles…). Les pronostics locaux peuvent aussi nécessiter l'introduction de facteurs relatifs à la sévérité avec laquelle les tâches planifiées solliciteront les composants qui pourront être introduits grâce à des paramètres dans les modèles de calcul des pronostics locaux [Ferreiro, 2012]. Les durées d'utilisation et les sévérités peuvent être anticipées et fournies par la gestion de production qui assigne des tâches aux STMC.

Comme la FGP admet entrée des pronostics locaux de composants et que ceux-ci peuvent contenir des données comportant de l'incertitude aléatoire (ou probabiliste) et de l'incertitude épistémique. Nous avons recherché un cadre mathématique permettant de traiter ces deux types d'incertitude.

3.3 Cadre pour le traitement des incertitudes

3.3.1 Choix d'un cadre mathématique pour le traitement des incertitudes des pronostics locaux

L'imperfection de l'information peut prendre quatre formes lorsqu'elle provient d'une source unique comme c'est le cas avec les pronostics locaux de composants. Des définitions de l'imperfection de l'information sont données dans [Motro et Smets, 1997] :

- l'incertitude est relative à la vérité d'une information et caractérise son degré de conformité à la réalité. Elle fait référence à la nature de l'objet ou du fait concerné, à sa qualité, à son essence ou à son occurrence,
- l'imprécision concerne le contenu de l'information et indique donc son défaut quantitatif de connaissance,
- l'incomplétude caractérise l'absence d'information apportée par la source sur certains aspects du problème,

- l'ambiguïté exprime la capacité d'une information à permettre des interprétations différentes.

L'approche subjective de représentation de ces imperfections a été retenue. Elle considère la probabilité comme la mesure personnelle de la croyance en l'occurrence de l'événement [Dubois, 2003]. En effet, la probabilité y est interprétée comme la traduction numérique d'un état de connaissance (la connaissance d'un expert par exemple). Trois cadres de développement théorique répondent à cette approche.

- La théorie des probabilités, associée à la théorie bayésienne de la décision pour la décision dans l'incertain. Si la théorie des probabilités permet de bien représenter l'incertitude, elle ne peut représenter que difficilement l'imprécision de l'information. Elle est donc peu adaptée à la représentation de l'incertitude épistémique que peut comporter les pronostics locaux.

- La théorie des sous-ensembles flous fournit un cadre permettant de représenter explicitement des informations imprécises, au moyen de fonctions d'appartenance [Zadeh, 1965]. La théorie des possibilités [Dubois et Prade, 1988], dérivée de la théorie des sous-ensembles flous permet de représenter l'incertitude et l'imprécision au moyen de fonctions de possibilité et de nécessité. Ces théories offrent une grande variété d'opérateurs prenant en compte des mesures de conflit ou encore de fiabilité des sources. Cependant, les capacités d'expression présentent quelques limites comme l'impossibilité de représenter l'incertitude probabiliste que peut comporter les pronostics locaux.

- La théorie des fonctions de croyance, « theory of evidence » en anglais, est basée sur l'affectation de mesures subjectives non-additives des chances de réalisation d'un évènement voire d'un groupe d'évènements. Elle permet d'exprimer un avis personnel basé sur la croyance (état de connaissance) de l'individu. Elle est aussi particulièrement adaptée à l'acquisition d'information, aux analyses et autres connaissances fournies par un expert. Elle offre en effet une représentation des connaissances partielles, de l'ignorance totale jusqu'à la connaissance parfaite. Proposée par Dempster puis Shafer lui vaut d'être aussi connue sous le nom de Théorie de Dempster Shafer (TDS). Le modèle de Shafer est basé sur l'acceptation d'une mesure de probabilité sur un espace sous-jacent (ensemble des hypothèses possibles) [Shafer, 1976].

Selon Denœux et Ben Yaghlane « la TDS est maintenant largement acceptée comme un cadre riche et flexible pour représenter et raisonner avec une information imparfaite » [Denœux et Ben Yaghlane, 2002]. En effet, elle combine des approches logiques et probabilistes de l'incertitude. Elle englobe les cadres d'appartenance, de la théorie des sous-ensembles flous, et les probabilités comme des cas particuliers. Elle permet également de représenter la faiblesse des connaissances et l'ignorance

[Ramasso et Denœux, 2014]. Ceci est particulièrement intéressant pour réaliser des traitements à partir de pronostics locaux. Ainsi, la TDS offre un cadre approprié à la problématique traitée dans ce manuscrit visant à l'évaluation de l'aptitude d'un STMC à accomplir de futures tâches de production à partir des pronostics locaux des composants.

3.3.2 Eléments de la théorie de Dempster Shafer

La Théorie de Dempster Shafer (TDS), est un cadre mathématique pour la représentation de l'incertitude épistémique [Certa, 2017]. Elle permet de traiter l'incertitude aléatoire (probabiliste) et l'incertitude épistémique qui est généralement due à un manque de connaissance du système ou du processus [Shafer, 1976 ; Helton, 2006 ; Certa, 2017].

Considérons une variable incertaine Ω comme un ensemble contenant un nombre fini n d'états distincts appelé cadre de discernement $\Omega = \{\omega_1, \omega_{2,} \dots, \omega_n\}$ où ω_i désigne un état particulier dans lequel Ω peut être. Considérons également l'ensemble des parties de Ω noté 2^Ω l'ensemble de tous les sous-ensembles pouvant être générés à partir de Ω tels que $2^\Omega = \{\emptyset, \{\omega_1\}, \{\omega_2\}, \dots, \{\omega_n\}, \{\omega_1, \omega_2\}, \{\omega_1, \omega_3\}, \dots, \Omega\}$ où $\emptyset$ représente l'ensemble vide. La notation 2^Ω est intéressante car elle permet de définir le cardinal de 2^Ω par rapport au cardinal de Ω. La TDS définit trois grandeurs qui sont :

- Les masses de croyance qui consiste en l'assignation de croyances ou, si un cadre probabiliste est retenu, l'assignation de probabilités (bba – basic belief assignment),
- la croyance (Bel - Belief),
- la plausibilité (Pl).

Une bba est la quantité de connaissance ou de croyance associée, accordée ou attribuée à chaque sous-ensemble $\varepsilon_i \in 2^\Omega$, qui est notée $bba(\varepsilon_i)$ [Shah, 2015 ; Certa, 2017]. La bba mesure la « part » de croyance (ou de probabilité) attribuée par la source qui la produit que « $\omega_j \in \varepsilon_i$ » et à aucune hypothèse plus restrictive. Chaque élément $\varepsilon_i \in 2^\Omega$ ayant une $bba(\varepsilon_i) > 0$ est appelé élément focal de 2^Ω. Une structure de croyance correspond à la distribution des bba sur 2^Ω pour une source donnée. Cette structure de croyance répond aux contraintes suivantes :

- $bba(\varepsilon_i): 2^\Omega \rightarrow [0,1]$,
- $bba(\emptyset) = 0$,
- $\sum_{\varepsilon_i \in 2^\Omega} bba(\varepsilon_i) = 1$.

$bba(\emptyset) = 0$ signifie qu'il n'y a aucune possibilité pour la variable incertaine Ω d'être dans un autre état que ceux figurant dans son cadre de discernement. Si $\sum_{\varepsilon_i \in 2^{\Omega}, |\varepsilon_i|=1} bba(\varepsilon_i) = 1$, la structure de croyance est dite dogmatique et correspond à une distribution probabiliste. Si $bba(\varepsilon_i) \neq 0$ et $|\varepsilon_i| > 1$, alors cela indique une incertitude épistémique, c'est-à-dire la part d'ignorance totale concernant le fait que la variable incertaine Ω est dans l'un des états $\omega_j \in \varepsilon_i$.

La croyance est la somme de toutes les bba des sous-ensembles ε_k de l'ensemble d'intérêt ε_i. Donc :

$$Bel(\varepsilon_i) = \sum_{\varepsilon_k \subseteq \varepsilon_i} bba(\varepsilon_k) \qquad \text{(R1)}$$

La plausibilité est la somme des *bba* de tous les ensembles ε_k qui ont une intersection non vide avec l'ensemble d'intérêt ε_i. Donc :

$$Pl(\varepsilon_i) = \sum_{\varepsilon_k \cap \varepsilon_i \neq \emptyset} bba(\varepsilon_k) \qquad \text{(R2)}$$

En notant $\overline{\varepsilon_i}$ le complement à ε_i, la plausibilité et la croyance sont en relation par :

$$Pl(\varepsilon_i) = 1 - Bel(\overline{\varepsilon_i}) \qquad \text{(R3)}$$

$Bel(\varepsilon_i)$ est la croyance certaine de l'hypothèse ε_i. C'est-à-dire qu'il s'agit de la certitude que l'hypothèse ε_i est vraie. $Pl(\varepsilon_i)$ est le support possible de croyance que l'hypothèse ε_i est vraie. C'est-à-dire qu'il s'agit de la croyance totale qui peut être potentiellement accordée à l'hypothèse ε_i est vraie. La différence $Pl(\varepsilon_i) - Bel(\varepsilon_i)$ est l'ignorance relative au fait que l'hypothèse ε_i est vraie. $Bel(\varepsilon_i)$ et $Pl(\varepsilon_i)$ peuvent être considérées, dans un cadre probabiliste, comme respectivement la limite inférieure et la limite supérieure de la probabilité exacte que l'hypothèse ε_i soit vraie [Certa, 2017].

La TDS est particulièrement bien adaptée pour la fusion de données provenant de différentes sources observant la même situation ou des opinions d'experts comme dans [Certa, 2017]. Des propositions visant à combiner ou à agréger ces données ont été présentées par différents contributeurs, parmi eux citons : Dempster, Smets, Dubois et Prade [Smets, 1993].

Toutefois, dans le cas de l'évaluation de l'état de santé futur de STMC, les sources sont les pronostics locaux. Ils sont mis en œuvre, dans le meilleur des cas, pour prédire l'apparition d'un mode de défaillance d'un composant et plus souvent pour prédire la défaillance d'un composant lorsqu'ils sont mis en œuvre. Sinon, les résultats des études de fiabilité visant à déterminer le temps moyen de défaillance (MTTF) ou le temps moyen entre défaillances (MTBF) des composants devraient être utilisés [Desforges, 2017]. Par conséquent, les pronostics locaux observent différentes situations et chaque pronostic local est considéré comme l'unique source d'observation d'une situation particulière.

Par conséquent, leurs combinaisons doivent être faites différemment des méthodes présentées dans [Smets, 1993].

Le théorème de Bayes généralisé, développé dans [Smets, 1993], généralise le modèle de croyance transférable qui est un développement de la TDS [Smets et Kennes, 1994]. Elle permet de traiter l'incertitude épistémique par des réseaux de croyances présentées en reliant les hypothèses caractérisées par des bba qui peuvent être alors assimilées à des probabilités conditionnelles [Villeneuve, 2017].

Cette capacité a été mise en œuvre dans [Simon, 2007 ; Simon, 2008] où une approche intéressante est proposée. Cette approche met en œuvre la TDS pour laquelle les bba des hypothèses sont traitées comme des probabilités conditionnelles à l'aide d'inférences et de réseaux bayésiens pour l'analyse de fiabilité des systèmes complexes. Cette approche est appliquée aux arbres de défaillances et aux diagrammes de fiabilité pour lesquels trois types de structures sont identifiées : les structures série ou portes "ET", les structures parallèles ou portes "OU" et les portes "k/n" qui sont aussi des structures parallèles dont la défaillance a lieu si moins de k entités sur n entités sont opérationnelles.

C'est cette approche que nous avons retenue et développée. Les développements que nous y apportons portent sur :

- la prise en compte des pronostics locaux pour les composants qui peuvent être surveillés par plusieurs pronostics locaux,
- la prise en compte dans les inférences d'un nombre d'états plus important que « Up » et « Down » proposés dans [Simon, 2007 ; Simon, 2008] puisque les états pris en compte sont ceux que nous avons définis pour chaque « pattern » présenté dans le chapitre 2.
- Un traitement permettant d'identifier, pour chaque entité, le composant à maintenir pour améliorer au mieux son aptitude à accomplir de futures tâches de production.

Les informations des pronostics locaux doivent être traitées à l'aide de la TDS.

3.4 Traitement des pronostics locaux

Les traitements à effectuer sur les pronostics locaux consistent, selon leur type, à définir les bba sur leur cadre de discernement $P = \{F, \bar{F}\}$ en fonction des informations qu'ils produisent pour l'instant t_e correspondant à la date à laquelle les tâches que la gestion de production souhaite assigner au STMC

doivent se terminer. Ces traitements sont donc des affectations de valeurs sur les $bba(\varepsilon_i)$ avec $\varepsilon_i \in 2^P = \{\emptyset, \{F\}, \{\bar{F}\}, \{F, \bar{F}\}\}$ sachant que $bba(\emptyset) = 0$.

Dans le paragraphe sur la typologie des pronostics locaux des composants, trois types de pronostics ont été identifiés : les pronostics probabilistes et les deux types de pronostics dont les informations comportent de l'incertitude épistémique.

Dans le cas d'un pronostic local probabiliste, la structure de croyance est dogmatique et donc nous avons :

- $bba(\{F\}) = p_F(t_1) = p_F(t_e)$,
- $bba(\{\bar{F}\}) = 1 - p_F(t_e)$,
- $bba(\{F, \bar{F}\}) = 0$.

Dans le cas d'un pronostic local où l'incertitude épistémique est relative au fait qu'il définit un intervalle dans lequel la probabilité de défaillance se trouve avec une confiance α avec $p_{lowF}(t_1) = p_{lowF}(t_e)$ qui est la probabilité basse de défaillance avant t_e déterminée par le pronostic local avec une probabilité d'erreur de $\frac{\alpha}{2}$ et $p_{upF}(t_1) = p_{upF}(t_e)$ qui est la probabilité haute de défaillance avant t_e déterminée par le pronostic local avec une probabilité d'erreur de $\frac{\alpha}{2}$. La structure de croyance pour ce type de pronostic local est alors :

- $bba(\{F\}) = p_{lowF}(t_e) - \frac{1-\alpha}{2}$,
- $bba(\{\bar{F}\}) = \frac{1+\alpha}{2} - p_{upF}(t_e)$
- $bba(\{F, \bar{F}\}) = p_{upF}(t_e) - p_{lowF}(t_e) + 1 - \alpha$.

Dans le cas des pronostics fournissant un intervalle de durée d'utilisation noté $[RUL_{min}, RUL_{max}]$ dans lequel le RUL réel se trouve avec une probabilité donnée α et sans autre indication sur la répartition du RUL et de α, trois situations sont à prendre en compte.

- La première situation est lorsque $t_1 - t_0 < RUL_{min}$ pour laquelle la structure de croyance sur les éléments de 2^P est :
  - $bba(\{F\}) = 0$,
  - $bba(\{\bar{F}\}) = \alpha$,
  - $bba(\{F, \bar{F}\}) = 1 - \alpha$.

En effet, comme la probabilité d'occurrence de la défaillance entre RUL_{min} et RUL_{max} est α, la probabilité maximale de défaillance avant RUL_{min} est donc de $1-\alpha$ mais elle peut être moindre en raison du manque d'information sur la distribution du RUL (ceci est traduit par la bba attribuée à $\{F,\bar{F}\}$) et donc la probabilité minimale de non occurrence de la défaillance avant RUL_{min}est α.

- La deuxième situation est lorsque $t_1 - t_0 > RUL_{max}$ pour laquelle la structure de croyance sur les éléments de 2^P est :
  - $bba(\{F\}) = \alpha$,
  - $bba(\{\bar{F}\}) = 0$,
  - $bba(\{F,\bar{F}\}) = 1-\alpha$.

  En effet, comme la probabilité d'occurrence de la défaillance entre RUL_{min} et RUL_{max} est α, donc la probabilité minimale de défaillance avant $t_e > RUL_{max} + t_0$ est α mais peut-être supérieure en raison du manque d'information sur la distribution du RUL (ceci est traduit par la bba attribuée à $\{F,\bar{F}\}$) et donc la probabilité minimale de la non occurrence de défaillance avant RUL_{min} est α.

- La troisième situation est lorsque $RUL_{min} \leq t_1 - t_0 \leq RUL_{max}$ pour laquelle la structure de croyance sur les éléments de 2^P est :
  - $bba(\{F\}) = 0$,
  - $bba(\{\bar{F}\}) = 0$,
  - $bba(\{F,\bar{F}\}) = 1$.

  En effet, la probabilité la défaillance survienne entre RUL_{min} et RUL_{max} est α. Ceci explique que la bba attribuée à $\{F,\bar{F}\}$ est au moins α. Néanmoins, la probabilité que la défaillance survienne en dehors de l'intervalle$[RUL_{min}, RUL_{max}]$ est 1-α mais, en l'absence d'information sur la distribution du RUL, on ne peut avoir d'idée sur la façon de distribuer la masse de croyance restante entre les états F et $\bar{F}$. Cela correspond également à une incertitude épistémique entre les états F et $\bar{F}$. C'est pourquoi la masse de croyance restante $1-\alpha$ est aussi assignée à $\{F,\bar{F}\}$.

Les pronostics locaux de composants produisant de l'information avec incertitude épistémique semblent très pénalisants, surtout ceux produisant un intervalle de confiance pour le RUL, pour

l'évaluation de la fiabilité future. Néanmoins, les évaluations d'intervalles avec une très grande confiance α améliore la croyance en l'état $\bar{F}$ bien qu'ils augmentent la largeur des intervalles. De nombreux travaux montrent aussi que ces largeurs diminuent lorsque t_0, la date à laquelle les pronostics locaux sont calculés, se rapproche de la date à laquelle les défaillances se produisent [Arnaiz, 2010 ; Ferreiro, 2012 ; Medjaher, 2012 ; Tobon-Mejia, 2012 ; Sankararaman, 2014].

L'étape suivante consiste à déterminer les valeurs des indicateurs d'aide à la décision pour la planification de la production et de la maintenance à partir des bba de chaque ensemble des parties des cadres de discernement de chaque entité du STMC modélisé.

3.5 Inférences pour les patterns

Dans le chapitre portant sur la modélisation des STMC afin d'évaluer leur aptitude à accomplir de futures tâches de production, nous avons identifié trois types d'entités que nous appelons « patterns » constituant un STMC :

- le « pattern » composant qui dispose d'au moins un pronostic local et peut dépendre structurellement d'autres entités,
- le « pattern » redondance qui regroupe l'ensemble des entités mettant en œuvre un même service ou une même fonctionnalité,
- le « pattern » fonction qui regroupe l'ensemble des entités qui contribuent à la mise en œuvre d'une fonctionnalité ou d'un service.

Les structures de croyances formées par des bba qui peuvent être alors assimilées à des probabilités conditionnelles grâce au théorème de Bayes généralisé et être traitées à l'aide réseaux de croyance qui peuvent être assimilés à des réseaux bayésiens pour lesquels il s'agit de fournir des inférences reprenant la forme de tables de probabilités conditionnelles [Smets, 1993 ; Simon, 2007 ; Simon, 2008 ; Villeneuve, 2017]. Nous représentons donc ces inférences au moyen de grilles qui comportent les éléments des ensembles des parties de deux cadres discernements Ω_x et Ω_y dont les bba sont utilisées pour déterminer les bba de l'ensemble des parties d'un cadre de discernement Ω_z. La grille d'inférence généralisée est présentée au Tableau 1 où les I_{ij} sont un ensemble $\varepsilon_{zk} \in 2^{\Omega_z}$ qui peut être présent plusieurs fois dans la grille.

Tableau 1. Grille d'inférence généralisée

2^{Ω_y} / 2^{Ω_x}	ε_{y1}	ε_{y2}	…	ε_{yn}
ε_{x1}	I_{11}	I_{12}	…	I_{1n}
ε_{x2}	I_{21}	I_{22}	…	I_{2n}
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
ε_{xm}	I_{m1}	I_{m2}	…	I_{mn}

La bba de chaque $\varepsilon_{zk} \in 2^{\Omega_z}$, considérée comme une bba conditionnelle, est calculée à partir de la relation suivante :

$$bba(\varepsilon_{zk}) = \sum_{i=1}^{i=m} \sum_{j=1}^{j=n} \begin{cases} bba(\varepsilon_{xi}).bba(\varepsilon_{yj}), & I_{ij} = \varepsilon_{zk} \\ 0, & I_{ij} \neq \varepsilon_{zk} \end{cases} \qquad \text{(R4)}$$

3.5.1 Inférences pour le « pattern » composant

Les inférences pour le « pattern » composant sont déterminées à partir du diagramme états-transitions présentée sur la Figure 13. Nous considérons également l'état KO qui est utilisé pour évaluer l'impact de l'incapacité du composant à accomplir les tâches de production prévues assignées au STMC par propagation dans les graphes le modélisant (nous expliquons dans le paragraphe traitant de l'algorithme de la FGP pourquoi plusieurs graphes de modélisation du STMC sont nécessaires). Pour cela, il est nécessaire d'opérer une réduction de cadre du discernement puisqu'il faut passer du cadre de discernement $C = \{OK, F, OO, FOO\}$ à $C_r = \{OK, KO\}$ sachant que $KO = \{F, OO, FOO\}$. La structure de croyance sur 2^{C_r} est donc déterminée à partir de celle sur 2^C par la relation suivante :

$$bba(\varepsilon_j^{C_r}) = \begin{cases} bba(\varepsilon_i^C | \varepsilon_i^C = \varepsilon_j^{C_r}), & \varepsilon_j^{C_r} \cap KO = \emptyset \\ \sum_{\varepsilon_i^C \subseteq KO} bba(\varepsilon_i^C), & \varepsilon_j^{C_r} = KO \\ \sum_{\varepsilon_i^C \cap KO \neq \emptyset, \varepsilon_i^C - KO = \varepsilon_j^{C_r} - KO} bba(\varepsilon_i^C), & \varepsilon_j^{C_r} - KO \neq \emptyset \end{cases} \qquad \text{(R5)}$$

Où $\varepsilon_i^C \in 2^C$ et $\varepsilon_j^{C_r} \in 2^{C_r}$. Cette relation est dérivée de l'approximation bayésienne [Bauer, 1997]. Sachant qu'ici les éléments fusionnés sont choisis a priori et non sélectionnés en fonction de la valeur de leur bba, ce n'est pas une approximation mais la valeur exacte.

La détermination de la structure de croyance sur 2^C est effectuée en plusieurs étapes.

La première étape consiste en une projection de la structure de croyance de $2^{P_1} = \{\emptyset, \{F\}_1, \{\bar{F}\}_1, \{F, \bar{F}\}_1\}$ du premier pronostic local du composant sur la structure de croyance 2^C du composant en effectuant les affectations suivantes : $bba^{2^C}(\{OK\}) = bba^{2^{P_1}}(\{\bar{F}\}_1)$, $bba^{2^C}(\{F\}) = bba^{2^{P_1}}(\{F\}_1)$ et $bba^{2^C}(\{OK, F\}) = bba^{2^{P_1}}(\{F, \bar{F}\}_1)$; les bba des autres éléments de 2^C sont initialisées avec la valeur zéro.

Si le composant a plus d'un pronostic local, la deuxième étape consiste à considérer l'impact des autres pronostics locaux du composant sur sa structure de croyance. Cet impact est déterminé pronostic local par pronostic local à l'aide de la grille d'inférence du Tableau 2 et de la relation (R4). Dans le Tableau 2, l'indice i désigne le ième pronostic local considéré, l'indice i-1 vaut pour les éléments de 2^C dont la valeur de bba ne tient pas encore compte des bba du ième pronostic local. L'indice i désigne aussi les éléments de 2^C dont la valeur de bba est modifiée lorsque l'inférence est traitée pour le ième pronostic local considéré. Les valeurs des bba des éléments de 2^C qui ne figurent pas dans le Tableau 2 ne sont pas modifiées.

Tableau 2. Grille d'inférence pour les composants ayant plus d'un pronostic local

2^C \ 2^{P_i}	$\{F\}_i$	$\{\bar{F}\}_i$	$\{F, \bar{F}\}_i$
$\{F\}_{i-1}$	$\{F\}_i$	$\{F\}_i$	$\{F\}_i$
$\{OK\}_{i-1}$	$\{F\}_i$	$\{OK\}_i$	$\{OK, F\}_i$
$\{OK, F\}_{i-1}$	$\{F\}_i$	$\{OK, F\}_i$	$\{OK, F\}_i$

Si le composant dépend structurellement d'autres entités, la troisième étape consiste à considérer, une à une, l'impact des structures de croyance de ces entités à l'aide la grille d'inférence du Tableau 3 et à la relation (R4). Pour la jième entité (E_j) dont dépend le composant, l'ensemble des parties de son cadre de discernement est noté : $2^{E_j} = \{\emptyset, \{OK\}_j, \{KO\}_j, \{OK, KO\}_j\}$.

Tableau 3. Grille d'inférence pour considérer l'impact des entités dont le composant dépend

2^{E_j} / 2^C	$\{\boldsymbol{OK}\}_j$	$\{\boldsymbol{KO}\}_j$	$\{\boldsymbol{OK},\boldsymbol{KO}\}_j$
$\{\boldsymbol{OK}\}_{j-1}$	$\{OK\}_j$	$\{OO\}_j$	$\{OK,OO\}_j$
$\{\boldsymbol{F}\}_{j-1}$	$\{F\}_j$	$\{FOO\}_j$	$\{F,FOO\}_j$
$\{\boldsymbol{OO}\}_{j-1}$	$\{OO\}_j$	$\{OO\}_j$	$\{OO\}_j$
$\{\boldsymbol{FOO}\}_{j-1}$	$\{FOO\}_j$	$\{FOO\}_j$	$\{FOO\}_j$
$\{\boldsymbol{OK},\boldsymbol{F}\}_{j-1}$	$\{OK,F\}_j$	$\{OO,FOO\}_j$	$\{OK,F,OO,FOO\}_j$
$\{\boldsymbol{OK},\boldsymbol{OO}\}_{j-1}$	$\{OK,OO\}_j$	$\{OO\}_j$	$\{OK,OO\}_j$
$\{\boldsymbol{OK},\boldsymbol{FOO}\}_{j-1}$	$\{OK,FOO\}_j$	$\{OO,FOO\}_j$	$\{OK,OO,FOO\}_j$
$\{\boldsymbol{F},\boldsymbol{OO}\}_{j-1}$	$\{F,OO\}_j$	$\{OO,FOO\}_j$	$\{OO,FOO\}_j$
$\{\boldsymbol{F},\boldsymbol{FOO}\}_{j-1}$	$\{F,FOO\}_j$	$\{FOO\}_j$	$\{F,FOO\}_j$
$\{\boldsymbol{OO},\boldsymbol{FOO}\}_{j-1}$	$\{OO,FOO\}_j$	$\{OO,FOO\}_j$	$\{OO,FOO\}_j$
$\{\boldsymbol{OK},\boldsymbol{F},\boldsymbol{OO}\}_{j-1}$	$\{OK,F,OO\}_j$	$\{OO,FOO\}_j$	$\{OK,F,OO,FOO\}_j$
$\{\boldsymbol{OK},\boldsymbol{F},\boldsymbol{FOO}\}_{j-1}$	$\{OK,F,FOO\}_j$	$\{OO,FOO\}_j$	$\{OK,F,OO,FOO\}_j$
$\{\boldsymbol{OK},\boldsymbol{OO},\boldsymbol{FOO}\}_{j-1}$	$\{OK,OO,FOO\}_j$	$\{OO,FOO\}_j$	$\{OK,OO,FOO\}_j$
$\{\boldsymbol{F},\boldsymbol{OO},\boldsymbol{FOO}\}_{j-1}$	$\{F,OO,FOO\}_j$	$\{OO,FOO\}_j$	$\{F,OO,FOO\}_j$
$\{\boldsymbol{OK},\boldsymbol{F},\boldsymbol{OO},\boldsymbol{FOO}\}_{j-1}$	$\{OK,F,OO,FOO\}_j$	$\{OO,FOO\}_j$	$\{OK,F,OO,FOO\}_j$

L'état KO signifie que l'entité ne sera pas en mesure d'opérer dans les performances minimales requises pour accomplir les tâches prévues, quelles qu'en soient les causes. Dans le Tableau 3, l'indice j-1 désigne les éléments de 2^C dont la valeur de bba ne prend pas encore en compte les bba des éléments de 2^{E_j} . L'indice j désigne aussi les éléments de 2^C dont la valeur de bba est modifiée par le traitement de l'impact de la structure de croyance de la *j*ième entité considérée.

Selon les inférences présentées dans les Tableaux 2 et 3, $bba^{2^C}(\{OK,FOO\}) = 0$ parce que ce n'est pas le résultat d'une inférence. Ceci est cohérent car, selon le diagramme états-transitions de la Figure 13b, l'état FOO ne peut être atteint sans passer par l'état F ou l'état OO.

Une fois les bba des éléments de 2^C calculées, les mesures de croyance et de plausibilité de chaque élément de C sont calculées à partir de (R1) et (R2). Puis C est réduit à C_r par l'utilisation (R5) à des fins de propagation dans les graphes de modélisation du STMC.

3.5.2 Inférences pour le « pattern » redondance

Les inférences pour le « pattern » redondance sont déterminées à partir du diagramme états-transitions présentée sur la Figure 14. Nous avons considéré dans ce « pattern » un état LR qui correspond à un fonctionnement du service ou de la fonctionnalité assuré par le nombre minimal d'entités redondantes ; les autres n'étant plus opérationnelles. Cet état correspond à un état de bon fonctionnement qui n'impacte pas le fonctionnement des entités qui dépendent structurellement de la redondance ou auxquelles la redondance appartient. Pour tenir compte de cela, il est nécessaire d'opérer une réduction de cadre du discernement puisqu'il faut passer du cadre de discernement $R^p = \{OK, LR, KO\}$, où p désigne le nombre minimal d'entités devant rester opérationnelles pour assurer le service ou la fonctionnalité, au cadre de discernement réduit $R_r^p = \{OK_r, KO\}$ sachant que $OK_r = \{OK, LR\}$. La structure de croyance sur $2^{R_r^p}$ est donc déterminée à partir de celle sur 2^{R^p} par la relation suivante :

$$bba\left(\varepsilon_j^{R_r^p}\right) = \begin{cases} bba\left(\varepsilon_i^{R^p} | \varepsilon_i^{R^p} = \varepsilon_j^{R_r^p}\right), \ \varepsilon_j^{R_r^p} \cap OK_r = \emptyset \\ \sum_{\varepsilon_i^{R^p} \subseteq OK_r} bba\left(\varepsilon_i^{R^p}\right), \ \varepsilon_j^{R_r^p} = OK_r \\ \sum_{\varepsilon_i^{R^p} \cap OK_r \neq \emptyset, \varepsilon_i^{R^p} - OK_r = \varepsilon_j^{R_r^p} - OK_r} bba\left(\varepsilon_i^{R^p}\right), \ \varepsilon_j^{R_r^p} - OK_r \neq \emptyset \end{cases} \quad \text{(R6)}$$

Comme (R5), cette relation est dérivée de l'approximation bayésienne.

La structure de croyance sur de 2^{R^p} est calculée pas à pas au moyen de grilles d'inférence et la relation (R4) en considérant successivement les entités qui appartiennent à la redondance. Les grilles d'inférence sont définies à partir des transitions décrites dans le diagramme états-transitions de la Figure 14.

Pour une redondance 1/n, la première étape consiste à projeter la structure de croyance de l'ensemble des parties du cadre de discernement réduit $2^{E_1} = \{\emptyset, \{OK\}_1, \{KO\}_1, \{OK, KO\}_1\}$ de la première entité réalisant le service ou la fonctionnalité sur la structure de croyance de l'ensemble des parties du cadre de discernement 2^{R^1} de la redondance en effectuant les affectations suivantes : $bba^{2^{R^1}}(\{OK\}) = bba^{2^{E_1}}(\{OK\}_1)$, $bba^{2^{R^1}}(\{KO\}) = bba^{2^{E_1}}(\{KO\}_1)$ et $bba^{2^{R^1}}(\{OK, KO\}) = bba^{2^{E_1}}(\{OK, KO\}_1)$. Les bba des autres éléments de 2^{R^1} sont initialisées à zéro.

La deuxième étape consiste à considérer l'impact des autres entités appartenant à la redondance sur sa structure de croyance grâce aux grilles d'inférence présentées dans les Tableaux 4 et 5. Dans ces tableaux, l'indice *k* désigne la *k*ième entité de la redondance, l'indice *k*-1 désigne les éléments de 2^{R^1} ne prenant pas encore en compte la structure de croyance de la *k*ième entité de la redondance. L'indice

k désigne aussi la structure de croyance de 2^{R^1} une fois l'impact de la structure de croyance de la $k$ième entité considérée. La grille d'inférence du Tableau 4 est utilisée seulement pour la deuxième entité de la redondance R^1. Pour les autres entités d'une redondance R^1, la grille d'inférence du Tableau 5 est utilisée. La valeur de la bba des éléments ne figurants pas dans ces grilles d'inférences n'est pas modifiée.

Tableau 4. Grille d'inférence pour considérer la deuxième entité d'une redondance $\boldsymbol{R^1}$

2^{R^1} \ 2^{E_2}	$\{\boldsymbol{OK}\}_2$	$\{\boldsymbol{KO}\}_2$	$\{\boldsymbol{OK},\boldsymbol{KO}\}_2$
$\{\boldsymbol{OK}\}_1$	$\{OK\}_2$	$\{LR\}_2$	$\{OK,LR\}_2$
$\{\boldsymbol{KO}\}_1$	$\{LR\}_2$	$\{KO\}_2$	$\{LR,KO\}_2$
$\{\boldsymbol{OK},\boldsymbol{KO}\}_1$	$\{OK,LR\}_2$	$\{LR,KO\}_2$	$\{OK,LR,KO\}_2$

Tableau 5. Grille d'inférence pour considérer les autres entités d'une redondance $\boldsymbol{R^1}$

2^{R^1} \ 2^{E_k}	$\{\boldsymbol{OK}\}_k$	$\{\boldsymbol{KO}\}_k$	$\{\boldsymbol{OK},\boldsymbol{KO}\}_k$
$\{\boldsymbol{OK}\}_{k-1}$	$\{OK\}_k$	$\{OK\}_k$	$\{OK\}_k$
$\{\boldsymbol{LR}\}_{k-1}$	$\{OK\}_k$	$\{LR\}_k$	$\{OK,LR\}_k$
$\{\boldsymbol{KO}_{k-1}\}$	$\{LR\}_k$	$\{KO\}_k$	$\{LR,KO\}_k$
$\{\boldsymbol{OK},\boldsymbol{LR}\}_{k-1}$	$\{OK\}_k$	$\{OK,LR\}_k$	$\{OK,LR\}_k$
$\{\boldsymbol{OK},\boldsymbol{KO}\}_{k-1}$	$\{OK,LR\}_k$	$\{OK,KO\}_k$	$\{OK,LR,KO\}_k$
$\{\boldsymbol{LR},\boldsymbol{KO}\}_{k-1}$	$\{OK,LR\}_k$	$\{LR,KO\}_k$	$\{OK,LR,KO\}_k$
$\{\boldsymbol{OK},\boldsymbol{LR},\boldsymbol{KO}\}_{k-1}$	$\{OK,LR\}_k$	$\{OK,LR,KO\}_k$	$\{OK,LR,KO\}_k$

Pour les redondances pour lesquelles $p > 1$, une table peut être construite qui permet de déterminer la structure de croyance sur 2^{R^p} à partir des structures de croyance de l'ensemble des parties des entités appartenant à cette redondance. Un extrait de grille est représenté par le Tableau 6 pour une redondance 2/4. Dans ces grilles, la structure de croyance de la redondance est calculée à l'aide de la relation suivante :

$$bba\left(\varepsilon_k^{R^p}\right) = \sum_{i=1}^{i=nl} \begin{cases} \prod_{j=1}^{j=n} bba(I_{ij}), & I_{i,n+1} = \varepsilon_k^{R^p} \\ 0, & I_{i,n+1} \neq \varepsilon_k^{R^p} \end{cases} \qquad \text{(R7)}$$

Où nl est le nombre de lignes de la grille, I_{ij} pour $j = 1, \dots, n$ est un élément de 2^{E_j} et $I_{i,n+1}$ est un élément de 2^{R^p}.

Lorsque la structure de croyance de 2^{R^p} est établie, les mesures de croyance et de plausibilité des éléments de R^p sont calculés à partir de (R1) et (R2). Puis R^p est réduit à R_r^p en appliquant (R6) pour les besoins de propagation dans les graphes modélisant le STMC.

Dans le cas de redondances passives, les inférences proposées sont pessimistes. En effet, elles considèrent que toutes les entités assurant le service fonctionneront ensemble pendant les tâches planifiées alors qu'une seule ou un groupe de p minimum nécessaires sera sollicité avec l'hypothèse optimiste. Toutefois, les entités assurant des redondances passives sont principalement sollicitées lorsque toutes les autres entités assurant le service sont défaillantes. Dans cette situation, la redondance est en état LR. Une telle situation est souvent critique en termes de sureté de fonctionnement voire de sécurité et nécessite une maintenance urgente qui peut conduire à un arrêt prématuré de la tâche de production. C'est le cas lorsque la turbogénératrice (RAT – Ram Air Turbine) doit être utilisée en ultime recours dans un avion. Elle fournit juste l'énergie électrique suffisante pour que les gouvernes et certains instruments permettent un atterrissage d'urgence [Goupil, 2011]. Bien sûr, le vol programmé n'est pas terminé dans les conditions attendues par la planification des vols. C'est pourquoi les valeurs de $Bel(LR)$ et $Pl(LR)$ pour une redondance sont au moins aussi importantes que les valeurs de $Bel(KO)$ et $Pl(KO)$ pour décider de la production ou de la maintenance.

Tableau 6. Extrait de la grille d'inférence pour une redondance 2/4

2^{E_1}	2^{E_2}	2^{E_3}	2^{E_4}	2^{R^2}
			$\{OK\}$	$\{OK\}$
		$\{OK\}$	$\{OK\}$	$\{OK\}$
			$\{OK, KO\}$	$\{OK\}$
			$\{OK\}$	$\{OK\}$
	$\{OK\}$	$\{KO\}$	$\{KO\}$	$\{LR\}$
			$\{OK, KO\}$	$\{OK, LR\}$
			$\{OK\}$	$\{OK\}$
		$\{OK, KO\}$	$\{KO\}$	$\{OK, LR\}$
			$\{OK, KO\}$	$\{OK, LR\}$
			$\{OK\}$	$\{OK\}$
		$\{OK\}$	$\{KO\}$	$\{LR\}$
			$\{OK, KO\}$	$\{OK, LR\}$
			$\{OK\}$	$\{LR\}$
$\{OK\}$	$\{KO\}$	$\{KO\}$	$\{KO\}$	$\{KO\}$
			$\{OK, KO\}$	$\{LR, KO\}$
			$\{OK\}$	$\{OK, LR\}$
		$\{OK, KO\}$	$\{KO\}$	$\{LR, KO\}$
			$\{OK, KO\}$	$\{OK, LR, KO\}$
			$\{OK\}$	$\{OK\}$
		$\{OK\}$	$\{KO\}$	$\{OK, LR\}$
			$\{OK, KO\}$	$\{OK, LR\}$
			$\{OK\}$	$\{OK, LR\}$
	$\{OK, KO\}$	$\{KO\}$	$\{KO\}$	$\{LR, KO\}$
			$\{OK, KO\}$	$\{OK, LR, KO\}$
			$\{OK\}$	$\{OK, LR\}$
		$\{OK, KO\}$	$\{KO\}$	$\{OK, LR, KO\}$
			$\{OK, KO\}$	$\{OK, LR, KO\}$
$\{KO\}$	$\{OK\}$	$\{OK\}$	$\{OK\}$	$\{OK\}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$

Selon les inférences présentées dans les Tableaux 4, 5 et 6, $bba^{2^{R^p}}(\{OK, KO\}) = 0$ parce que ce n'est pas le résultat d'une inférence. Ceci est cohérent car, selon le diagramme états-transitions de la Figure 14, l'état KO ne peut être atteint sans passer par l'état LR.

3.5.3 Inférences pour le « pattern » fonction

Les inférences pour le « pattern » fonction sont déterminées à partir du diagramme états-transitions présentée sur la Figure 15.

La structure de croyance sur de $2^{Fct} = \{\emptyset, OK, KO, \{OK, KO\}\}$ est calculée en plusieurs étapes au moyen de grilles d'inférence et la relation (R4). Une fonction est mise œuvre au moins par une entité mais plusieurs entités peuvent contribuer à sa mise en œuvre.

La première étape consiste à projeter la structure de croyance de l'ensemble des parties du cadre de discernement réduit $2^{E_1} = \{\emptyset, \{OK\}_1, \{KO\}_1, \{OK, KO\}_1\}$ de la première entité contribuant à la mise en œuvre de la fonction sur la structure de croyance de l'ensemble des parties du cadre de discernement 2^{Fct} de la redondance en effectuant les affectations suivantes : $bba^{2^{F^{ct}}}(\{OK\}) = bba^{2^{E_1}}(\{OK\}_1)$, $bba^{2^{F^{ct}}}(\{KO\}) = bba^{2^{E_1}}(\{KO\}_1)$ et $bba^{2^{F^{ct}}}(\{OK, KO\}) = bba^{2^{E_1}}(\{OK, KO\}_1)$.

Si la fonction a plus d'une entité contribuant à sa mise en œuvre, la deuxième étape consiste à considérer l'impact des autres entités appartenant à la fonction sur sa structure de croyance. Cet impact est déterminé entité par entité à l'aide de la grille d'inférence du Tableau 7 et de la relation (R4).

Tableau 7. Grille d'inférence pour considérer les entités contribuant à une fonction

$2^{F^{ct}}$ \ 2^{E_i}	$\{\boldsymbol{OK}\}_i$	$\{\boldsymbol{KO}\}_i$	$\{\boldsymbol{OK}, \boldsymbol{KO}\}_i$
$\{\boldsymbol{OK}\}_{i-1}$	$\{OK\}_i$	$\{KO\}_i$	$\{OK, KO\}_i$
$\{\boldsymbol{KO}\}_{i-1}$	$\{KO\}_i$	$\{KO\}_i$	$\{KO\}_i$
$\{\boldsymbol{OK}, \boldsymbol{KO}\}_{i-1}$	$\{OK, KO\}_i$	$\{KO\}_i$	$\{OK, KO\}_i$

Dans le Tableau 7, l'indice i-1 désigne les éléments de 2^{Fct} dont la valeur de bba ne prend pas encore en compte les bba des éléments de 2^{E_i} et l'indice i désigne aussi les éléments de 2^{Fct} dont la valeur de bba est modifiée par le traitement de l'impact de la structure de croyance de la $i$ième entité considérée.

La dernière étape consiste, lorsque la structure de croyance de 2^{Fct} est établie, à calculer les mesures de croyance et de plausibilité des éléments de Fct à partir de (R1) et (R2).

3.6 Indicateurs pour l'aide à la décision

Pour les besoins de planification de la production, les indicateurs pour l'aide à la décision sont relatifs à l'aptitude de services ou fonctionnalités permettant d'accomplir les tâches devant être

assignées dans les conditions attendues. Ces conditions peuvent être multiples et combinées comme : le respect de délai, de qualité, de sécurité, etc. ; mais peuvent variées selon les tâches à accomplir. Ceci peut être illustré à l'aide de l'exemple d'un camion frigorifique permettant de transporter des produits devant restés au frais ou congelés requérant la fonction réfrigération pour de tels produits et d'autres fonctions comme, la motorisation, la direction, le freinage… Si la fonction de réfrigération n'est pas dans un état permettant, par exemple, d'assurer un transport disons de 300 km de produits surgelés, alors que les autres fonctions le sont, il peut être possible de réaliser un transport de produits surgelés sur une distance plus courte, un transport de produits frais sur une distance comparable (car elle sollicite moins la fonction de réfrigération, on retrouve ici la notion de sévérité) ou encore le transport de produits primeurs ne sollicitant pas cette fonction.

Sur des ressources de production très flexibles, ces fonctionnalités sont souvent nombreuses et les tâches de production pouvant leur être assignées ne les sollicitent pas forcément toutes. Pour cela il est donc intéressant de disposer d'informations sur l'aptitude des fonctionnalités à accomplir les tâches que la production doit faire.

Nous proposons ici, une approche encore plus étendue sur les indicateurs. En effet, nous proposons des indicateurs pour l'ensemble des entités avec, parmi elles, ces fonctionnalités. Ces indicateurs sont déterminés à partir des structures de croyance de l'ensemble des parties du cadre de discernement des entités.

Pour chaque entité, les indicateurs d'aide à la décision sont les mesures de croyance et de plausibilité des éléments du cadre de discernement et du cadre de discernement réduits. En effet, comme nous l'avons indiqué, ces mesures peuvent être considérées respectivement comme la limite inférieure et la limite supérieure de la probabilité exacte pour une entité d'être dans l'état considéré.

Les masses de croyance, les mesures de croyance et de plausibilité permettent également de propager l'incertitude épistémique dans l'ensemble des graphes modélisant le STMC. Cependant, il peut être difficile pour un décideur peu habitué à la TDS d'appréhender de telles mesures. Pour pallier cela, la transformation pignistique définit une mesure qui peut être considérée comme une distribution de probabilité [Smets et Kennes, 1994]. Ainsi, nous proposons également de calculer pour chaque entité les probabilités pignistiques ($BetP$) des éléments de son cadre de discernement et de son cadre de discernement réduit. Ce calcul est effectué à l'aide de la relation suivante :

$$BetP(\omega_i) = \sum_{\varepsilon \in 2^{\Omega}} bba(\varepsilon) \frac{|\omega_i \cap \varepsilon|}{|\varepsilon|} \qquad \text{(R8)}$$

où ω_i est un élément du cadre discernement Ω et ε est un élément de l'ensemble des parties de ce cadre de discernement 2^{Ω}.

A partir de ces indicateurs d'aide à la décision, les décideurs peuvent choisir :

- de valider la séquence des tâches de production planifiées,
- de réduire le nombre de tâches,
- de remplacer ou supprimer des tâches qui solliciteront des fonctions ne garantissant pas suffisamment la réalisation de la séquence de tâches dans les conditions attendues,
- de planifier les opérations de maintenance nécessaires.

Pour identifier les opérations de maintenance nécessaires et les planifier en termes de durée et de ressources, il faut identifier les composants qui doivent faire l'objet d'un entretien. Pour cela, nous avons introduit deux champs supplémentaires qui sont calculés pour chaque entité.

- Le premier champ est l'identifiant du composant dont la maintenance améliorera au mieux l'aptitude de l'entité à accomplir les tâches de production planifiées. Si l'entité est un composant, ce champ peut contenir la valeur de son identifiant. Une fois le composant identifié, la maintenance peut donc accéder à la structure croyance des pronostics locaux du composant et déterminer l'opération de maintenance la plus appropriée pour ce composant.
- Le second champ contient une valeur calculée à partir des structures de croyance des ensembles des parties des cadres de discernement des entités appartenant à l'entité, dans le cas où il s'agit d'une fonction ou d'une redondance, ou dont l'entité dépend structurellement, principalement si l'entité est un composant. Ce champ permet d'éviter les parcours inverses (back tracking) dans les graphes de modélisation et ainsi permettre une réduction de la complexité algorithmique.

La détermination de la valeur de ces deux champs est dérivée de celle proposée dans [Desforges, 2017]. Nous y remplaçons la probabilité de défaillance par la probabilité pignistique de défaillance. Le calcul de la valeur de ces champs, respectivement id^{Ex} et $BetP_{max}^{Ex}(F)$ pour une entité Ex, devient, avec Ei et Ek d'autres entités, $BetP^{Ex}(\omega_i)$ la probabilité pignistique de l'état ω_i du cadre de discernement d'une entité Ex, $\Gamma^{-1}(Ex)$ l'ensemble des prédécesseurs de Ex et R l'ensemble des entités qui sont des redondances dans le graphe de modélisation traité du STMC :

Algorithme 1: Algorithme de calcul de $\boldsymbol{BetP_{max}^{Ek}(F)}$ et $\boldsymbol{id^{Ek}}$ pour une entité $\boldsymbol{Ex}$ qui est un composant

- Pour une entité Ex qui est un composant :

Si $BetP_{max}^{Ek}(F) > BetP^{Ex}(F)$ *où* Ek *est telle que*

$$BetP_{max}^{Ek}(F) = \max_{Ei \in \Gamma^{-1}(Ex)} \left\{ \max_{Ei \notin R} \left(BetP_{max}^{Ei}(F) \right), \max_{Ei \in R} \left(BetP^{Ei}(KO) \right) \right\} \text{ alors}$$

$$id^{Ex} \leftarrow id^{Ek}$$

$$BetP_{max}^{Ex}(F) \leftarrow BetP_{max}^{Ek}(F)$$

Sinon

$$id^{Ex} \leftarrow Ex$$

$$BetP_{max}^{Ex}(F) \leftarrow BetP^{Ex}(F)$$

Fin si

Algorithme 2: Algorithme de calcul de $\boldsymbol{BetP_{max}^{Ek}(F)}$ et $\boldsymbol{id^{Ek}}$ pour une entité $\boldsymbol{Ex}$ qui est une fonction ou une redondance

- Pour une entité Ex qui est une fonction ou une redondance :

$$id^{Ex} \leftarrow id^{Ek}$$

$$BetP_{max}^{Ex}(F) \leftarrow BetP_{max}^{Ek}(F)$$

où Ek *est telle que* $BetP_{max}^{Ek}(F) = \max_{Ei \in \Gamma^{-1}(Ex)} \left\{ \max_{Ei \notin R} \left(BetP_{max}^{Ei}(F) \right), \max_{Ei \in R} \left(BetP^{Ei}(KO) \right) \right\}$

Cette première approche se justifie par le fait que, si les probabilités pignistiques de défaillance étaient calculées pour tous les pronostics locaux, les calculs basés sur des réseaux bayésiens orientés objets proposés dans [Desforges, 2017] pourraient être exploités mais avec la perte des informations sur les incertitudes épistémiques qui ne peuvent pas être propagées dans ce type de réseaux. Nous avons ici choisi d'exposer le calcul des deux champs servant à l'identification du composant à maintenir par l'intermédiaire d'un calcul basé sur les probabilités pignistiques. Néanmoins, d'autres critères peuvent être utilisés pour définir les composants à maintenir comme celui relatif aux coûts de maintenance [Nguyen, 2015b]. Nous pensons, notamment, que, si les défaillances du STMC peuvent faire des victimes ou provoquer de graves dommages à l'environnement, qu'il conviendrait d'utiliser des indicateurs plus pessimistes quant aux chances de réalisation des futures tâches de production dans de bonnes conditions. Pour cela, nous suggérons de remplacer l'utilisation des probabilités pignistiques comme indicateurs par les mesures de plausibilité des états KO des fonctions et redondances et des états F et KO des composants. Dans de telles situations nous suggérons également de remplacer les mesures de probabilité pignistique des algorithmes 2 et 3 par les mesures de plausibilité équivalentes.

Le processus d'identification des composants à maintenir doit donc faire l'objet d'une adaptation à la politique de l'entreprise déclinée en termes de fiabilité, de sécurité, de coûts, de productivité...

3.7 Algorithme de la fonction générique de pronostic

3.7.1 Algorithme

La fonction générique de pronostic, permettant de fournir des indicateurs d'aide à la décision quant à l'aptitude d'un STMC à réaliser de futures tâches de production pour une planification conjointe de la production et de la maintenance, consiste en un parcours de graphe dans lequel les différentes valeurs de chaque nœud représentant une entité du système sont calculées à partir des valeurs des nœuds prédécesseurs. Cette fonction est composée de cinq étapes principales :

Algorithme 3 : Algorithme de la fonction générique de pronostic

Etape 1 : Les pronostics locaux sont déterminés à l'aide des méthodes et moyens appropriés et à partir des tâches de production que l'on souhaite assignée au STMC devant s'achever à la date t_e et de leur sévérité respective.

Etape 2 : Le graphe de modélisation du STMC est instancié.

Etape 3 : La structure croyance pour chaque pronostic local de composant est ensuite établie en fonction des résultats et du type d'informations fournies par le pronostic local.

Etape 4 : La structure de croyance de l'ensemble des parties du cadre de discernement de chaque nœud (entité) est déterminée à l'aide des inférences appropriées ; s'il y a, la réduction de cadre de discernement est réalisée et les indicateurs d'aide à la décision sont calculés puis :

Etape 4.1 : s'il y a une modification de la structure de croyance du nœud, alors cette modification est propagée aux nœuds successeurs quel que soit le type de relations (de dépendance structurelle ou d'appartenance).

Etape 4.2 : puis récursivement l'étape 4.1 est effectuée.

Etape 5 : Lorsqu'il n'y a plus de modification d'aucune structure de croyance dans les nœuds, les valeurs des masses de croyance, des mesures de croyance, des mesures de plausibilité et des

champs servant à l'identification du composant à maintenir peuvent être enregistrées et/ou affichées pour l'aide à la décision (une interface homme-machine présentant les résultats pertinents au gré des décideurs peut être conçue).

Cet algorithme est récursif. La modélisation du STMC et les inférences qu'il met en œuvre exploitent fortement les théories associées aux réseaux bayésiens. C'est pourquoi le graphe de modélisation du STMC qui peut être obtenu à partir de modèles développés lors de sa phase de conception peut nécessiter des transformations.

3.7.2 Transformations des graphes de modélisation

Une des caractéristiques des réseaux bayésiens est qu'il s'agit de graphes acycliques [Koski et Noble, 2009]. Ceci permet notamment de résoudre le problème lié au parcours de graphe récursif de l'algorithme 3. Dans la modélisation originelle du STMC pour la FGP, ces cycles peuvent apparaître à partir de modèles de conception tels que les diagrammes SADT ou les diagrammes proposés en SysML comme les diagrammes d'activité ou les diagrammes bloc internes (internal block diagrams). Dans ces modèles de conception, une entité *A* peut produire un flux *fa* qui est l'entrée d'une entité *B* qui produit un flux *fb* qui est également utilisé par l'entité *A*. Une conséquence directe est que, si *A* ne produit pas *fa*, *B* ne produit pas *fb* et, si *B* ne produit pas *fb*, *A* ne produit pas le flux *fa*. Ainsi, si l'une des deux entités ne peut pas fonctionner, la seconde ne peut pas fonctionner non plus. Considérant que *A* et *B* implémentent une fonction simple, cette fonction ne pourra être opérationnelle que si *A* et *B* sont toutes les deux opérationnelles. Les cycles peuvent concerner plus de deux entités qui peuvent être des fonctions et des composants. Afin d'être traités, les cycles doivent être identifiés. L'algorithme de Tarjan permet d'automatiser cette identification [Tarjan, 1972]. Un cycle dans le graphe de modélisation peut être transformé par l'introduction d'une fonction comme cela est proposé dans [Desforges, 2017]. Les fonctions ainsi introduites sont appelées fonctions d'interdépendances. Cette transformation revient à remplacer les relations de dépendances structurelles par des relations d'appartenance et vice versa. Ceci ne pose pas de problème car les arcs du graphe de modélisation du STMC ne sont pas pondérés et ne servent qu'à orienter les parcours dans le graphe et, ainsi, ce remplacement n'a pas d'impact sur le calcul des valeurs des nœuds (entités). La transformation d'un cycle dans un graphe de modélisation d'un STMC est effectuée en trois étapes :

1. La fonction d'interdépendance regroupe tous les composants inclus dans le cycle ainsi que les composants de fonctions incluses dans le cycle.

2. La fonction d'interdépendance devient l'unique entité des fonctions incluses dans le cycle ou dont au moins un composant est inclus dans le cycle.

3. Les composants qui étaient les destinations des relations de dépendances structurelles avec des composants qui appartiennent maintenant à la fonction d'interdépendance sont alors reliés à la fonction d'interdépendance, qui est l'origine des nouvelles relations de dépendances structurelles pour lesquelles ces composants restent les destinations.

Une fois que les cycles du graphe modélisation du STMC sont traités. Il convient de traiter le fait que plusieurs chemins puissent exister d'une entité donnée à une autre. Là aussi, la présence de tels chemins multiples dans le graphe de modélisation du STMC peut être la conséquence de l'utilisation des connaissances issues des modèles de conception. L'existence de plusieurs chemins entre une entité E1 et une entité E2 conduit du fait du parcours récursif et des inférences à introduire plusieurs fois la structure de croyance de l'ensemble des parties du cadre de discernement de E1 dans celle de l'ensemble des parties du cadre de discernement de E2. Ceci est expliqué dans [Desforges, 2017] pour des probabilités conditionnelles ; mais nous pouvons extrapoler cette explication puisque les inférences que nous avons établies sont basées sur le théorème de Bayes généralisé. La procédure qui y est décrite pour éviter cela peut donc aussi être utilisée. Cette procédure conduit, à partir du graphe acyclique obtenu, à la construction de plusieurs graphes de modélisation du STMC de telle sorte qu'il n'y ait plus qu'un chemin d'une entité à une autre sauf dans le cas où le chemin passe par une redondance. Cette procédure est la suivante :

Le premier graphe est obtenu d'aval en amont à partir du graphe acyclique de modélisation du STMC jusqu'à ce qu'il y ait au moins deux chemins entre une entité aval *Ed* et une entité amont *Eu*. Dans ce premier graphe, les valeurs de *Ed* ne sont pas calculées.

Les valeurs de *Ed* et celles des entités de la partie du graphe qui se trouve en aval sont calculées grâce à un deuxième graphe. Dans ce deuxième graphe, les arcs entre *Eu* et les entités à partir desquelles *Ed* peut être atteint sont supprimés et *Eu* est directement connecté à *Ed*. Le calcul des valeurs des entités de ce nouveau graphe est ensuite effectué mais seules les valeurs des entités qui n'ont pas été calculées pour le premier graphe sont enregistrées et/ou affichées. Ce nouveau calcul est effectué jusqu'à ce qu'il y ait, dans ce deuxième graphe, au moins deux chemins entre deux entités.

Un troisième graphe doit ensuite être construit selon la même procédure et ainsi de suite.

Les étapes 2 et 4 de l'algorithme présenté doivent donc être effectuées autant de fois qu'il y a de graphes de modélisation du STMC afin qu'à l'étape 5 de ce même algorithme seules les valeurs finales des entités soient enregistrées ou affichées.

3.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les traitements effectués pour évaluer l'aptitude d'un STMC à accomplir de futures tâches de production. Ces traitements sont basés sur une modélisation graphique du STMC fortement inspirée des réseaux bayésiens présentée dans le chapitre 2 et pour laquelle nous avons identifié des « patterns ».

Les traitements pour cette évaluation admettent en entrée les pronostics locaux des composants pour lesquels nous avons établis une typologie. Cette typologie fait apparaître que les informations produites par les pronostics locaux de composants peuvent contenir à la fois de l'incertitude probabiliste et de l'incertitude épistémique.

Nous avons étudié les cadres mathématiques pour le traitement des incertitudes contenues dans les informations fournies par les pronostics locaux. Cette étude nous a conduits à retenir la Théorie de Dempster Shafer (TDS) pour laquelle nous avons présenté des éléments théoriques relatifs aux structures de croyance. Puis, nous avons proposé des traitements pour les pronostics locaux afin d'établir, en fonction de leur type, la structure de croyance correspondant aux informations qu'ils produisent.

La TDS permet de généraliser le théorème de Bayes, qui est appliqué dans les réseaux bayésiens, aux structures de croyance. Ceci nous a permis de proposer des inférences et des traitements pour les différents « patterns » que nous avons identifiés permettant de calculer les indicateurs, que nous avons proposés, d'aide à la décision pour la planification conjointe de la production et de la maintenance. Ces indicateurs déterminent à la fois l'aptitude du STMC à accomplir de futures tâches de production mais aussi les maintenances nécessaires.

Un algorithme, consistant principalement en un parcours de graphe et que nous avons présenté dans ce chapitre permet de calculer les indicateurs selon les inférences et traitements que nous avons décrits pour chaque entité. La mise en œuvre de cet algorithme peut nécessiter des transformations du graphe initial qui sont présentées et issues de travaux précédents menés dans le domaine.

Toutefois, les développements présentés dans ce chapitre associés à la modélisation présentée dans le chapitre 2 nécessitent d'être vérifiés. Cette vérification fait en partie l'objet du chapitre suivant. Les

vérifications sont faites à l'aide de cas et de résultats issus de la littérature du domaine ou de domaines connexes. Pour cela, le logiciel ARENA a été utilisé avec lequel des blocs ont été définis pour chaque type d'entités identifié pouvant composer un STMC. Les modèles issus de la littérature ont été implémentés à l'aide de ces blocs afin de comparer les résultats produits avec ceux la littérature. Nous présentons, également dans cet ultime chapitre, des scénarios simulant un système fictif, afin de fournir des exemples sur la façon dont les indicateurs produits par la FGP peuvent être utilisés dans le cadre d'une planification conjointe de la production et de la maintenance.

Chapitre 4 : Applications

4.1 Introduction

Ce quatrième et dernier chapitre est consacré à la validation de la méthode d'évaluation de fiabilité quantitative mise en œuvre par la fonction générique proposée (FGP) à partir de benchmarks extraits de la littérature.

Pour valider les modèles et les calculs associés, les développements proposés seront mis en œuvre pour des modèles différents de systèmes issus de la littérature dont un système Pont défini dans [Toledano et Sucar, 2004 ; Simon, 2007] et un système fictif complexe défini par [Desforges, 2017].

Ces systèmes ainsi que la FGP ont été modélisés à l'aide du logiciel de simulation à événements discrets ARENA. Pour cela, il a été développé pour chaque élément de base de l'approche de modélisation proposée, un bloc ARENA générique et configurable.

Quatre blocs ont été ainsi créés. Un pour la génération de pronostics locaux et trois autres qui représentent les différents types d'entités ou « patterns » : composants, redondances et fonctions. Ces différents blocs sont reliés entre eux par des entrées et des sorties qui dépendent de la configuration du système à modéliser.

Comme défini dans le chapitre 2, la mise en œuvre de cette fonction nécessite la représentation sous la forme de graphes les connaissances comportementales, structurelles et fonctionnelles du système étudié.

Ensuite, une étude de cas est présentée, dans laquelle plusieurs scénarios ont été simulés afin de proposer des façons d'utiliser les indicateurs pour la planification conjointe de la production et la maintenance.

4.2 Les blocs ARENA associés aux éléments de base

Afin de modéliser les systèmes étudiés ainsi que la fonction générique, quatre blocs ARENA génériques et configurables ont été implémentés : Le Bloc générateur de pronostics locaux (BGPL), et les trois patterns : Le Bloc Composant (BC), Le Bloc Redondance (BR) et Le Bloc Fonction (BF).

Tableau 8. Les blocs de modélisation d'ARENA.

Libellé	Représentation
Le bloc générateur de pronostics locaux (BGPL)	P1_1
Le Bloc Composant (BC)	Composant 1
Le Bloc Redondance (BR)	Redondance 1
Le Bloc Fonction (BF)	Fonction 1

4.2.1 Le bloc « générateur de pronostics locaux »

Le bloc générateur de pronostics locaux (BGPL) du Tableau 8 est le bloc de modélisation d'ARENA pour la génération de pronostics locaux. Ce bloc permet d'associer à un composant donné, une évaluation que le composant ne puisse pas accomplir une tâche à cause d'une dégradation trop importante. Pour chaque pronostic local, l'évolution dans le temps d'une dégradation est modélisée sous la forme d'une fonction et une incertitude épistémique y est associée. Ces éléments du BGPL sont paramétrés avec coefficient de défaillance $k_{\{F\}}$, une valeur d'incertitude épistémique $k_{\{F,\bar{F}\}}$. Un BGPL fournit en sortie, la structure de croyance sur l'ensemble des parties du cadre de discernement $2^P = \{\emptyset, \{F\}, \{\bar{F}\}, \{F, \bar{F}\}\}$ d'un pronostic local d'un composant.

Pour les simulations, la structure de croyance des pronostics locaux est générée à partir des lois exponentielles des relations (R9), (R10) et (R11), où les coefficients $k_{\{.\}}$ et l'instant t_0 correspondant à la date de la dernière maintenance concernant la dégradation associée au pronostic sont modifiables.

$$bba_{\{F\}}(t) = e^{k_{\{F\}}(t-t_0)} \quad \text{(R9)}$$

$$bba_{\{F,\bar{F}\}}(t) = e^{k_{\{F,\bar{F}\}}(t-t_0)} \quad \text{(R10)}$$

$$bba_{\{\bar{F}\}}(t) = 1 - bba_{\{F\}}(t) - bba_{\{F,\bar{F}\}}(t) \quad \text{(R11)}$$

Après simulations, avec $t_0 = 0$ et une tâche qui dure $(t_e - t_0)$ unités de temps, des pronostics locaux sont utilisées pour évaluer la fiabilité des entités du système de telle sorte que les *bba* de P_j^i (pronostic j du composant C_i) deviennent $bba^{2^P}(F)$, $bba^{2^P}(\bar{F})$ et $bba^{2^P}(\{F, \bar{F}\})$.

Bien que les simulations de pronostics soient basées sur des lois exponentielles, d'autres lois pourraient être intégrées pour lesquelles les paramètres pourraient être sélectionnés comme une loi normale avec pour paramètres la moyenne et l'écart type.

4.2.2 « Pattern » composant

Le bloc de modélisation d'ARENA qui représente le « pattern » composant, est le Bloc Composant (BC) du Tableau 8. Un BC admet en entrée les structures de croyance d'au moins un BGPL et/ou celles de blocs fonctions (BF) et/ou redondances (BR) pour les traiter selon les inférences développées pour le « pattern » du composant présentées dans le chapitre 3. En sortie, il fournit la structure de croyance sur l'ensemble des parties 2^C du cadre de discernement d'un composant $C = \{OK, F, OO, FOO\}$, les mesures de croyance *Bel()*, de plausibilité *Pl()* et de probabilité pignistique *BetP()* des états de C, la structure de croyance sur l'ensemble des parties 2^{C_r} du cadre de discernement réduit d'un composant $C_r = \{OK, KO\}$ qui est propagée ensuite dans les graphes de modélisation et enfin les mesures de croyance *Bel()*, de plausibilité *Pl()* et de probabilité pignistique *BetP()* des états de C_r. Ce bloc fournit également l'identifiant du composant dont la maintenance améliorerait au mieux son aptitude à répondre aux sollicitations de production. Il peut s'agir de son propre identifiant.

4.2.3 « Pattern » redondance

Le bloc de modélisation d'ARENA qui représente le « pattern » redondance, est le Bloc Redondance (BR) du Tableau 8. Un BR admet en entrée les structures de croyance issues de BGPL et/ou celles blocs fonctions (BF) et/ou redondances (BR) pour les traiter selon les inférences développées pour le « pattern » redondance présentées dans le chapitre 3. En sortie, il fournit la structure de croyance sur l'ensemble des parties 2^{R^p} du cadre de discernement d'une redondance $R^p = \{OK, LR, KO\}$, les mesures de croyance *Bel()*, de plausibilité *Pl()* et de probabilité pignistique *BetP()* des états de R^p, la structure de croyance sur l'ensemble des parties $2^{R_r^p}$ du cadre de discernement réduit d'un composant $R_r^p = \{OK_r, KO\}$ qui est propagée ensuite dans les graphes de modélisation et enfin les mesures de croyance *Bel()*, de plausibilité *Pl()* et de probabilité pignistique *BetP()* des états de R_r^p. Ce bloc fournit également l'identifiant du composant dont la maintenance améliorerait au mieux son aptitude à répondre aux sollicitations de production.

4.2.4 « Pattern» fonction

Le bloc de modélisation d'ARENA qui représente le « pattern » fonction, est le Bloc Fonction (BF) du Tableau 8. Un BF admet en entrée les structures de croyance issues de BGPL et/ou celles de BF et/ou BR pour les traiter selon les inférences développées pour le « pattern » fonction présentées dans le chapitre 3. En sortie il fournit la structure de croyance sur l'ensemble des parties $2^{F^{ct}}$ du cadre de discernement d'une fonction $F^{ct} = \{OK, KO\}$ qui est propagée ensuite dans les graphes de modélisation, les mesures de croyance *Bel()*, de plausibilité *Pl()* et de probabilité pignistique *BetP()* des états de F^{ct}. Ce bloc fournit également l'identifiant du composant dont la maintenance améliorerait au mieux son aptitude à répondre aux sollicitations de production.

4.3 Validation à l'aide de cas issue de la littérature

Pour illustrer et valider la FGP, aucun cas d'études suffisamment général, intégrant l'ensemble des configurations de base des systèmes et de leurs combinaisons, n'a été trouvé dans la littérature. Aussi, la méthode de validation a consisté à utiliser sur plusieurs cas d'études de systèmes extraits de la littérature comme un pont et un système fictif.

Pour chacun de ces systèmes, après une petite description de la structure et du fonctionnement, le modèle basé sur la méthode proposée et le modèle ARENA correspondant sont décrits succinctement avant une interprétation des résultats.

4.3.1 Système pont

4.3.1.1 Description

Le système pont, représenté par le diagramme de fiabilité de la Figure 21, est défini dans [Toledano et Sucar, 2004 ; Simon, 2007], bien que constitué de 5 composants C1 à C5, il est un exemple de système complexe vis-à-vis de l'aspect fiabilité [Villemeur, 1992]. Son nombre réduit de composants, facilite la compréhension.

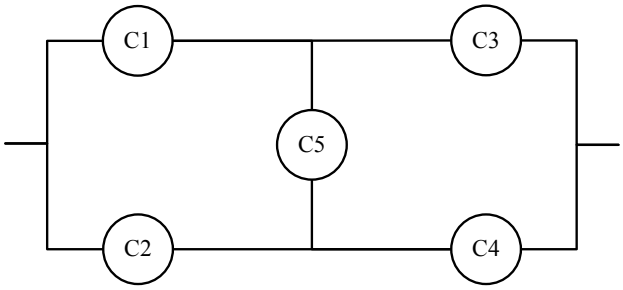


Figure 21. Diagramme de fiabilité du système Pont

Ce modèle a été étudié dans [Simon, 2008] pour des fiabilités de composants faisant apparaître de l'incertitude épistémique. Chaque composant peut être dans l'un des deux états distincts $\{Up, Down\}$ pour une évaluation de la fiabilité. En énumérant les coupures minimales ou les chemins de réussite minimaux pour ce système, un diagramme avec les portes logiques « ET » et « OU » présenté sur la Figure 22 peut être construit.

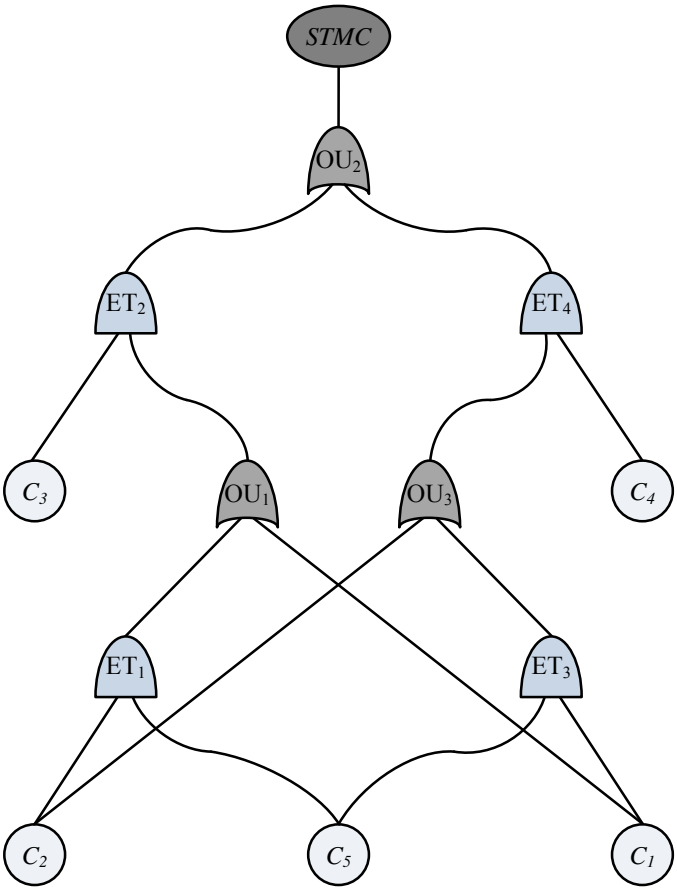


Figure 22. Diagramme avec les portes « ET » et « OU » du système pont

4.3.1.2 Modèle du système

Pour la modélisation de ce système pont, nous établissons des équivalences entre les entités du diagramme de la Figure 22 et les « patterns ». Ces équivalences sont présentées le Tableau 9.

Tableau 9. Équivalences entre éléments de diagrammes avec portes logiques, les « patterns » et les blocs ARENA.

Elément de diagrammes à portes logiques	« Pattern »	ARENA
C_1	P_1^1 — C_1	P1_1 → C1
OU_1	R_1^1	Redondance 1
ET_1	F_1^{ct}	Fonction 1
Up	OK	OK
$Down$	KO	KO
$\{Up, Down\}$	$\{OK, KO\}$	$\{OK, KO\}$

A partir du diagramme de la Figure 22 et des équivalences du Tableau 9, nous avons construit un modèle de fiabilité du système pont pour calculer la fiabilité du système comme. Ce modèle est présenté sur la Figure 23.

Dans le modèle du système pont illustré sur la Figure 23, Cx est le numéro du composant x, P_i^x est le pronostic local numéro i du composant Cx, R_k^1 est la redondance k d'ordre 1, F_j^{ct} est la fonction numéro j et STMC représente le système complet.

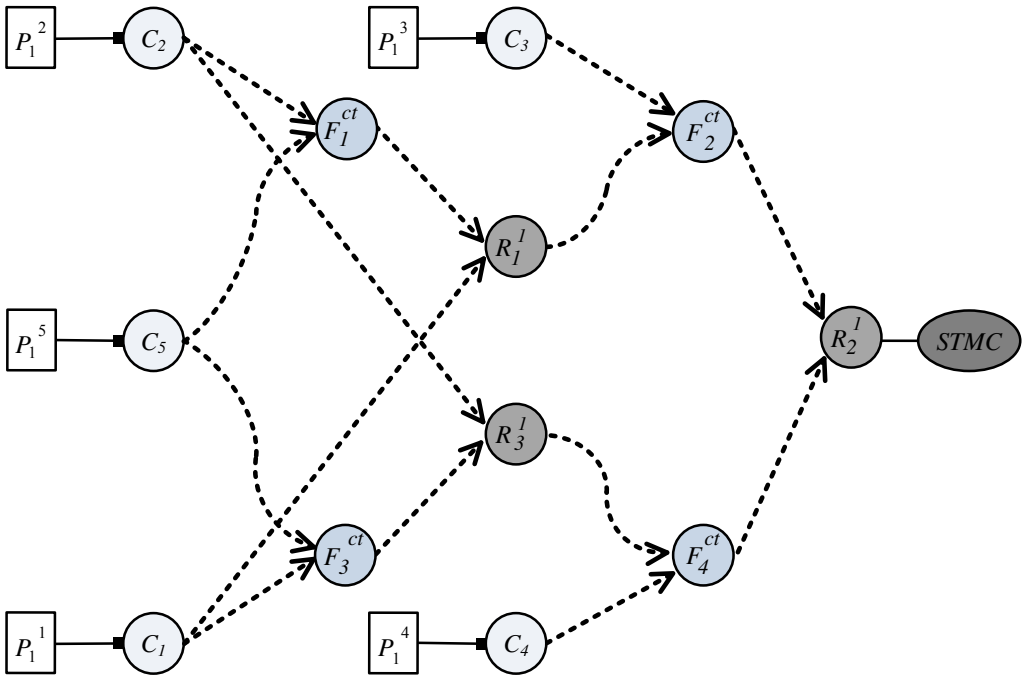


Figure 23. Modélisation du système pont à l'aide des « patterns »

4.3.1.4 Modèle de simulation et conditions initiales

Sur la base du modèle de la Figure 23, un modèle de simulation a été construit avec le logiciel ARENA présenté sur la Figure 24. Trois scénarios sont considérés dans le Tableau 10 dont les valeurs sont issues de [Simon, 2007].

Pour le scénario 1, appelé scénario de référence :

- les valeurs de $k_{\{F,\bar{F}\}}$, $k_{\{F\}}$ et t_0 ont été choisies pour que les pronostics locaux à l'instant t_e correspondent aux valeurs des bba : $bba(\{Up\})$ $bba(\{Down\})$ et $bba(\{Up, Down\})$ de chaques composants,
- les valeurs des incertitudes épistémiques $bba_{\{F,\bar{F}\}}(t_e)$ sont fixées à 0,00,
- les pronostics locaux P_1^1, P_1^2 et P_1^5 des composants C1, C2, et C5 sont paramétrés de sorte que soient obtenues les valeurs listées dans le Tableau 10 $bba_{\{F\}}^{2^P}(t_e) = 0{,}1813$, $bba_{\{\bar{F}\}}^{2^P}(t_e) = 0{,}8187$ et $bba_{\{F,\bar{F}\}}^{2^P}(t_e) = 0{,}00$, le taux de défaillance de l'état de défaut $k_{\{F\}}$ est fixé 1.0E-03,

- les pronostics locaux P_1^3 et P_1^4 des composants C3 et C4, sont paramétrés de sorte à obtenir la structure de croyance $bba_{\{F\}}^{2^P}(t_e) = 0{,}3297$, $bba_{\{\bar{F}\}}^{2^P}(t_e) = 0.6703$ et $bba_{\{F,\bar{F}\}}^{2^P}(t_e) = 0{,}00$, le taux de défaillance de l'état de défaut $k_{\{F\}}$ est fixé 2.0E-03.

Tableau 10. Valeurs de croyance quel que soit le composant

Scénario	1		2	3
bba^{2^P}	$P_1^1, P_1^2 et\ P_1^5$	$P_1^3\ et\ P_1^4$	P_1^1	P_1^1
(F)	0,1813	0,3297	0,1313	0,0313
$(\bar{F})$	0.8187	0,6703	0.7687	0.6687
$(\{F,\bar{F}\})$	0,0000	0,0000	0,1000	0,3000

La FGP est exécutée pour les structures de croyance des pronostics locaux basées sur le premier scénario avec une tâche qui dure $(t_e - t_0) = 200$ UT (Unités de Temps). Le scénario 2 est basé sur la même situation que le scénario 1, excepté qu'à la fin de la tâche de 200 UT tous les pronostics locaux sont les mêmes que pour le scénario 1 sauf le pronostic local P_1^1 pour lequel la valeur de $k_{\{F,\bar{F}\}}$ a été modifiée à 0,10, de sorte que la structure de croyance de P_1^1 soit $bba_{\{F\}}^{2^P}(t_e) = 0{,}1313$, $bba_{\{\bar{F}\}}^{2^P}(t_e) = 0.7687$ et $bba_{\{F,\bar{F}\}}^{2^P}(t_e) = 0{,}10$.

De même, le scénario 3 est basé sur la même situation que le scénario 2, à l'exception du fait que le pronostic local P_1^1 pour lequel la valeur de $k_{\{F,\bar{F}\}}$ est modifiée à 0,30, de sorte que la structure de croyance de P_1^1 soit $bba_{\{F\}}^{2^P}(t_e) = 0{,}0313$, $bba_{\{\bar{F}\}}^{2^P}(t_e) = 0.6687$ et $bba_{\{F,\bar{F}\}}^{2^P}(t_e) = 0{,}30$.

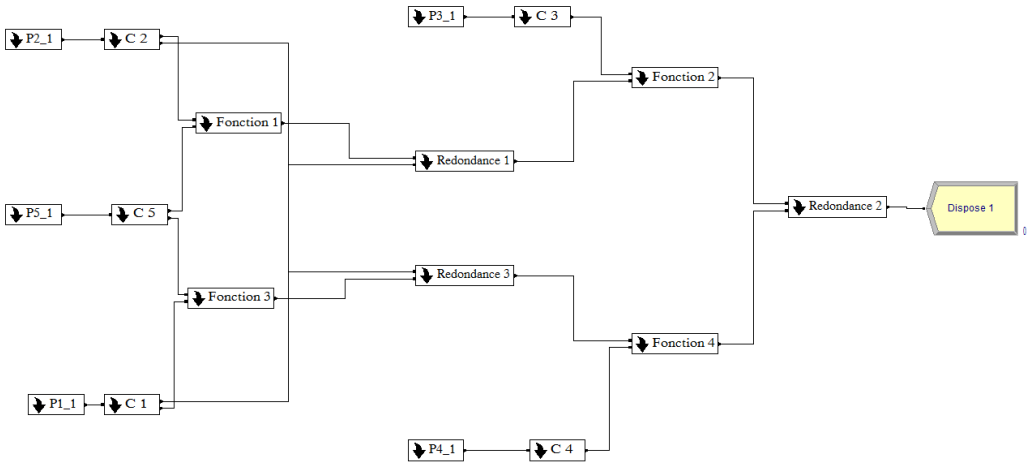


Figure 24. Modèle de Système Pont réalisé avec les blocs logiciel ARENA

4.3.1.5 Résultats et interprétation

Afin de valider les résultats, il est seulement possible de vérifier les valeurs obtenues pour la structure de croyance de l'ensemble des parties du cadre de discernement réduit $\{OK, KO, \{OK, KO\}\}$ par analogie à $\{Up, Down, \{Up, Down\}\}$ du STMC complet. Les critères de comparaison retenus sont les mesures de croyance $Bel(OK)$, $Bel(KO)$ et d'incertitude $Bel(\{OK, KO\})$ proposées par le système de référence. Les résultats obtenus pour le scénario 1 du système complet, sont résumés dans le Tableau 11.

Tableau 11. Valeurs obtenues pour le système pont complet dans chaque scénario

Scenario	1	2	3
$Bel(OK) =$	0,8501	0,8408	0,8221
$Bel(KO) =$	0,149866	0,140511	0,121801
$Bel(OK, KO) =$	0,0000	0,0187	0,0561

Les résultats, présentés dans le Tableau 11, obtenus pour la simulation de ces scénarios à l'aide des blocs ARENA définis pour chacun des « patterns » sont exactement les mêmes que ceux obtenus dans les scénarios 1, 2 et 3 du système décrit dans [Simon, 2007]. Par conséquent, la FGP a produit des résultats conformes à ceux présentés dans [Simon, 2007] pour ce système pont.

D'autres cas d'études associés à des valeurs de scénarios ont été utilisés selon le même processus de validation exposé pour le système pont. Ces systèmes ont été décrits à l'aide de la modélisation proposée et exécutés par la FGP. Ces systèmes sont :

- ✓ Le système Kamat Riley qui est exploité dans [Simon, 2007] pour présenter des résultats obtenus par la méthode d'évaluation de la fiabilité de systèmes qui y est présentée. Il s'agit d'un système plus complexe présenté dans [Kamat et Riley, 1976]. Un diagramme de fiabilité de ce système est présenté sur la Figure 25. Ce système est considéré comme un système complexe puisqu'il ne peut être réécrit que par une combinaison de sous-systèmes parallèles en série [Villemeur, 1992].

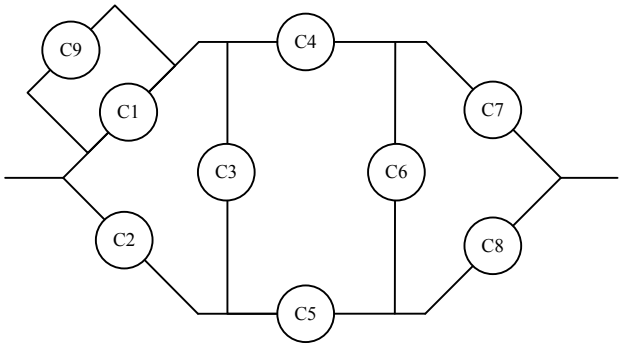


Figure 25. Diagramme de fiabilité du système Kamat Riley

- ✓ Une redondance k/n (équivalente à une redondance p/n), représentée sur la Figure 26, a été définie dans [Simon, 2007]. Cet article présente des résultats pour un système constitué de 3 composants qui est opérationnel si au moins 2 composants sur les 3 sont opérationnels.

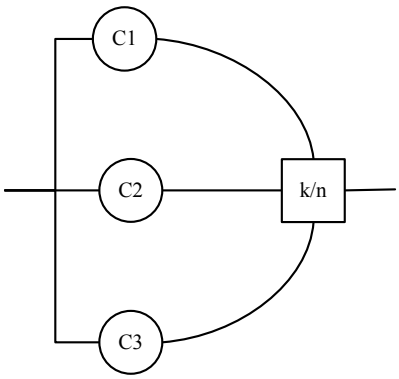


Figure 26. Diagramme de fiabilité du système Redondance 2/3

- ✓ Un système à processeurs redondants issu de [Malhotra 1995] et étudié dans [Bobbio, 2001] a également été utilisé à des fins de validation.

Les résultats obtenus à partir des implémentations de ces systèmes à l'aide de nos blocs et des simulations effectuées sous ARENA ont fournies les mêmes résultats pour les entrées équivalentes que ceux présentés dans les articles présentant dont nous avons tirés ces systèmes. Ceci nous a permis de vérifier la conformité des inférences que nous avons présentées dans le chapitre 3 pour, au moins, les cadres de discernements réduits de la FGP.

4.3.2 Système fictif

4.3.2.1 Description

Le système fictif décrit sur la Figure 27 [Desforges, 2017] rassemble la plupart des situations qui peuvent être rencontrées dans des systèmes complexes du point de vue du calcul de la FGP proposée hormis les redondances pour lesquelles p>1. Il est composé de trois sous-systèmes qui contiennent des de redondances ou des fonctions. Plusieurs composants implémentent les fonctions. Dans la Figure 27, les arcs représentent les relations causales de la modélisation des connaissances structurelles et les boîtes les relations fonctionnelles. Ce système est exploité pour la validation de la FGP car il fait apparaître des états d'entités équivalents à ceux de nos « patterns » et la méthode que nous avons proposée pour identifier les composants à réparer en est inspirée.

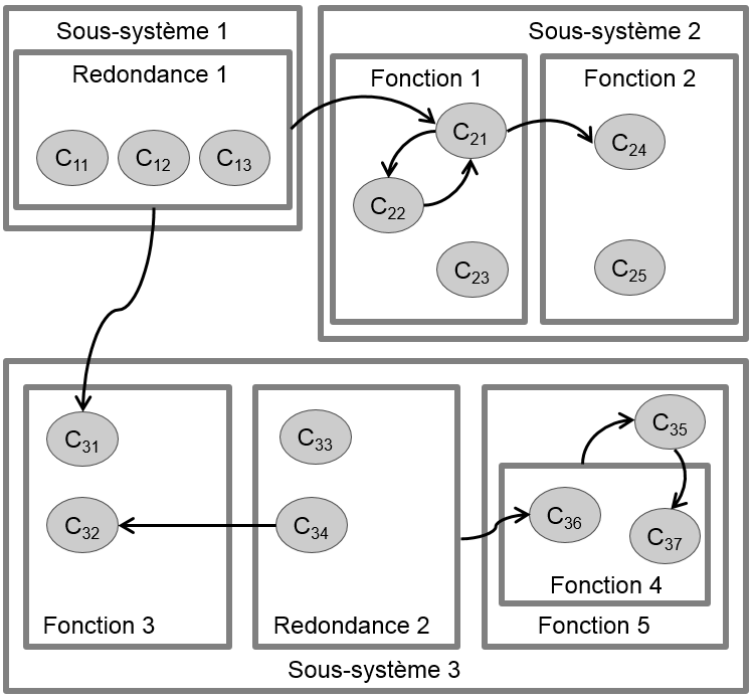


Figure 27. Diagramme de fiabilité du système fictif des [Desforges, 2017]

Ce système multi-composant fictif de quinze composants avec leurs pronostics locaux respectifs est modélisé à partir de connaissances comportementales, structurelles et fonctionnelles décrits dans le chapitre 2. Cependant, la méthode qui y est mise en œuvre est basée sur des réseaux bayésiens orientés objet et des probabilités sur les états des différentes entités. Le modèle de ce système fictif est illustré à la Figure 28 où Cx est le numéro de composant x, P_i^x est le pronostic local numéro i du composant Cx, RFk est la redondance k, SFl est la fonction l, SFsj est le sous-système j qui est considéré comme une fonction et CS représente le système complexe considéré aussi comme une fonction.

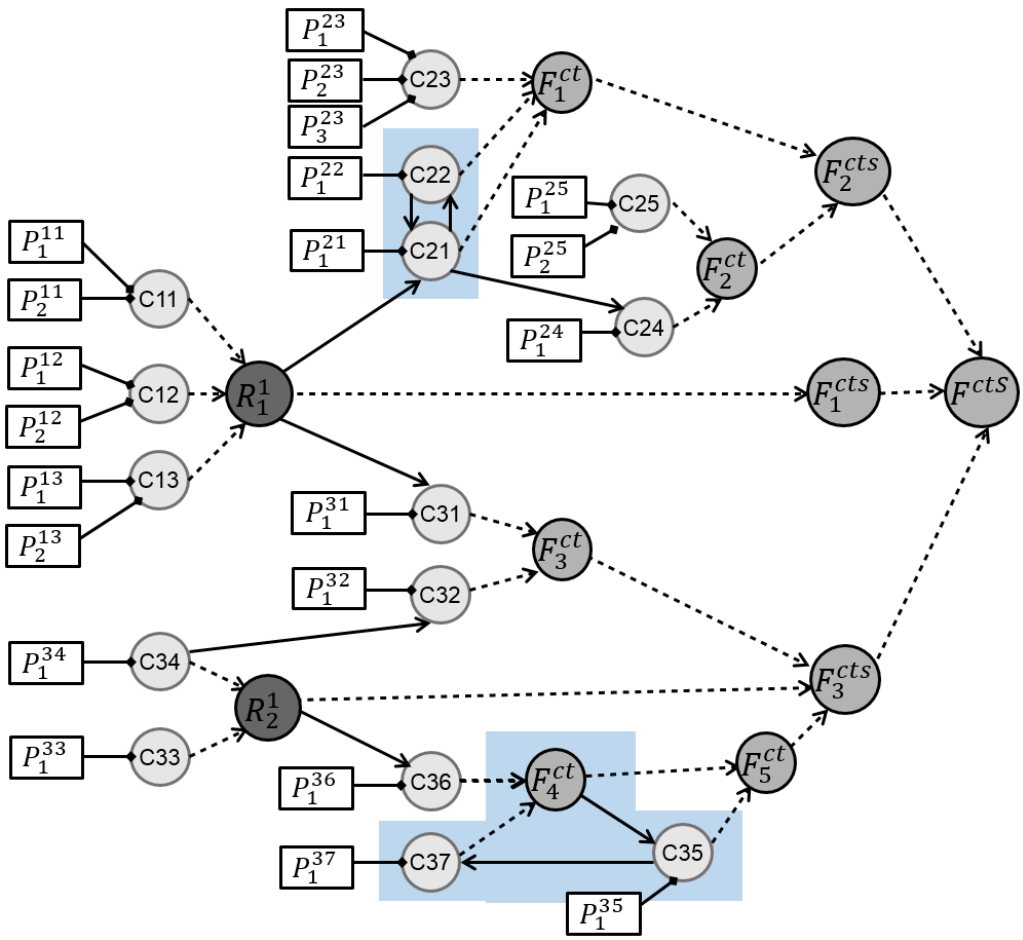
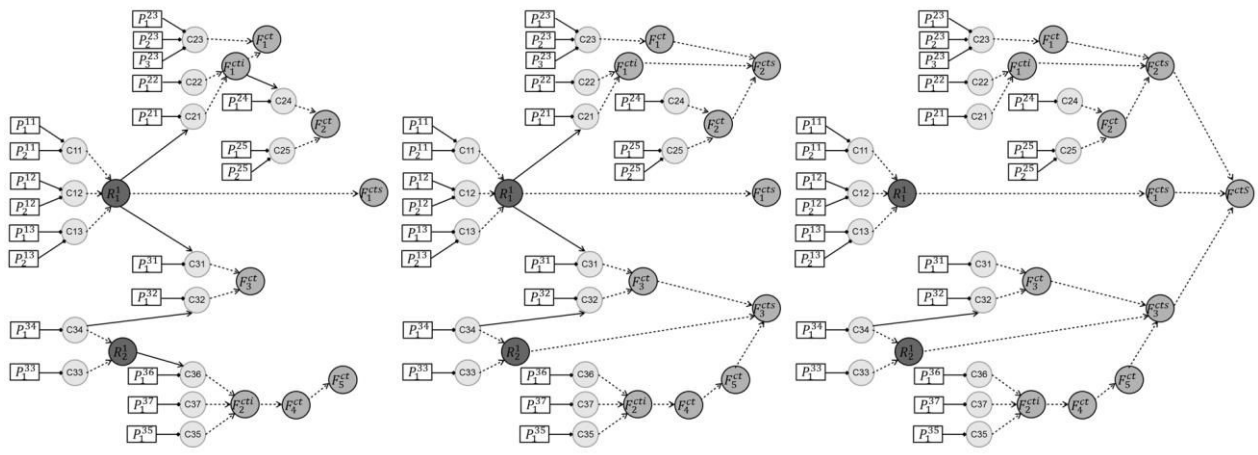


Figure 28. Modèle de fiabilité du système avec système fictif

Après les transformations indiquées dans le chapitre 3 pour éliminer les cycles du graphe mis en évidence par les zones grisées en utilisant des fonctions d'interdépendance, et pour éviter d'introduire plusieurs fois la probabilité de l'état KO d'un nœud dans le calcul de l'état KO d'un autre nœud qui n'appartient pas à une fonction redondante, trois graphes sont générés (voir Figure 29). La fonction générique proposée est successivement exécutée sur les trois graphes. Les résultats calculés pour tous les nœuds du graphe de la Figure 29a sont mémorisés. Pour le graphe de la Figure 29b, seuls les résultats calculés pour les nœuds SFs2 et SFs3 sont enregistrés et, pour le graphe de la Figure 29c, seuls les résultats calculés pour le nœud CS sont enregistrés. Les valeurs enregistrées des attributs des nœuds y sont proposées comme indicateurs d'aide à la décision pour l'ordonnancement de la production et de la maintenance.



(a) (b) (c)

Figure 29. Graphes de modélisation du système fictif après les transformations de graphe.

4.3.2.2 Modèle de simulation et conditions initiales

Sur la base des trois graphes de la Figura 29, les modèles de simulation ont été construits avec le logiciel ARENA. Quatre scénarios ont été considérés. Comme l'approche décrite dans [Desforges, 2017] ne tient pas compte des incertitudes épistémiques sur les états des entités, la vérification a été effectuée uniquement pour des structures de croyances dogmatiques pour les pronostics locaux. Il s'est agi de vérifier la conformité des résultats à partir de l'implémentation de ces 3 graphes de modélisation sous ARENA et ceux fournis dans [Desforges, 2017] pour les différents scénarios.

Les valeurs des pronostics locaux des composants pour les quatre scénarios sont présentés dans le Tableau 12. Ils sont tous identiques dans le scénario 1. Pour les autres scénarios, seules les valeurs des pronostics locaux modifiés par rapport au scénario 1 sont données.

Tableau 12. Valeurs de croyance quel que soit le composant

scénario	1	2		3	4
bba^{2^P}	P_1^{11},…,P_1^{37}	P_1^{12} et P_1^{25}	P_2^{11}, P_1^{21}, P_1^{34} et P_1^{37}	P_1^{25}, P_2^{25} et P_1^{37}	P_1^{12}, P_2^{12} et P_1^{34}
(F)	0,0001	0,0300	0,0100	$1.0\ \mathrm{E}-6$	$1.0\ \mathrm{E}+0$
$(\bar{F})$	0.9999	0.9700	0.9900	0.9999	$1.0\ \mathrm{E}-6$
$(\{F,\bar{F}\})$	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

4.3.2.3 Résultats et interprétation

Les résultats obtenus pour la simulation des quatre scénarios sous ARENA sont conformes à ceux présentés dans [Desforges, 2017]. Sachant que les structures de croyance introduites pour les pronostics locaux de composants sont dogmatiques, pour chaque état distinct X d'un cadre de discernement d'une entité nous avons donc $bba(X) = Bel(X) = Pl(X) = BetP(X)$. Pour chaque scénario et chaque entité, ces mesures sur un état X correspondent à la probabilité de ce même état X obtenue dans [Desforges, 2017].

Cette conformité, ajoutée aux résultats des vérifications présentées dans le paragraphe 4.3.1, nous conduit à considérer les inférences définies pour chaque « pattern » comme valides.

Les traitements adjoints aux « patterns » que nous avons présentés dans le chapitre 3 permettant d'identifier pour chaque entité quel est le composant dont la maintenance améliorerait au mieux l'aptitude de l'entité à accomplir les tâches de production. Pour les vérifications basées sur ces 4 mêmes scénarios, les traitements explicités dans le chapitre 3 basés sur des mesures de probabilité pignistique ont identifiés les mêmes composants que dans [Desforges, 2017] nous permettant de considérer ces traitements comme valides également.

Des résultats des simulations de ces scénarios sont présentés dans le Tableau 13.

Tableau 13. Valeurs obtenues pour le système fictif dans chaque scénario.

Ex	Scenario 1			Scenario 2			Scenario 3			Scenario 4		
	$Bel^{Ex}(LR)$	$Bel^{Ex}(KO)$	id^{Ex}	$Bel^{Ex}(LR)$	$Bel^{Ex}(KO)$	id^{Ex}	$Bel^{Ex}(LR)$	$Bel^{Ex}(KO)$	id^{Ex}	$Bel^{Ex}(LR)$	$Bel^{Ex}(KO)$	id^{Ex}
F^{ctS}		1.4E-03	C23		5.98E-02	C25		2.08E-02	C34		1.00E+00	C34
F_2^{cti}		3.0E-04	C36		1.02E-02	C37		2.02E-04	C36		3.01E-04	C36
F_1^{cti}		2.0E-04	C21		1.01E-02	C21		1.01E-02	C21		1.01E-02	C21
F_3^{cts}		6.0E-04	C32		2.03E-02	C37		1.04E-02	C34		1.00E+00	C34
F_2^{cts}		8.0E-04	C23		4.03E-02	C25		1.05E-02	C21		1.05E-02	C21
F_1^{cts}		8.0E-12	C13		6.08E-08	C12		6.08E-08	C12		2.02E-06	C12
F_5^{ct}		3.0E-04	C36		1.02E-02	C37		2.02E-04	C36		3.01E-04	C36
F_4^{ct}		3.0E-04	C36		1.02E-02	C37		2.02E-04	C36		3.01E-04	C36
F_3^{ct}		3.0E-04	C32		1.02E-02	C34		1.02E-02	C34		1.00E+00	C34
F_2^{ct}		5.0E-04	C21		4.00E-02	C25		1.02E-02	C21		1.02E-02	C21
F_1^{ct}		5.0E-04	C23		1.04E-02	C21		1.04E-02	C21		1.04E-02	C21
R_2^1	2.0E-04	1.0E-08	C33	1.01E-02	1.00E-06	C34	1.01E-02	1.00E-06	C34	1.00E+00	1.00E-04	C34
R_1^1	1.2E-07	8.0E-12	C13	3.12E-04	6.08E-08	C12	3.12E-04	6.08E-08	C12	1.03E-02	2.02E-06	C12
C37		1.0E-04	C37		1.00E-02	C37		1.00E-06	C37		1.00E-06	C37
C36		1.0E-04	C36		1.01E-04	C36		1.01E-04	C36		2.00E-04	C36
C35		1.0E-04	C35		1.00E-04	C35		1.00E-04	C35		1.00E-04	C35
C34		1.0E-04	C34		1.00E-02	C34		1.00E-02	C34		1.00E+00	C34
C33		1.0E-04	C33		1.00E-04	C33		1.00E-04	C33		1.00E-04	C33
C32		2.0E-04	C32		1.01E-02	C34		1.01E-02	C34		1.00E+00	C34
C31		1.0E-04	C31		1.00E-04	C31		1.00E-04	C31		1.02E-04	C31
C25		2.0E-04	C25		3.01E-02	C25		2.00E-06	C25		2.00E-06	C25
C24		3.0E-04	C21		1.02E-02	C21		1.02E-02	C21		1.02E-02	C21
C23		3.0E-04	C23		3.00E-04	C23		3.00E-04	C23		3.00E-04	C23
C22		1.0E-04	C22		1.00E-04	C22		1.00E-04	C22		1.00E-04	C22
C21		1.0E-04	C21		1.00E-02	C21		1.00E-02	C21		1.00E-02	C21
C13		2.0E-04	C13		2.00E-04	C13		2.00E-04	C13		2.00E-04	C13
C12		2.0E-04	C12		3.01E-02	C12		3.01E-02	C12		1.00E+00	C12
C11		2.0E-04	C11		1.01E-02	C11		1.01E-03	C11		1.01E-02	C11

4.4 Étude de Cas

Les vérifications présentées dans les paragraphes précédents de ce chapitre nous ont permis de considérer comme valides l'ensemble des traitements réalisés par la fonction générique proposée par les modélisations et simulations de plusieurs systèmes et cas issus de la littérature. L'objectif de cette étude de cas, basée sur le même système fictif que celui proposé dans [Desforges, 2017], est de proposer des façons dont les indicateurs d'aide à la décision produits la FGP proposée peuvent être utilisés pour la planification conjointe de la production et de la maintenance.

4.4.1 Fonctionnement

Pour cette étude de cas, on prend comme hypothèse que les tâches de production prévues nécessitent que la probabilité pignistique de l'état KO du STMC (F^{ctS} sur la Figure 29) soit inférieure à 1.0E-2. L'identification, pour chaque entité, du composant dont la maintenance améliorerait au mieux son aptitude à accomplir les tâches de production est également basée sur les mesures de probabilité pignistique et effectuée selon les algorithmes 1 ou 2 selon le « pattern » de l'entité.

4.4.2 Modèles de simulations et conditions initiales

Nous proposons quatre nouveaux scénarios permettant de considérer des incertitudes épistémiques sur les pronostics locaux des composants illustrant des façons d'utiliser les indicateurs fournis par la FGP pour l'aide à la décision pour la planification des activités de maintenance et de production [Gonzalez, 2018].

Pour le premier scénario, on considère une tâche de 4.000 Unités de Temps (UT) et le fait que tous les pronostics locaux ont les mêmes structures de croyances, de sorte que les *bba* de P_1^{11},…,P_1^{37} soient à t_e correspondant à la fin de cette tâche : $bba^{2^P}(F) = 0{,}0004$, $bba^{2^P}(\bar{F}) = 0.9995$ et $bba^{2^P}(\{F, \bar{F}\}) = 0{,}0001$.

Les valeurs des structures de croyance pour l'ensemble des pronostics locaux des composants sont présentées dans le Tableau 14. Seules les structures de croyance des pronostics locaux des composants qui sont modifiées pour les autres scénarios sont présentées dans ce tableau.

Tableau 14. Structures de croyance des pronostics locaux des composants pour les scénarios

scénario	1	2		3	4
bba^{2^P}	P_1^{11},…,P_1^{37}	P_1^{11}, P_1^{21} et P_1^{34}	P_2^{12}, P_2^{25} et P_1^{37}	Tâche productive de 2 000 UT	P_1^{21}
(F)	0,0004	$3.0E-3$	$4.0E-4$		$1.04\ \mathrm{E}-7$
$(\bar{F})$	0.9995	0.9969	0.9991		$1.0\ \mathrm{E}+0$
$(\{F,\bar{F}\})$	0,0001	$1.0E-4$	$5.0E-4$		0,0000

Le scénario 2 est basé sur la même situation que le scénario 1. Tous les pronostics locaux sont identiques sauf les pronostics locaux P_1^{11}, P_1^{21}, P_1^{34}, P_2^{12}, P_2^{25} et P_1^{37} pour lesquels les valeurs de $k_{\{F\}}$ et $k_{\{F,\bar{F}\}}$ ont été modifiées de telle sorte que les *bba* de P_1^{11}, P_1^{21} et P_1^{34} soient égal à $bba^{2^P}(F) = 3.0E-3$, $bba^{2^P}(\bar{F}) = 0.9969$ et $bba^{2^P}(\{F,\bar{F}\}) = 1.0E-4$, et les *bba* de P_2^{12}, P_2^{25} et P_1^{37} soient égal à $bba^{2^P}(F) = 4.0E-4$, $bba^{2^P}(\bar{F}) = 0.9991$ et $bba^{2^P}(\{F,\bar{F}\}) = 5.0E-4$.

Le scénario 3 est basé sur les mêmes pronostics locaux que le scénario 2, avec une tâche de production d'une durée de 2000 UT.

Le scénario 4 est également basé sur les mêmes pronostics locaux que le scénario 2 ; et fait suite à la simulation du scénario 2 où le composant C21 a été identifié pour réparation. Nous y supposons que le composant C21 a été maintenu avant la tâche de production de 4 000 UT. Pour la simulation, les valeurs $k_{\{F\}}$ et $k_{\{F,\bar{F}\}}$ du pronostic local P_1^{21} ont été considérablement réduites (mis à une très petite valeur) car on suppose que tous les composants ont subi la même durée d'utilisation dans les scénarios proposés. Cependant dans le cas d'autres approches relatives notamment à la planification de la production, pour simuler le fait que la maintenance d'un composant a été effectuée, la date t_0 est mise à la date à laquelle une tâche de production sollicitant le composant débutera.

4.4.3 Résultats et interprétations

Les ensembles d'indicateurs disponibles pour les entités sont présentés dans le Tableau 15, pour un composant (le C24 avec le scénario 1), le Tableau 16, pour une fonction (la F_1^{ct} avec le scénario 1), et le Tableau 17, pour une redondance (la R_2^1 avec le scénario 1). A ces indicateurs, il faut ajouter

l'identifiant du composant dont la maintenance améliore au mieux l'aptitude de l'entité à accomplir les tâches de production. Ces indicateurs étant nombreux, c'est donc aux décideurs de choisir les plus pertinents vis-à-vis des politiques de production et de maintenance ainsi que des indicateurs de performance de l'organisation sociotechnique exploitant le STMC.

Tableau 15. Valeurs des indicateurs pour l'aide à la décision du composant C24 dans le scénario 1.

2^C	$bba(.)$	$Bel(.)$	$BetP(.)$	$Pl(.)$	2^{C_r}	$Bel(.)$	$BetP(.)$	$Pl(.)$
$\{OK\}$	9.985E-01	9.985E-01	9.987E-01	9.988E-01	$\{OK\}$	9.985E-01	9.987E-01	9.988E-01
$\{F\}$	3.996E-04	3.996E-04	4.496E-04	4.996E-04	$\{KO\}$	1.200E-03	1.349E-03	1.499E-03
$\{OO\}$	7.994E-04	7.994E-04	8.994E-04	9.994E-04				
$\{FOO\}$	3.199E-07	3.199E-07	4.049E-07	4.999E-07				
$\{F, FOO)\}$	7.996E-08	4.000E-04	4.500E-04	5.000E-04				
$\{OO, FOO\}$	7.998E-08	7.998E-04	8.998E-04	9.998E-03				
$\{OK, F\}$	9.990E-05	9.990E-01	9.991E-01	9.992E-01	$\{OK, KO\}$	2.997E-04		
$\{OK, OO\}$	1.998E-04	9.995E-01	9.995E-01	9.996E-01				
$\{OK, F, OO, FOO\}$	1.999E-08	1.000E+00	1.000E+00	1.000E+00				

Tableau 16. Valeurs des indicateurs pour l'aide à la décision de la fonction F_1^{ct} dans le scénario 1

2^{Fct}	$bba(.)$	$Bel(.)$	$BetP(.)$	$Pl(.)$
$\{OK\}$	9.975E-01	9.975E-01	9.978E-01	9.980E-01
$\{KO\}$	1.998E-03	1.998E-03	2.248E-03	2.498E-03
$\{OK, KO\}$	4.991E-04	1.000E+00	1.000E+00	1.000E+00

Tableau 17. Valeurs des indicateurs pour l'aide à la décision de la redondance R_2^1 dans le scénario 1

2^{R^p}	$bba(.)$	$Bel(.)$	$BetP(.)$	$Pl(.)$	$2^{R_r^p}$	$Bel(.)$	$BetP(.)$	$Pl(.)$
$\{OK\}$	9.990E-01	9.990E-01	9.991E-01	9.992E-01	$\{OK_r\}$	9.999E-01	9.999E-01	9.999E-01
$\{LR\}$	7.996E-04	7.996E-04	8.996E-04	9.996E-04				
$\{OK, LR\}$	1.999E-04	9.999E-01	9.999E-01	9.999E-01				
$\{KO\}$	1.600E-07	1.600E-07	2.033E-07	2.500E-07	$\{KO\}$	1.600E-07	2.050E-07	2.500E-07
$\{LR, KO\}$	8.000E-08	7.998E-04	8.998E-04	9.997E-04				
$\{OK, LR, KO\}$	1.000E-08	1.000E+00	1.000E+00	1.000E+00	$\{OK_r, KO\}$	9.000E-08		

Les résultats des indicateurs d'aide à la décision retenus sont basés sur les probabilités pignistiques. Les résultats obtenus pour les quatre scénarios sont résumés dans le Tableau 18.

Pour le scénario 1, compte tenu des résultats expérimentaux, on peut observer que la valeur de probabilité pignistique pour que le système devienne inopérant (état KO) avant la fin de la tâche est

$BetP^{F^{ctS}}(KO) = 6.28E - 3$ et le composant qu'il convient de maintenir est le C23 ; la probabilité pignistique qu'il y ait une perte de redondance pour la redondance R_2^1 est $BetP^{R_2^1}(LR) = 9.00E - 4$ le composant qu'il convient de maintenir est le C33 et la probabilité pignistique que le composant C24 devienne "KO" est $BetP^{C24}(KO) = 1.35\text{E} - 4$ et le composant qu'il convient de maintenir est le C21.

Tableau 18. Valeurs obtenues pour les scénarios simulés pour le système fictif

Ex	Scenario 1			Scenario 2			Scenario 3			Scenario 4		
	$BetP^{Ex}(LR)$	$BetP^{Ex}(KO)$	id^{Ex}	$BetP^{Ex}(LR)$	$BetP^{Ex}(KO)$	id^{Ex}	$BetP^{Ex}(LR)$	$BetP^{Ex}(KO)$	id^{Ex}	$BetP^{Ex}(LR)$	$BetP^{Ex}(KO$	id^{Ex}
F^{ctS}		6.28E-03	C23		1.18E-02	C21		6.48E-03	C21		8.82E-03	C34
F_3^{cts}		2.70E-03	C32		5.49E-03	C34		3.00E-03	C34		5.49E-03	C34
F_2^{cts}		3.59E-03	C23		6.38E-03	C21		3.50E-03	C21		3.35E-03	C25
F_1^{cts}		7.55E-10	C13		3.60E-09	C11		7.06E-10	C11		3.60E-09	C11
F_5^{ct}		1.35E-03	C36		1.55E-03	C37		9.50E-04	C37		1.55E-03	C37
F_4^{ct}		1.35E-03	C36		1.55E-03	C37		9.50E-04	C37		1.55E-03	C37
F_3^{ct}		1.35E-03	C32		3.95E-03	C34		2.05E-03	C34		3.95E-03	C34
F_2^{ct}		2.25E-03	C21		5.04E-03	C21		2.75E-03	C21		2.00E-03	C25
F_1^{ct}		2.25E-03	C23		4.84E-03	C21		2.55E-03	C21		1.80E-03	C23
F_2^{cti}		1.35E-03	C36		1.55E-03	C37		9.50E-04	C37		1.55E-03	C37
F_1^{cti}		9.00E-04	C21		3.50E-03	C21		1.80E-03	C21		4.50E-04	C22
R_2^1	9.00E-04	2.03E-07	C33	3.50E-03	1.37E-06	C34	1.80E-03	3.89E-07	C34	3.50E-03	1.37E-06	C34
R_1^1	2.46E-06	7.38E-10	C13	8.04E-06	3.51E-09	C11	2.58E-06	6.57E-10	C11	8.04E-06	3.51E-09	C11
Ex	$BetP^{Ex}(F)$	$BetP^{Ex}(KO)$	id^{Ex}	$BetP^{Ex}(F)$	$BetP^{Ex}(KO)$	id^{Ex}	$BetP^{Ex}(F)$	$BetP^{Ex}(KO)$	id^{Ex}	$BetP^{Ex}(F)$	$BetP^{Ex}(KO)$	id^{Ex}
C37	4.50E-04	4.50E-04	C37	6.50E-04	6.50E-04	C37	4.50E-04	4.50E-04	C37	6.50E-04	6.50E-04	C37
C36	4.50E-04	4.50E-04	C36	4.50E-04	4.51E-04	C36	2.50E-04	2.50E-04	C36	4.50E-04	4.51E-04	C36
C35	4.50E-04	4.50E-04	C35	4.50E-04	4.50E-04	C35	2.50E-04	2.50E-04	C35	4.50E-04	4.50E-04	C35
C34	4.50E-04	4.50E-04	C34	3.05E-03	3.05E-03	C34	1.55E-03	1.55E-03	C34	3.05E-03	3.05E-03	C34
C33	4.50E-04	4.50E-04	C33	4.50E-04	4.50E-04	C33	2.50E-04	2.50E-04	C33	4.50E-04	4.50E-04	C33
C32	4.50E-04	9.00E-04	C32	4.49E-04	3.50E-03	C34	2.50E-04	1.80E-03	C34	4.49E-04	3.50E-03	C34
C31	4.50E-04	4.50E-04	C31	4.50E-04	4.50E-04	C31	2.50E-04	2.50E-04	C31	4.50E-04	4.50E-04	C31
C25	9.00E-04	9.00E-04	C25	1.10E-03	1.10E-03	C25	7.00E-04	7.00E-04	C25	1.10E-03	1.10E-03	C25
C24	4.50E-04	1.35E-03	C21	4.48E-04	3.95E-03	C21	2.50E-04	2.05E-03	C21	4.50E-04	9.00E-04	C22
C23	1.35E-03	1.35E-03	C23	1.35E-03	1.35E-03	C23	7.50E-04	7.50E-04	C23	1.35E-03	1.35E-03	C23
C22	4.50E-04	4.50E-04	C22	4.50E-04	4.50E-04	C22	2.50E-04	2.50E-04	C22	4.50E-04	4.50E-04	C22
C21	4.50E-04	4.50E-04	C21	3.05E-03	3.05E-03	C21	1.55E-03	1.55E-03	C21	1.00E-07	1.04E-07	C21
C13	9.00E-04	9.00E-04	C13	9.00E-04	9.00E-04	C13	5.00E-04	5.00E-04	C13	9.00E-04	9.00E-04	C13
C12	9.00E-04	9.00E-04	C12	1.10E-03	1.10E-03	C12	7.00E-04	7.00E-04	C12	1.10E-03	1.10E-03	C12
C11	9.00E-04	9.00E-04	C11	3.50E-03	3.50E-03	C11	1.80E-03	1.80E-03	C11	3.50E-03	3.50E-03	C11

Pour le scénario 2, en supposant que la tâche sollicite l'ensemble du système et que le décideur déclare que la valeur maximale de $BetP^{Ex}(KO)$ pour commencer une tâche est 1.0E-2, le système ne pourra pas accomplir la tâche dans les 4 000 UT. En fait, pour le scénario 2, $BetP^{F^{ctS}}(KO)$ vaut environ 1,18E-2 comme cela est indiqué dans le Tableau 18. Dans ce cas, deux décisions peuvent être prises : soit la maintenance du composant C21 au moins est entreprise avant l'exécution de la tâche de 4 000 UT, soit une tâche qui sollicitera moins le système comme une tâche plus courte peut être planifiée.

Notons que, si la tâche de 4 000 UT ne sollicite que les sous-systèmes F_1^{cts} et F_2^{cts} ou les sous-systèmes F_1^{cts} et F_3^{cts}, aucune maintenance préalable de C21 ne sera nécessaire. Cela peut correspondre à une performance dégradée mais acceptable du système.

Pour le scénario 3, les résultats présentés dans le Tableau 18 montrent que la valeur la plus élevée pour $BetP^{F^{cts}}(KO)$ est 6,48E-03 et demeure inférieure au seuil de 1,0E-2. Par conséquent, la tâche de production de 2000 UT peut être entreprise avant que la maintenance du composant C21 au moins ne soit effectuée. Cela peut donner du temps pour la logistique et la préparation de l'intervention de maintenance et réduire l'immobilisation du STMC.

Pour le scénario 4 et les résultats présentés dans Tableau 17, la tâche de 4 000 minutes peut être effectuée. En fait, la probabilité pignistique qu'au moins un des sous-systèmes du système complexe devienne inopérant avant la fin de la tâche est $BetP^{F^{cts}}(KO)$ = 8.82E-3 et reste sous le seuil 1.0E-2. Cependant, cette valeur est assez proche de ce seuil. Cela peut entraîner un autre immobilisation du STMC pour au moins la maintenance du composant C34 après l'accomplissement de cette tâche de production.

Pour éviter des situations où une tâche de maintenance alterne presque toujours avec une tâche de production, lorsqu'un arrêt pour maintenance est programmé, un niveau de fiabilité plus élevé que le niveau acceptable "pour les entités d'intérêt" doit être recherché. En ce sens, l'application d'une telle stratégie de maintenance entraînerait également au moins la maintenance du composant C34 en plus de celle déjà identifiée du composant C21.

4.5 Conclusion

La mise en œuvre de la FGP a nécessité la représentation du STMC à l'aide de graphes représentant les connaissances comportementales, structurelles et fonctionnelles du système afin d'en analyser la fiabilité future.

Dans ce chapitre, nous avons vérifié que la FGP fournissait des résultats cohérents avec ceux issus de cas présentés dans la littérature. Nous avons aussi présenté quelques façons d'utiliser les indicateurs d'aide à la décision qu'elle fournit pour une aide à la planification conjointe de la production et de la maintenance.

Les vérifications que nous avons effectuées avec succès nous ont conduits à considérer la modélisation et les traitements développés dans le chapitre 3 comme valides.

Les éléments de la FGP ont été définis sous la forme de blocs et simulés pour les différents systèmes et scénarios à l'aide du logiciel ARENA.

La FGP permet donc d'obtenir une image à tous les niveaux d'un STMC (système, sous-système, fonctions aux composants) de son aptitude à accomplir de futures tâches de production, et de proposer des composants à maintenir tout en prenant en compte les incertitudes épistémiques que les informations produites par les pronostics locaux peuvent contenir.

Les systèmes modélisés et l'étude de cas, réalisés à l'aide du logiciel ARENA, ont permis de mettre en évidence la capacité de la FGP d'un STMC de prédire la propagation des défaillances de composants et leurs effets sur le fonctionnement des entités du système comme dans [Desforges, 2017]. Il suffirait de mettre les $bba(\{F\}) = 1 - \beta$, $bba(\{\bar{F}\}) = 0$ et $bba(\{F, \bar{F}\}) = \beta$ où β représente l'incertitude sur la détection d'une faute relative à la dégradation sur lequel porte le pronostic local. Cependant, dans le cadre du diagnostic il conviendrait de lever cette incertitude épistémique représentée par $bba(\{F, \bar{F}\}) = \beta$ pour confirmer ou infirmer la faute du composant.

Conclusion et Perspectives

1. Conclusion

Dans ce manuscrit, nous avons présenté une fonction de pronostic pour les Systèmes Techniques Multi-Composants (STMC) qui prend en compte les informations incertaines (incertitude aléatoire et épistémique) des pronostics locaux de ses composants. Cette fonction fournit des indicateurs d'aide à la décision pour une planification conjointe de la production et de la maintenance.

La Fonction Générique de Pronostic (FGP) que nous avons proposée permet d'évaluer l'état de santé futur de toutes les entités d'un STMC (composants, fonctions ou services, sous-systèmes et même le STMC complet) à partir des pronostics locaux de ses composants. Les indicateurs fournis par cette évaluation permettent de définir l'aptitude du STMC à accomplir les futures tâches que la gestion de production souhaite lui assigner et permettent également d'identifier les composants pour lesquels une intervention de maintenance améliorerait au mieux cette aptitude si elle s'avère insuffisante pour garantir l'accomplissement des tâches de production conformément aux attentes. Cet ensemble d'indicateurs constituent une aide à la décision pour la planification conjointe de la production et de la maintenance.

Pour cela, nous avons définis une modélisation des STMC basée sur le formalisme des réseaux bayésiens et avons identifié différents types d'entités constituant les STMC que nous avons appelés « patterns ». Ces « patterns » permettent de modéliser le STMC pour lequel la FGP doit opérer.

La FGP admet en entrée des pronostics locaux de composants. Une typologie de ces pronostics nous a permis d'établir que ceux-ci peuvent contenir dans l'information qu'ils fournissent de l'incertitude aléatoire mais aussi de l'incertitude épistémique. Pour pouvoir traiter ces imperfections de l'information nous avons recherché un cadre formel que nous avons trouvé dans la théorie des fonctions de croyance, connue aussi sous le nom de Théorie de Dempster Shafer (TDS), qui permet de généraliser le théorème Bayes en œuvre dans les réseaux bayésiens aux structures de croyance. Nous avons à partir des éléments de la TDS proposé des transformations des informations fournies par les différents types de pronostics locaux de composants en structures de croyance. Nous avons également proposé des inférences pour chaque « pattern » pour évaluer l'aptitude de chaque entité d'un STMC à accomplir de futures tâches de production ainsi que des traitements pour identifier pour chaque entité le composant dont la maintenance améliore au mieux l'aptitude du STMC dans l'accomplissement de ces tâches. Un algorithme général de la FGP a été proposé consistant en un parcours de graphes.

Nous avons validé avec succès nos développements à partir de cas et de résultats issus de la littérature du domaine ou de domaines connexes. Pour cela, le logiciel ARENA a été utilisé. Nous y avons défini des blocs pour chaque « pattern ». Les modèles issus de la littérature ont été implémentés

à l'aide de ces blocs afin de comparer les résultats produits avec ceux la littérature. Nous avons également simulé des scénarios basés sur un système fictif pour fournir des exemples sur la façon dont les indicateurs produits par la FGP peuvent être utilisés dans le cadre d'une planification conjointe de la production et de la maintenance allant ainsi au-delà des préconisations du CBM et du PHM.

2. Perspectives

Nous pensons que les travaux effectués dans le cadre de cette thèse de doctorat présentent plusieurs axes de développement.

Un premier axe de développement porte évidemment sur la proposition d'une méthode permettant d'effectuer une planification conjointe de la production et de la maintenance exploitant les indicateurs d'aide à la décision proposée dans les travaux exposés dans ce manuscrit. Afin de définir les séquences de tâches de production exploitant au mieux les fonctionnalités des STMC dont la fiabilité future permettra l'exécution de ces tâches dans des conditions de réalisation satisfaisantes mais aussi de prévoir les interventions de maintenance pour effectuer d'autres tâches au-delà de la séquence planifiée. Des travaux de thèse ont débuté sur ce sujet au sein de l'équipe DIDS du LGP. La méthode en cours de développement est basée sur une approche multi-agent fonctionnant selon le principe d'une place de marché issu du modèle SCEP (Superviseur, Client, Environnement, Producteur) [Archimède et Coudert 2001 ; Bencheikh, 2018].

Un deuxième axe de développement consiste évidemment en une implémentation expérimentale à partir de données provenant d'un STMC réel disposant de systèmes de pronostic pour ses composants et pour d'autres composants de distribution de probabilité extraites de données fournisseurs. Le but serait alors d'évaluer les apports de cette approche répondant aux préconisations du PHM par rapport à une politique de maintenance préventive systématique notamment en termes de coût et de disponibilité du STMC.

Un troisième axe de développement pourrait porter sur l'ajout des diagnostics locaux dans la fonction. Ces diagnostics fournissent de l'information sur l'état présent du système. Ces traitements sont souvent basés sur des détecteurs présentant pour la plupart des risques de non-détection et de fausse détection. Cette incertitude est typiquement épistémique. Nous pensons alors que nous pourrions traiter le cas des fausses détections, au moins, à l'aide de la modélisation proposée dans le cadre de diagnostic par cohérence (consistency based diagnostics) [Biteus, 2008]. En effet, les traitements que nous avons proposés dans ce manuscrit permettent de propager l'incertitude épistémique sur l'état de santé des composants à l'ensemble des entités du STMC qui en dépende structurellement ou fonctionnellement.

Dans ce cas, une faute détectée sur un composant, avec un risque de fausse détection, doit avoir un effet sur les entités qui en dépendent. Si les effets de cette faute sont décelés sur ces mêmes entités les règles du diagnostic par cohérence permettent de conclure à l'effectivité de la faute ou à une fausse détection sinon.

Enfin, nous pensons qu'un quatrième axe de développement pourrait consister en une utilisation de la méthode proposée dans ce manuscrit pour effectuer des analyses de fiabilité des systèmes à partir des modèles de conception et des connaissances d'experts sur les composants sachant que les analyses des experts pouvant être conflictuelles peuvent aussi être représentées par des structures de croyance. Les conflits éventuels sur les analyses d'experts apparaîtraient sous la forme de $bba(\emptyset) \neq 0$; et les analyses pourraient être pondérées en fonction de niveaux d'expertise.

Bibliographie

AFNOR. "Condition monitoring and diagnostics of machines - prognostics -." International Standards Organization Part 1: General Guidelines: NF ISO 13381-1,, 2005.

Archimède, Bernard and T Coudert. "Reactive scheduling using a multiagent model: the SCEP framework." Eng Appl Artif Intell;14:, 2001. 667-683.

Arnaiz A., S. Ferreiro, M. Buderath,. "New decision support system based on operational risk assessment to improve aircraft operability." Proc. Inst. Mech. Eng. Part O J. Risk Reliab. 224, 2010. 137–147.

Azam M., F. Tu et K. R. Pattipati. "Condition based prédictive maintenance." Prognosis and System Health Management, Orlando, 2002. 25, 2002.

Ballal P. et F. Lewis. "Condition-based maintenance using dynamic decisions by Petri nets and Dempster–Shafer theory: a matrix-based approach." Transactions of the Institute of Measurement and Control 31, 3/4, 2009. 323–340.

Ballal, P., Lewis, F., Mireles, J. and Sreenath, K. "Deadlock avoidance for free choice multi-reentrant flow lines: critical siphons and critical subsystems." Proceedings of the Mediterranean Conference on Control & Automation. Athens, 2007.

Barata, J, et al. "Simulation modelling of repairable multi-component deteriorating systems for on condition maintenance optimisation." Reliability Engineering & System Safety 76, 3, 2002. 255–264.

Barros, A. "Maintenance des systèmes multicomposants sous surveillance imparfaite : modélisation stochastique et optimisation." PhD thesis, Université de Technologie de Troyes, France, 2003.

Bauer M. "Algorithms and decision making in the Dempster-Shafer theory of evidence an empirical study." Int J Approximate Reasoning 17, 1997. 217–237.

Belkacem L., Simeu-Abazi Z. and Dhouibi H. "Diagnostic and prognostic of hybrid dynamic systems: Modeling and RUL evaluation for two maintenance policies." RELIABILITY ENGINEERING & SYSTEM SAFETY Volume: 164, Published: AUG 2017. Pages: 98-109.

Bencheikh, G, A Letouzey and Xavier Desforges. "Scheduling of production and maintenance activities using multi-agents system." ETFA 2018, IEEE 23rd International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, Turin, Italie, september 2018. 4-7.

Bérenguer, C, et al. "Maintenance policy for a continuously monitored deteriorating system." Probability in the Engineering and Informational Sciences 17, 02, 2003. 235–250.

Billington R, Allan RN. "Reliability evaluation of engineering systems: concept and technics." New York: Plenum Press, 1983.

Billon, A. and Bordes, L. and Darfeuil, P. and Humbert, S. and Paroissin, Christian. "Component degradation modeling based on feedback data of helicopter turboshaft engine." ALT2014 : 5th International Conference on Accelerated Life Testing and Degradation Models, Pau, France, 2014.

Biteus, J, M Nybergb and E Friska. "An algorithm for computing the diagnoses with minimal cardinality in a distributed system." Eng Appl Artif Intell; 21:, 2008. 269–276.

Bobbio A, L. Portinale, M. Minichino,E. Ciancamerla,. "Improving the analysis of dependable systems by mapping fault trees into Bayesian networks." Reliability Engineering & System Safety Elsevier Journal, 2001. 71(3): 249–60, ISSN 0951-8320. <http://doi.org/10.1016/S0951-8320(00)00077-6>.

Bobbio A., E.Ciancamerla, G. Franceschinis, R. Gaeta, M. Minichino, et L. Portinale,. "Sequential application of heterogeneous models for the safety analysis of a control system: a case study." Reliability Engineering and System Safety, vol. 81, pp. 269–280, 2003.

Bouaziz, Mohammed Farouk. "Contribution à la modélisation Bayésienne de l'état de santé d'un système complexe : application à l'industrie du semi-conducteur." Autre. Université de Grenoble, 2012. Français., 2012.

Bouissou M, Bon JL. "A new formalism that combines advantages of fault-trees and Markov models: Boolean logic driven Markov processes." Reliab Eng Syst Saf 2003;82(2), 2003. 149–163.

Bouissou M. et Pourret O. "A Bayesian belief network based method for performance evaluation and troubleshooting of multistate systems." Int J Reliab,Qual Saf Eng 10 (4), pp. 407–416., 2003.

Boulenger, Alain . "Maintenance Conditionnelle." Tech. l'Ingénierur, vol 33 Paris : "L'Usine nouvelle" : Dunod, DL 2008 (42-Saint-Just-la-Pendue : Impr. Chirat). - 1 vol. (146 p.) , 2008.

Brahimi, Mehdi, Kamal Medjaher and Mohammed and Zerhouni, Noureddine Leouatni. ""Development of a prognostics and health management system for the railway infrastructure – Review and methodology"." *In: Prognostics and System Health Management Conf*. 2016.

Byington C., M. Roemer, G. Kacprzynski et T. Galie. "Prognostic enchacement to diagnostic sysems for improved condition based maintenace." In IEEE Aerospace conference, Big Sky, USA, 2002. 15, 2002.

Cadini, F, E Zio and D Avram. "Monte carlo-based filtering for fatigue crack growth estimation." Probabilistic Engineering Mechanics 24, 3, 2009. 367–373.

Cardoso, J., Valette, R. and Dubois, P. "Possibilistic Petri nets." IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics 29, 1999. 573–582.

Castanier, B, A Grall and C Bérenguer. "A condition-based maintenance policy with non-periodic inspections for a two-unit series system." Reliability Engineering & System Safety 87, 1, 2005. 109–120.

Certa, A, et al. "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." Reliab Eng Syst Saf;159:, 2017. 69-79.

Chelidze, D., J.P. Cusumano, and Charterjee, A. "A dynamical systems approach to damage evolution tracking, part 1." The experimental method. Jour. of Vib. and Acoustics, 124, 250–257, 2002.

Chen, Y and M Lee. "Neural networks-based scheme for system failure detection and diagnosis." Mathematics and computers in simulation, 58:, 2002. 101_109, Issue 2.

Chiang, L, E Russel and R Braatz. "Fault detection and diagnosis in industrial systems." Springer Ed. Springer-Verlag, 2001.

Christer, A and W Wang. "A simple condition monitoring model for a direct monitoring process." European Journal of Operational Research 82, 2, 1995. 258–269.

Coudert, T, B Grabot and B Archimède. "Production/maintenance cooperative scheduling using multi-agent and fuzzy logic." International Journal of Production Research, 2002. vol. 40, pp. 4611-4632.

D. Lin, V. Makis. "Recursive filters for a partially observable system subject to random failure." Advances in Applied Probability 35 (2003) 207–227., 2003.

David R., M. Alla. "Du Grafcet aux reseaux tie Petri." (2nd edition), Hermès, Paris, 1995.

Denœux T, Ben Yaghlane A. "Approximating the combination of belief functions using the fast Möbius transform in a coarsened frame." 2002. 77–101. Int J Approximate Reasoning;31.

Desforges, Xavier, Michaël Diévart and Bernard Archimede. "A prognostic function for complex systems to support production and maintenance co-operative planning based on an extension of object oriented Bayesian networks." Computers in Industry 86 34–51, 2017.

Diévart, Michaël. "Architectures de diagnostic et de pronostic distribuées de systèmes techniques complexes de grande dimension." Thèse de l'Université de Toulouse, Ecole Doctorale Système, spécialité “Systèmes Industriels”., 2010.

Dubois D., H. Prade, P. Smets. "A definition of subjective possibility." Operations Research and Decisions, vol. 4, 2003. 7-22.

Dubois D., Prade H. "Théorie des possibilités." 2nde édition, Ed. Paris: Masson, 1988.

Dunjo J., V. Fthenakis, J.A. Vilchez, J. Arnaldos. "Hazard and operability (HAZOP) analysis." A literature review, J. Hazard. Mater. 173, 2010. 19–32.

El Koujok, Mohamed. "Contribution au pronostic industriel : intégration de la confiance à un modèle prédictif neuro-flou." Automatique / Robotique. Université de Franche-Comté, Français., 2010.

Engel S., B. Gilmartin, K. Bongort et A. Hess. " Prognostics, the real issues involved with predicting life remaining." Aerospace Conference Proceedings, 2000 IEEE, 6:457-469, mars, 2000.

Farrar C.R, F. Hemez, G. Park, A.N. Robertson, H. Sohn, T.O. Williams. "A coupled approach to developing damage prognosis solutions, in: Damage Assessment of Structures -." The Fifth International Conference on Damage Assessment of Structures (DAMAS 2003), Southampton, UK, 2003.

Feng Q., Y. Chen, B. Sun, S. Li. "An optimization method for condition based maintenance of aircraft fleet considering prognostics uncertainty." Sci. World J., 2014.

Ferreiro S., A. Arnaiz, B. Sierra and I. Irigoien. "Application of Bayesian networks in prognostics for a new integrated vehicle health management concept." Expert Systems with Applications, vol. 39, 2012. 6402–6418.

G. Medina-Oliva, P. Weber, B. Iung,. "Industrial system knowledge formalization to aid decision making in maintenance strategies assessment." , Eng. Appl. Artif. Intell. 37, 2015. 343–360.

Garga, A. K, et al. "Hybrid reasoning for prognostic learning in CBM systems." Aerospace Conference, 2001, IEEE Proceedings, 6:, 2001. 2957_2969.

Goffaux, G, A. V. Wouwer and O Bernard. "Improving continuous–discrete interval observers with application to microalgae-based bioprocesses." Journal of Process Control 19, 7, 2009. 1182–1190.

Goh K.-M., Tjahj, B., Baines, T., Subramaniam, S. "A Review of Research in Manufacturing Prognostics. ." Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Informatics, New York. USA, pp. 412-422., 2006.

Gopalan, M and S Simhan. "Analysis of monitoring policies." Microelectronics Reliability 32, 12, 1992. 1681–1686.

Goupil, P. "AIRBUS state of the art and practices on FDI and FTC in flight control system." Control Eng Pract;19:, 2011. 524–539.

Gouriveau, Rafael and Noureddine Zerhouni. "Connexionist-systems-based long term prediction approaches for prognostics." IEEE Trans Reliab 61:, 2012. 909–920.

Grall, A. "Modélisation stochastique pour la maintenance conditionnelle : impact du mode de surveillance." *Habilitation à diriger des recherches*. Université de Technologie de Compiègne, France, 2003.

Gucik-Derigny, David. "Ccontribution au pronostic des systemes non lineaires _a base de modeles : Theorie et application." Automatique. Université Paul Cézanne -Aix-Marseille III, 2012.

H.M. Hashemian, W.C. Bean. "State-of-the-art predictive maintenance techniques." IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 60 (10) (2011), pp. 3480-3492, 2011.

He W, Williard N, Osterman M, Pecht M. "Prognostics of lithium-ion batteries based on Dempster–Shafer theory and the Bayesian Monte Carlo method." J Power Sources;196:, 2011. 10314–10321.

Helton, JC, et al. "Sensitivity analysis in conjunction with evidence theory representations of epistemic uncertainty." Reliab Eng Syst Saf .91:, 2006. 1414–1434.

Heng, A., Zhang, S., Tan, C.C., Mathew, J. "Rotating machinery prognostics State of the art, challenges and opportunities." Mechanical Systems and Signal Processing 23, 724–739, 2009.

Holmberg, K, A Adgar and A Arnaiz. "E-maintenance." Springer, 2010. 511 pages.

Hu, Jinqiu Zhang, Laibin liang, Wei. "Opportunistic predictive maintenance for complex multi-component systems based on DBN-HAZOP model." Process Safety and Environmental Protection, 2012.

Huynh, K. T, A Barros and C Berenguer. "Multi-level decision-making for the predictive maintenance of k-out-of-n : F deteriorating systems." EEE Transactions on Reliability 64, 1, 2015. 94–117.

Huynh, K. T. "Quantification de l'apport de l'information de surveillance dans la prise de décision en maintenance." PhD thesis, Université de Technologie de Troyes, France, 2011.

IEC61025. "Fault tree analysis (FTA)." Geneva, IEC, 2006.

IEC61508. " Functional safety of electrical/electronic/programmable electronic safety-related systems (7 parts)." IEC, 1998-2000, 2000.

IEC61511. "Functional safety - Safety instrumented systems for the process industry sector." Geneva, IEC, 2004.

ISA. "Safety Instrumented Systems (SIS) - Safety Integrity Level (SIL)." Evaluation Techniques (5 parts), ISA TR84.0.02. ISA, 2002., 2002.

ISO, 13381-1. "Condition monitoring and diagnostics of machines - prognostics - Part1:." General guidelines. Int. Standard, ISO., 2004.

Iung B., M. Monnin, A. Voisin, P. Cocheteux, E. Levrat. "Degradation state model- based prognosis for proactively maintaining product performance." CIRP Ann. Manuf. Technol. 57 , 2008. 49–52.

J, Lee. "Smart products and service systems for e-business transformation." 3e Conférence Francophone de MOdélisation et SIMulation « Conception, Analyse et Gestion des Systèmes Industriels » MOSIM'01 – du 25 au 27 avril - Troyes (France), 2004.

Jacob, Christelle. "Uncertainty Management for Boolean Complex Systems Application to Preventive Maintenance of Aircrafts." Institut Supérieur de l'Aéronautique et de l'Espace (ISAE), ED MITT : Intelligence artificielle, 2014.

Jamshidi, Mohammad. "System of systems engineering: innovations for the twenty-first century." [Book]. - [s.l.] : John Wiley \& Sons, 2011. - Vol. 58., 2011.

Jardine, Andrew K.S, Darning Lin and Banjevic Dragan. "A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance." Mechanical Systems and Signal Processing Vol 20, 2006. 1483 - 1510.

Jensen, F. "Bayesian Networks and Decision Graphs." Springer Verlag series : Statistics for Engineering and Information Science, 2001.

Jin G., D.E. Matthews, Z. Zhou,. "A Bayesian framework for on-line degradation assessment and residual life prediction of secondary batteries in spacecraft." Reliab. Eng. Syst. Saf. 113, 2013. 7–20.

Jong-Ho, Shin and Jun Hong-Bae. "On condition based maintenance policy Author links open overlay panel." Journal of Computational Design and Engineering, 2015. 119-127.

Julka, N, et al. "“Making use of prognostics health management information for aerospace spare components logistics network optimization”." Computers in Industry, vol. 62, pp. 613–622, 2011., 2011.

K, Bourouni. "Availability assessment of a reverse osmosis plant:." comparison between reliability block diagram and fault tree analysis methodsDesalination ;313:, 2013. 66–76.

Kamat, S. et Riley, M. "Determination of reliability using event-based monte carlo simulation." IEEE Transactions on reliability, vol. 24, 1976. 254–255.

Khelif, Racha. "Estimation du RUL par des approches basées sur l’expérience : de la donnée vers la connaissance." Sciences de l’ingénieur [physics]. Université de Franche-Comté, 2015. Français, 2015.

Khoury, E. "Modélisation de la durée de vie résiduelle et maintenance prédictive : application à des véhicules indstriels." PhD thesis, Université de Technologie de Troyes, France, 2012.

Kirkland L., T. Pombo, K. Nelson and F. Berghout,. "Avionics Health Management : Searching for the Prognostics Grail." proceedings of IEEE Aerospace Conference, vol. 5, March 6-13 2004, pages 3448-3454., 2004.

Koski T., J.M. Noble,. "Bayesian Networks: an Introduction." John Wiley & Sons Inc., Chichester, 2009.

Kossiakoff, A, et al. "Systems Engineering Principles and Practice." 2nd Ed., Hoboken: John Wiley & Sons Inc., 2011.

L. Yang, L. Zhao, X. Su and S. Wang. "A lithium-ion battery RUL prognosis method using temperature changing rate." IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (ICPHM), Ottawa, ON, 2016, pp. 1-7., 2016.

L.A., Zadeh. "Fuzzy Sets as a basis for a theory of possibility." Fuzzy Sets and Systems, vol. 1, 1978. 3-28.

Lamoureux, Benjamin. "Développement d'une approche intégrée de PHM { Prognostics and Health Management : Application au Circuit Carburant d'un Turboréacteur. Automatique / Robotique." Automatique / Robotique. Ecole nationale supérieure d'arts et métiers - ENSAM, 2014. Français, 2014.

Le Maitre Gonzalez, Esteban, Xavier Desforges and Bernard Archimède. "Assessment method of the multicomponent systems future ability to achieve productive tasks from local prognoses." Reliability Engineering and System Safety, 180, 403-415., 2018.

Le Son, K. Fouladirad, M. Barros, A. Levrat, E. Iung, B. "Remaining useful life estimation based on stochastic deterioration models: A comparative study." Reliability Engineering & System Safety, 2013. 112: 165-175.

Lebold, M and M Thurston. "Open standards for condition-based maintenance and prognostic systems." In 5th Annuel Maintenance and Reliability Conference (MARCON 2001), Gatlinburg, USA, 2001. 13, 14, 19, 20, 101, 2001.

Lee, J, et al. "An integrated platform for diagnostics, prognostics and maintenance optimization." Arles, France: The IMS ’2004 International Conference on Advances in Maintenance and in Modeling, Simulation and Intelligent Monitoring of Degradations, 2004.

Lee, J, et al. "Intelligent prognostics tools and e-maintenance." Computers in Industry, 2006. 57: 476–489.

Lee, J, et al. "Prognostics and health management design for rotary machinery systems-Reviews methodology and applications." Mechanical Systems and Signal Processing, 2014. vol. 42, no. 1-2, pp. 314-334.

Liu Q., M. Dong, W. Lv, X. Genga, Y. Li,. "A novel method using adaptive hidden semi-Markov model for multi-sensor monitoring equipment health prognosis." Mech. Syst. Sig. Process. 64–65, 2015. 217–232.

Luo, J., Namburu, M., Pattipati, K., Qiao, L., Kawamoto,M., et Chigusa, S. Model-based prognostic techniques. In Proc. of IEEE AUTOTESTCON, 330– 340, 2003.

M. S. Haque, M. N. B. Shaheed and S. Choi. "RUL Estimation of Power Semiconductor Switch using Evolutionary Time series Prediction." 2018 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC), Long Beach, CA, 2018, pp. 564-569., 2018.

Mathur, A, et al. "Reasoning and modeling systems in diagnosis and prognosis. In P. K. Willett et T. Ki-rubarajan, éds :." Proc. SPIE Vol. 4389, p. 194-203, Component and Systems Diagnostics, Prognosis, and Healt Management, Peter K. Willett ; Thiagalingam Kirubarajan ; Eds., vol. 4389 de Presented at the Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Confer, 2001.

Medina-Oliva G., P. Weber, B. Iung,. "PRM-based patterns for knowledge formalisation of industrial systems to support maintenance strategies assessment." Reliab. Eng. Syst. Saf. 116, 2013. 38–56.

Medina-Oliva, Gabriela, et al. "Bayesian networks applications on dependability, risk analysis and maintenance." Bayesian networks applications on dependability, risk analysis and maintenance, 2009.

Medjaher Kamal, Jean-Yves Moya, Noureddine Zerhouni. "Failure prognostic by using dynamic Bayesian Networks." Maira Pia Fanti and Mariagrazia Dotoli. 2nd IFAC Workshop on Dependable Control of Discrete Systems, DCDS'09., Jun 2009, Bari, Italy. IFAC, 1, pp.291-296, 2009.

Medjaher, Kamal. "Contribution au pronostic de defaillances guide par des donnees." Sciences de l'ingénieur [physics]. Université de Franche-Comté, 2014, 2014.

Medjaher, Kamal, Diego Alejandro Tobon-Mejia and Noureddine Zerhouni. "Remaining Useful Life Estimation of Critical Components With Application to Bearings." IEEE TRANSACTIONS ON RELIABILITY, VOL. 61, NO. 2 ,pp. 292–302, June 2012.

Mosallam, Ahmed. "Remaining useful life estimation of critical components based on Bayesian approaches." Engineering Sciences [physics]. Université de Franche-Comté, 2014.

Motro A., P. Smets. "Uncertainty management in information systems from needs to solutions." Ed. Kluwer Academic Publishers, 1997.

Muller A. "Contribution à la maintenance prévisionnelle des systèmes de production par la formalisation d'un processus de pronostic." Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré Nancy I, France, juin, 2005.

Muller, Alexandre, Marie-Christine Suhner and Benoît Iung. "Formalisation of a new prognosis model for supporting proactive maintenance implementation on industrial systems." Reliability Engineering & System Safety, vol. 93, pp. 234–253, 2008.

Murthy, V and E Krishnamurthy. "Multiset of agents in a network for simulation of complex systems." In K. e. a. Springer Verlag, éd. : Recent advances in Nonlinear Dynamics and synchronization, (NDS-1) -Theory and applications, 2009.

Neapolitan RE. "Learning Bayesian networks. New Jersey." Prentice Hall, Upper Saddle River, 2003.

NFEN. "Norme X60-319/NF EN 13306 Terminologie de la maintenance." Norme AFNOR (2001)., 2001. 6, 9, 10, 11.

Nguyen, Kim Anh, Phuc Do and Antoine Grall. "Condition-based maintenance for multicomponent systems using importance measure and predictive information." International Journal of Systems Science : Operations & Logistics 1, 2014. pp 228–245.

Nguyen, Kim Anh. "Développement de stratégies de maintenance prévisionnelle de systèmes multi-composants avec structure complexe." Thèse de doctorat, Université de Technolgie de Troyes, 2015a.

Nguyen, Kim Anh, Phuc Do and Antoine Grall. "Multi-level predictive maintenance for multi-component systems." Reliab. Eng. Syst. Saf. Vol 144, 2015b. 83–94.

Norris J.R. "Markov chains. Cambridge series in statistical and probabilistic mathematics." Cambridge University Press, 1998.

Nourelfath M. and Dutuit Y. "A combined approach to solve the redundancy optimization problem for multistate systems under repair policies." .Reliability Engineering and System Safety; 86(3), 2004. 205-213.

OSA-CBM, Website. - http://www.osacbm.org/., n.d.

Papadopoulos, Y. "Model-based system monitoring and diagnosis of failures using statecharts and fault trees." Reliability and security of industrial computer systems, 81:, 2003. 325_341. Issue 3.

Pedregal, D and Carmen M Carnero. "Vibration analysis diagnostics by continuous-time models : A case study." Reliability Engineering & System Safety 94, 2, 2009. 244–253.

Provan, G. "An open systems architecture for prognostic inference during condition-based monitoring." Aerospace Conference, 7:3157_3164, 2003.

Quattrocchi, F, et al. "Continuous/discrete geochemical monitoring of co2 natural analogues and of diffuse degassing structures (dds)." Hints for co2 storage sites geochemical monitoring protocol. Energy Procedia 1, 1, 2009. 2135–2142.

Ramasso, Emmanuel and T Denœux. "Making use of partial knowledge about hidden states in HMMs: an approach based on belief functions." IEEE Trans Fuzzy Syst, 2014. ;22:395–405.

Ribot, Pauline. "Vers l'intégration diagnostic/pronostic pour la maintenance des systèmes complexes." Automatique / Robotique. Université Paul Sabatier - Toulouse III, Français, 2009.

Roemer M., C. Byington, G. Kacprzynski and G. Vachtsevanos,. "An Overview of Selected Prognostic Technologies with Reference to an Integrated PHM Architecture." proceedings of the First International Forum on Integrated System Health Engineering and Management in Aerospace, 2005.

Roemer, M and C Byington. "Prognostics and health management software for gas turbine engine bearings ." [Conference] // Proceedings of the ASME Turbo Expo. - Montreal, : [s.n.], 2007. - pp. 795-802, 2007.

Sankararaman S, Ling Y, Mahadevan S. "Uncertainty quantification and model validation of fatigue crack growth prediction." Eng Fract Mech;78:, 2011. 1487–1504.

Sankararaman S., M.J. Daigle, K. Goebel,. "Uncertainty quantification in remaining useful life prediction using first-order reliability methods." IEEE Trans. Reliab. 63, 2014. 603–619.

Saxena, A, et al. "Metrics for offline evaluation of prognostic performance." International Journal of Prognostics and Health Management, vol. 1, pp. 1-20, 2010.

Scarf, P. "A Framework for condition monitoring and condition based maintenance." Quality Technology and Quantitative Management, 2007. vol. 4, pp. 301-312.

Schwabacher, K and M Goebel. "A survey of Artificial Intelligence for Prognostics”." proceedings of AAAI Fall Symposium, 2007.

Shafer, G. "A mathematical theory of evidence." Ed. Princeton University Press, 1976.

Shah, H, S Hosder and T Winter. "Quantification of margins and mixed uncertainties using evidence theory and stochastic expansions." 2015. 59-72. Reliab Eng Syst Saf;138:.

Sikorska, J.Z, M Hodkiewicz and L Ma. "Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry." Mechanical Systems and Signal Processing, 25(5) :1803–1836, 2011.

Simon, C. Weber, P. Evsukoff, A. "Bayesian network inference algorithms to implement Dempster Shafer theory in reliability analysis." Reliability Engineering & System Safety, vol. 93, 2008. pp. 950-963.

Simon, Christophe, Philippe Weber and Eric Levrat. "Bayesian Networks and Evidence Theory to Model Complex Systems Reliability." *Journal of Computers (JCP), Academy Publisher* 33-43. (2007): 33-43.

Skima, Haithem. Medjaher, Kamal. Varnier, Christophe. Dedu, Eugen. Bourgeois, Julien. et Zerhouni, Noureddine. "Fault Prognostics of Micro-Electro-Mechanical Systems Using Particle Filtering." FEMTO-ST Institute, UMR CNRS 6174 – UFC / ENSMM 15B av. des, 2016.

Smets P. "Belief functions: The disjunctive rule of combination and the generalized." theorem, Belief functions: The disjunctive rule of combination and the generalized Bayesian. Int J Approximate Reasoning ; 9:, 1993. 1-35.

Smets, P and R Kennes. "The transferable belief model." Artifi Intell; 66:, 1994. 191–234.

Swearingen, KMWBB. "An open system architecture for condition based maintenance overview." Aerospace Conference, 2007 IEEE. - 2007. - pp. 1-8., 2007.

Tarjan R.E., T. "Depth-first search and linear graph algorithms." SIAM Journal on Computing, 1, 1972.

Tinga, T. "Principles of Loads and Failure Mechanisms Applications in Maintenance." Reliability and Design, 2013.

Tobon-Mejia Diego Alejandro, K. Medjaher, N. Zerhouni, G. Tripot. "A data-driven failure prognostics method based on mixture of Gaussians hidden Markov models." IEEE Trans. Reliab. 61 pp 491–503., 2012.

Tobon-Mejia, Diego Alejandro, Kamal Medjaher and Noureddin. "CNC machine tool health assessment using Dynamic Bayesian Networks." Prognostics & System Health Management Conference, 2010.

Torres-Toledano, J. et Sucar, L. "Bayesian networks for reliability of complex systems." in Progress in Artificial Intelligence, IBERAMIA98, H. Coelho, Ed. Springer- Verlag, 2004. 195–206.

Torres-Toledano, J. G., and Sucar, L. E.,. "Bayesian Networks for Reliability Analysis of Complex Systems." Progress in Artificial Intelligence IBERAMIA 98, Springer, Heidelberg, Germany, 1998. 195–206.

Vachtsevanos, G, et al. "Intelligent fault diagnosis and prognosis for engineering system." *Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons Inc.* (2006).

Valentin R., M. Osterman and B. Newman. "Remaining Life Assessment of Aging Electronics in Avionic Applications." proceedings of Annual Reliability and Maintainability Symposium, pages 313-318., 2003.

Villemeur A. "Reliability, availability, maintainability and safety assessment: methods and techniques." T. from French Edition by Cartier A. and L. M.C, Eds. Wiley, 1992.

Villeneuve, Eric, et al. "Decision-support methodology to assess risk in end-of-life management of complex systems." 2017. 1579–1588. IEEE Syst J ;11:.

Voisin, A, et al. "Generic prognosis model for proactive maintenance decision support: application to pre-industrial e-maintenance test bed." Journal of Intelligent Manufacturing 21:, 2010. 177–193.

Volkanovski A., M. Cepin, and B. Mavko. "Application of the fault tree analysis for assessment of power system reliability." Rel. Eng. & Sys. Safety, 94(6):1116–1127, 2009.

Wang W.Q., M.F. Goldnaraghi et F. Ismail : Prognosis of machine. "Prognosis of machine health condition using neuro-fuzzy systems." Mechanical Systems and Signal Processing, 18:813-831, 2004. 26, 40, 70, 2004.

Wang, P and G Vachtsevanos. "Fault prognosis using dynamic wavelet neural networks." proceedings of AAAI Symposium, Polo, Alto, March 22-24 , 1999.

Weber P., L. Jouffe. "Complex system reliability modelling with dynamic Object Oriented Bayesian Networks (DOOBN)." Reliab. Eng. Syst. Saf. 91, 2006. 149– 162.

Weber, P. "Overview on Bayesian networks applications for dependability, risk analysis and maintenanceareas." 2010.

Weber, Philippe and Lionel Jouffe. "Complex system reliability modelling with Dynamic Object Oriented Bayesian Networks (DOOBN)." 2006.

Wilkinson C., D.Humphrey,B.Vermeire,J.Houston. "Prognostic and health management for avionics." ,in : Proceedings of the IEEE Aerospace Conference, vol.5 pp.3435–3447., 2004.

Wu, X and G Campion. "Fault detection and isolation of systems with slowly varying parameters-simulation with a simplied aircraft turbo engine model." Mechanical systems and signal processing, 18: 353 - 366, Issue 2., march 2004.

www.Arena.com. "Micro Software-Rocwell Arena." 2015.

Xu, Z, Y Ji and D Zhou. "A new real-time reliability prediction method for dynamic systems based on on-line fault prediction." IEEE Transactions on Reliability 58, 3, 2009. 523–538.

Yontay, Petek. "A Bayesian Network Approach to Early Reliability Assessment of Complex Systems." A Dissertation Presented in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree Doctor of Philosophy, 2016.

Zadeh, L. A. "Fuzzy sets." Information and Control, volume 8:, 1965. pages 338–353.

Zaidan, M. A., Harrison, R. F., Mills, A. R., et Fleming, P. J. "Bayesian hierarchical models for aerospace gas turbine engine prognostics." Expert Systems with Applications, 42(1) :539–553, 2015.

Zemouri, R. "Contribution á la surveillance des systèmes de production á l'aide de réseaux de neurones dynamiques : Application á la e-maintenance." Thèse de doctorat, Université de Franche-Comté, 2003., 2003.

Zhao F, Tian Z, Zeng Y. "Uncertainty quantification in gear remaining useful life prediction through an integrated prognostics method." IEEE Trans Reliab;62:, 2013. 146–159.

Zio, E. "Reliability engineering: old problems and new challenges." Reliab. Eng. Syst. Saf. 94, 2009. 125–141.