

Université 20 Août 1955-Skikda

جامعة 20 أوت 1955 سكيكدة

Faculté de Technologie

كلية التكنولوجيا

Département de Génie Mécanique

قسم: الهندسة الميكانيكية

Ref : D012119003D



المرجع:

THÈSE

En vue de l'obtention du diplôme de

Doctorat

Domaine : **Science et Technologie**

Filière : **Electromécanique**

Spécialité : **Mécanisation Industrielle**

Présentée par

MEDKOUR Malika

Thème

Modélisation en vue du diagnostic des défauts des machines tournantes par l'utilisation des méthodes stochastiques : Réseaux bayésiens

Soutenue publiquement le : 30 /04 / 2019

Devant le jury composé de :

Président	:	Abderrezek LACHOURI	Professeur	Université de Skikda
Encadreur	:	Azzedine BOUZAOUIT	Professeur	Université de Skikda
Examineurs	:	Elias HADJADJ Aouel	Professeur	Université d'Annaba
		Rachid CHAIB	Professeur	Université de Constantine
		Nedjme Eddine BENCHOUIA	Maitre de conférences A	Université de Souk ahras
		Fouad INNEL	Maitre de conférences A	Université de Skikda

Remerciements

Tout d'abord, je tiens à exprimer mes vifs remerciements et toute ma reconnaissance à monsieur Azzedine BOUZAOUIT Professeur au département génie mécanique de l'université du 20 Août 1955 Skikda directeur de cette thèse, pour avoir assuré la direction de mes travaux et pour la qualité de son encadrement, ainsi que son soutien scientifique durant toute la durée de thèse.

Je dédie ce travail à la mémoire de mon défunt encadreur mort : Lakhdar KHOCHMANE

Je remercie chaleureusement Monsieur Abderrezek LACHOURI Professeur, à l'université du 20 Août 1955 Skikda de m'avoir fait l'honneur de présider le jury. Je voudrais aussi témoigner toute ma gratitude à Monsieur Elias HADJADJ Aouel, Professeur à l'université de BADJI MOKHTAR Annaba, ainsi que Monsieur Rachid CHAIB, Professeur à l'université de constantine, d'avoir accepté d'être membre de jury.

Je tiens à remercier Docteur Nedjme Eddine BENCHOUIA, Maître de conférences à l'université de Souk ahras, ainsi que Monsieur Fouad INNEL, Maître de conférences à l'université de Skikda, pour leur participation à ce jury.

J'adresse également mes remerciements à M. Lotfi, Amina .G et Ahmed. B pour leurs aide et leurs disponibilité.

Je n'oublie pas à remercie toutes les personnes de près ou de loin, qui ont contribué au bon déroulement de cette thèse. Je ne pourrai terminer cet espace sans remercier mes collègues avec lesquels j'ai passé des moments agréables à l'Université 20 Août 1955 Skikda.

Dédicaces

A ma mère

A mon père

A mon marié & mon fils 'Mohamed'

A mes frères & sœurs

A toute ma grande famille

A mes amis

A tous ceux qui veulent savoir

Résumé

Intitulé "Modélisation en vue du diagnostic des défauts des machines tournantes par l'utilisation des méthodes stochastiques : Réseaux bayésiens "

Le diagnostic des défauts des machines tournantes continue à jouer un rôle essentiel dans la sûreté de fonctionnement des systèmes industriels du moment qu'il permet la détection précoce des défauts et le suivie de leurs évolutions temporelles. Avec une telle opération, les principales causes de défaillance sont identifiées avec précision et les équipements qui doivent être réparés sont en conséquence convenablement localisés.

Plusieurs approches ont été proposées pour le traitement du problème de diagnostic. Mais pour tirer le maximum d'informations à partir des données pratiques analysées, il s'avère utile d'utiliser des techniques de traitement stochastique, de l'intelligence artificielle et d'aide à la décision. L'objectif de cette thèse est donc de mettre en place un outil de traitement stochastique à base des réseaux bayésiens pour le diagnostic des défauts des machines tournantes et d'appliquer cet outil à la modélisation, à l'analyse et au diagnostic des défauts d'une motopompe. Pour cela, nous avons proposé une méthodologie qui convient bien à la résolution de ce problème. Cette méthodologie consiste à modéliser et par conséquent à déterminer les probabilités de défaillance du système par une loi de Weibull et à utiliser la transformation de l'arbre de défaillance en RB pour identifier les principaux défauts de la motopompe et quantifier leurs gravités. La méthodologie proposée à l'avantage d'être facilement applicable sur d'autres types de défauts et/ou sur d'autres types de systèmes.

L'application de la méthodologie proposée au problème de diagnostic des défauts d'une motopompe industrielle en utilisant différents scénarios montre que le défaut de balourd conduit à l'arrêt de la motopompe dans environ 99% des cas. La prise en considération de l'incertitude sur les paramètres de la loi de Weibull, qui décrit la fiabilité du système, confirme que l'effet de balourd demeure la cause principale de défaillance de la motopompe. Il s'ensuit que pour optimiser la disponibilité de cette dernière, une surveillance efficace dans le cadre de la maintenance préventive, notamment celle qui participe à déceler la présence de défaut de balourd doit être envisagée.

Mots clés: Réseau bayésien, Arbre de défaillance, probabilité, inférence, modélisation, diagnostic, maintenance.

Abstract

Entitled " Rotating machine modelling for faults diagnosis using stochastic methods : Bayesians Networks "

Faults diagnosis of rotating machinery still has an interest role in industrial systems dependability since it allows early faults detection and oversight their evolution. With such operation, failure main causes are accurately identified, and equipments to be repaired are therefore suitably located.

Several approaches have been proposed for the treatment of the diagnosis problem. However, to pull maximum information from the analysed practical data, it turns out that is useful to use stochastic processing techniques, artificial intelligence and decision support. The objective of this dissertation is to implement a Bayesian networks-based stochastic processing tool for faults diagnosis of rotating machines and, to apply this tool to modelling, analysis and fault diagnosis of motor-pump. For this, we have proposed a methodology that is well suited in solving this problem. This methodology consists in modelling and therefore determining system failure probabilities with Weibull distribution and, in using fault tree transformation in BN to identify the motor-pump main faults and to quantify their severities. The proposed methodology has the advantage of being easily applicable on other types of faults and / or systems.

The application of the proposed methodology on fault diagnosis problem of an industrial motor-pump using different scenarios shows that the unbalance fault leads to motor-pump stop in approximately 99% of cases. Taking into account the uncertainty in Weibull distribution parameters, which describes the reliability of the system, has confirmed that the unbalance effect remains the main cause of motor-pump failure. Furthermore, to optimise the system availability, effective surveillance as part of preventive maintenance, especially which involve in detecting the presence of unbalance fault must be considered.

Keywords: Bayesian Network, Fault Tree, Probability, Inference, Modeling, Diagnosis, Maintenance.

الملخص

عنوان المذكرة " نمذجة لتشخيص أعطاب الآلات الدوارة بواسطة المناهج الستوكاستيكية : شبكات بايز "

يستمر تشخيص أعطاب الآلات الدوارة في لعب دور حيوي في السلامة التشغيلية للأنظمة الصناعية طالما أنه يسمح بالكشف المبكر عن العيوب و كذا مراقبة تطورها الزمني. يمثل هذه العملية، يتم تحديد الأسباب الرئيسية للفشل بشكل دقيق، كما أنه يتم أيضا تحديد مواقع المعدات الواجب إصلاحها.

لقد اقترحت عدة مناهج بغية علاج مشكل التشخيص. و مع ذلك، من أجل الحصول على أكبر قدر ممكن من المعلومات من خلال البيانات العملية التي تم تحليلها، يظهر أنه من المفيد استخدام تقنيات المعالجة العشوائية، الذكاء الاصطناعي و المساعدة في اتخاذ القرار. كما يكمن الهدف من هذه الرسالة في إنجاز أداة معالجة عشوائية من أجل تشخيص العيوب على مستوى الآلات الدوارة و تطبيق هذه الأداة في عملية النمذجة، في تحليل عيوب المضخة و تشخيصها. من أجل هذا، اقترحنا منهجية ملائمة بشكل جيد لحل هذه المشكلة. حيث تعمل هذه المنهجية في النمذجة، التحديد، و بالتالي، احتمالات فشل النظام بواسطة قانون "ويبول"، و كذا استخدام تحويل شجرة الأعطاب إلى شبكات بايز من أجل تعريف جميع الأعطاب الرئيسية للمضخة و تحديد كمية خطورتها. بالإضافة إلى ذلك، تتميز المنهجية المقترحة بأنها قابلة للتطبيق بسهولة على أنواع أخرى من الأعطاب و/أو أنواع أخرى من الأنظمة.

يوضح تطبيق المنهجية المقترحة لمشكلة تشخيص الأعطاب، على مستوى المضخات الصناعية باستخدام سيناريوهات مختلفة، أن عطب عدم التوازن هو الحدث الأكثر لتوقف المضخة بحوالي 99 % . إن الأخذ بعين الاعتبار لعدم اليقين بخصوص معايير قانون ويبول، و التي تصف وثوقية النظام، يؤكد أن عطب عدم التوازن يظل السبب الرئيسي لفشل المضخة. زيادة على ذلك، من أجل تحسين توافر قدرة النظام، يجب أن يكون هناك رصد فعال في إطار الصيانة الوقائية، خاصة تلك التي تشارك في اكتشاف وجود عطب عدم التوازن يجب أن تؤخذ بعين الاعتبار.

الكلمات المفتاحية : شبكات بايز، شجرة الأعطاب، الاحتمال، الاستدلال، النمذجة، التشخيص، الصيانة.

Table de matières

Table des matières :

Remerciements.....	i
Résumé.....	ii
Table de matières.....	v
Nomenclature.....	x
Acronymes.....	xii
Liste des figures.....	xvi
Liste des tableaux.....	xvi
Introduction générale.....	1
Chapitre I : Maintenance et sûreté de fonctionnement des systèmes complexes	
I.1. Introduction	5
I.2. La maintenance, un enjeu industriel majeur.....	6
I.2.1. Définition de la maintenance.....	6
I.2.2. Objectifs de la maintenance	7
I.3. Classifications des types de maintenance.....	9
I.3.1. Maintenance corrective.....	10
I.3.2. Maintenance préventive.....	11
I.4. Optimisation de la maintenance.....	13
I.5. Méthodes d'analyse de la sûreté de fonctionnement d'un système complexe.....	14
I.5.1. Principales notions de sûreté de fonctionnement.....	15
I.5.2. Grandeurs et métriques de la sûreté de fonctionnement.....	16
I.6. Méthodes de surveillance et diagnostic des systèmes industriels.....	18
I.6.1. Définition du traitement des donnés.....	18
I.6.2. Méthode de diagnostic.....	19
I.7. Méthodes d'analyse fonctionnelle et d'analyse dysfonctionnelle utilisée en SdF.....	21

I.7.1. Méthodes d'analyse fonctionnelle.....	22
I.7.2. Méthode d'analyse dysfonctionnelle.....	23
I.8. Conclusion.....	24
Chapitre II : Processus stochastiques et méthodes de modélisation des systèmes complexes	
II.1. Introduction.....	26
II.2. Généralités sur les processus stochastiques.....	26
II.2.1. Rappels de probabilités.....	26
II.2.1.1. Ingrédients de la théorie moderne des probabilités.....	26
II.2.1.2. Classification des lois de probabilité.....	27
II.2.1.3. Lois remarquables en fiabilité.....	28
II.2.2. Processus stochastiques.....	33
II.2.2.1. Définition d'un processus stochastique.....	33
II.2.2.2. Différents types de processus stochastiques.....	33
II.3. Modélisation par les processus stochastiques.....	34
II.3.1. Processus de Lévy.....	34
II.3.2. Processus Gamma.....	35
II.3.3. Processus Wiener (mouvement brownien).....	36
II.4. Etude de la dégradation des roulements par le processus de Wiener.....	37
I.5. Méthode de modélisation des systèmes complexes.....	40
I.5.1. Arbre de défaillance (AdD).....	40
I.5.2. La méthode de l'arbre des conséquences (MAQS).....	43
I.5.3. Files d'attente (FE).....	43
I.5. 4. Réseaux de Pétri Stochastique.....	44
I.5.5. Simulation de Monte- Carlo (SMC).....	45

I.5.6. Réseaux bayésiens (RB).....	45
I.6. Les RB en sûreté de fonctionnement.....	46
I.6.1. Pourquoi les réseaux bayésiens ?.....	46
I.6.2. Les RB et les outils classiques utilisés en SdF.....	47
I.6.2.1. Réseaux bayésiens vers Arbres de défaillance.....	47
I.6.2.2. Réseaux bayésiens vers Chaînes de Markov.....	47
II.7. Conclusion.....	48
Chapitre III : Les Réseaux Bayésiens	
III.1. Introduction.....	50
III.2. Etats d’art.....	51
III.3. Réseaux Bayésiens.....	52
III.3.1. Présentation des réseaux bayésiens.....	52
III.3.2. Représentation graphique de la causalité.....	53
III.3.3. Théorème de Bayes.....	54
III.4. Mise en œuvre des réseaux bayésiens.....	56
III.4.1. Utilité des réseaux bayésiens.....	56
III.4.2. Domaines d’application et d’intérêt des réseaux bayésiens.....	57
III.4.3. Propriétés des réseaux bayésiens.....	58
III.4.4. Énumération des réseaux bayésiens.....	60
III.5. Inférence dans les Réseaux Bayésiens	60
III.5.1. Inférence exacte.....	61
III.5.2. Inférence approchée	61
III.6. Apprentissage dans les Réseaux Bayésiens.....	62
III.6.1. Apprentissage de paramètres.....	62
III.6.1. Apprentissage de paramètres.....	62

III.6.1.1. Apprentissage statistique.....	63
III.6.1.2. Apprentissage bayésiens.....	63
III.6.2 Apprentissage de la structure.....	64
III.6.2.1. Apprentissage basé sur la recherche d'indépendance.....	64
III.6.2.2. Apprentissage de structure basée l'optimisation d'un score.....	65
III.6.2.3. Apprentissage de structures par les méthodes hybrides.....	67
III.7. Extensions des réseaux bayésiens	67
III.7.1. Réseaux bayésiens dynamiques (ou temporels).....	67
III.7.2. Réseaux bayésiens orientés objet.....	68
III.7.3. Diagramme d'influence DI (théorie de la décision)	69
III.8. Conclusion.....	71
Chapitre IV : Modélisation et diagnostic des défauts d'une motopompe par RB	
IV.1. Introduction	73
IV.2. Description du système industriel étudié.....	73
IV.3. Méthodologie proposée.....	74
IV.3.1 Construction de l'arbre de défaillances.....	74
IV.3.2. Modélisation du comportement de la motopompe par RB.....	75
IV.3.3. Inférence et probabilités conditionnelles.....	79
IV.4. Diagnostic des défauts de la motopompe	81
IV.4.1 Diagnostic sans incertitude.....	81
IV.4.2 Diagnostic avec incertitude.....	84
IV.5. Conclusion	86
Conclusion générale	88
Bibliographie	91
Annexe	101

Annexe A : Notions de graphe et notions de Probabilités..... 102

Annexe B : Probabilités à posteriori du scénario 1 en fonction de β et η 104

Annexe C : Publication et communication relatives à ce travail.....111

Nomenclature :

$R(t)$	la fiabilité
$M(t)$	la maintenabilité
$D(t)$	la disponibilité
$ID(t)$	indisponibilité
$F(a)$	fonction de répartition de la variable aléatoire
$F(t)$	Fonction de répartition
X	Variable aléatoire
$X(t)$	Variable au cours du temps
$P_r(x)$	Probabilité de x
$F(x)$	La fonction de répartition de la variable aléatoire x
$f(t)$	La fonction de densité de probabilité
$R(t)$	La fonction de fiabilité
$\lambda(t)$	Le taux de défaillance
$W(\eta, \beta, \gamma)$	La loi Weibull
η	Paramètre d'échelle (la loi Weibull)
β	Paramètre de forme (la loi Weibull)
γ	Paramètre de localisation (la loi Weibull)
$N(\mu, \sigma)$	La loi Normale
μ	Dérive (loi normale)
σ	Ecart-type (la loi normale)
$Ga(\alpha, \beta)$	La loi Gamma
α	Paramètre forme (la loi gamma)
β	Paramètre d'échelle (la loi gamma)
μ	Taux de réparation
Y_t	Variables aléatoires
D_Y	Espace d'état
Fy_t	Fonctions de distribution de dimension finie
T	La variable temps
$Y(t)$	Processus de dégradation
$R(s, t)$	Fonction de corrélation

$Var(y(t))$	La variance
$Cv(y(t))$	Le coefficient de variation
$E(xt)$	L'espérance
α	Le degré de risque
ζ	Le degré de risque
Δt	Intervalle de temps
h	Le pas de temps
ΔY_{ij}	Les accroissements de dégradation
m	Le pas de l'accroissement de dégradation
Z_0	Le seuil de dégradation
$Z(t)$	Les mesures de dégradation
$G = (V, E)$	Graphe orienté sans circuit
V	L'ensemble des nœuds de G
E	L'ensemble des arcs de G
(Ω, Z, P)	Espace probabilisé fini
$C(V_i)$	L'ensemble des causes (parents) de V_i dans le graphe G
H	Le coefficient binomial
C_p^i	L'ensemble des nœuds de la clique
α_{ijk}	Le nombre d'occurrence a priori de la distribution de Dirichlet
X^2	La loi Khi carré
$S = (g, D)$	Le score
N_{ijk}	Le nombre d'occurrence
$Dim(B)$	Dimension d'un réseau bayésien B
d_i	Le nombre de configurations possibles de la variable X_i
D_i	Le nombre de configurations possibles de l'ensemble des parents

Acronymes :

MP	Maintenance Préventive.
MC	Maintenance Corrective
SdF	Sûreté de fonctionnement
FDMS	Fiabilité, disponibilité, maintenabilité et sécurité
MTTF	Mean Time To Failure
MTTR	Mean Time To Repair
MUT	Mean Up Time.
MDT	Mean Down Time
MTBF	Mean Time Between Failure
CdM	Chaînes de Markov
DdF	Diagramme de Fiabilité
AMDEC	Analyse des Modes de Défaillance de leurs effets et de leurs Criticités
AdD	Arbres de Défaillances
MEE	Méthodes de l'Espace des Etats
APTE	Analyse Fonctionnelle Externe
SADT	Structured Analysis and Design Technique
SART	Structured Analysis –Real time
APR	Analyse Préliminaire des Risques
APD	Analyse Préliminaire des Dangers
APR	Analyse Préliminaire des Risque
HAZOP	Analyse Opérateur des Dangers
AEEL	Analyse des Effets des Erreurs de Logiciel
AF	Arbre de fautes
GM	Graphes de Markov
MAQS	Méthode de l'Arbre des conséquences
FE	Files d'attente
RB	Réseau Bayésiens
MAE	La méthode des arbres d'événements
MACA	Méthode de l'Arbre des Causes
MAD	La Méthode de l'Arbre de défaillances
MDS	La Méthode du Diagramme de succès

RBs	Réseau bayésien statique
RdPs	Réseaux de Pétri Stochastiques
SMC	Simulation de Monte- Carlo
DAG	Directe Acyclic Graph
CPT	Conditional Probability Table
DPC	Distribution de probabilité conditionnelle
REX	Retour d'expérience
<i>MV</i>	Maximum de Vraisemblance
<i>MAP</i>	Maximum a posteriori
<i>AIC</i>	Akaike Information Criterion
<i>BIC</i>	Bayesian Information Criterion
<i>BDe</i>	Bayesian Dirichlet équivalent
<i>DBN</i>	Dynamics Bayesian Network
Pdf	Probability density fonction

Liste des figures :

Chapitre I

Fig. I.1 Courbe des coûts de maintenance en fonction de la planification.....7

Fig. I.2 Évolution des coûts de maintenance en fonction de la disponibilité8

Fig. I.3 Les différentes stratégies de maintenance10

Fig. I.4 Disponibilité et coûts de maintenance.....14

Fig. I.5 Durées moyennes associées à la Sûreté de Fonctionnement.....18

Fig. I.6 Éléments de traitement de données19

Fig. I.7 Principales méthodes du diagnostic.....20

Chapitre II

Fig. II.1 Représentation théorique de l'évolution du taux de défaillance en fonction du temps
.....30

Fig. II.2 Comparaison entre les fonctions de répartition théorique et empirique associées aux
densités de probabilité normales (cas du processus Wiener).....39

Fig. II.3 Tracé de 1000 trajectoires selon un processus de Wiener de paramètres $\mu =5.159$,
 $\sigma=1.52$ et avec un pas de temps 0.01.....39

Fig. II.4 Densités de répartitions selon un processus de Wiener de paramètres $\mu =5.159$,
 $\sigma=1.52$ et avec un pas de temps 0.01.....40

Fig. II.5 Fonction de répartition selon un processus de Wiener de paramètres
 $\mu =5.159$, $\sigma=1.52$ et avec un pas de temps 0.01.....40

Fig. II.6 Symboles usuels utilisés dans l'analyse par arbre de défaillance.....41

Fig. II.7 Arbre de défaillance d'un système de refroidissement d'eau.....43

Chapitre III

Fig. III.1 Graphe Acyclique Dirigé (GAD)53

Fig. III. 2	Principe de la démarche bayésienne	55
Fig. III. 3	Indépendance conditionnelle (connexion divergente).....	49
Fig. III. 4	Exemples d'un circuit dans un réseau Bayesian	59
Fig. III. 5	Construction d'un réseau Bayesian	59
Fig. III. 6	Exemple de réseau bayésien dynamique	68
Fig. III. 7	Exemple d'une instance	69
Fig. III. 8	Exemple illustratif d'un diagramme d'influence	70

Chapitre IV

Fig. IV. 1	Photo de l'installation de notre machine.....	74
Fig. IV. 2	Arbre de défaillances de la motopompe	75
Fig. IV. 3	Schéma de principe de la conversion d'une AdD en RB.....	77
Fig. IV. 4	Résultat de conversion de l'AdD de la motopompe en RB.....	77
Fig. IV. 5	Inférence utilisant le RB de la motopompe	81
Fig. IV. 6	Scénario 1: condition de fonctionnement nominale.....	82
Fig. IV. 7	Scénario 2 : Absence le défaut de balourd.....	83

Liste des Tableau:

Chapitre II

Tableau II .1 Résultats des étapes 1, 2 et 338

Chapitre IV

Tableau IV.1 Les événements et leurs probabilités a priori et a posteriori.....78

Tableau IV .2 Probabilités conditionnelles des variables M, E, et H80

Tableau IV .3 Probabilité postérieure de l'événement sommet pour le premier scénario avec incertitude sur " β " et " η "84

Tableau IV .5 Probabilité postérieure de l'événement sommet pour l'absence de défaut de balourd avec incertitude sur " β " et " η "85

Tableau IV .5 Probabilité postérieure de l'événement sommet pour l'absence de défaut de rupture d'ailettes avec incertitude sur " β " et " η "85

Introduction générale

Introduction générale

Contexte

Confrontée à une économie fortement concurrentielle, la production en milieu industriel est caractérisée par une complexité toujours croissante. Ceci entraîne une conception et une mise en œuvre de systèmes de plus en plus complexes. Ces systèmes ne sont pas exempts de perturbations et de défaillances de plusieurs types, entraînent certainement une perte de production du point de vue sûreté de fonctionnement. La complexité et l'automatisation des équipements employés dans les milieux industriels font que ces systèmes ont toujours besoin d'un contrôle continu de leurs états et d'une politique de maintenance régulière et intelligente afin de garantir un niveau de service optimal en termes de fiabilité, de disponibilité, et de réduction du nombre d'intervention.

La maintenance prévisionnelle des systèmes complexes s'inscrit dans un domaine de recherche relativement récent. Elle repose sur des outils de supervision, de suivi et de pronostic de défaillance. Un diagnostic de défauts des systèmes industriels est nécessaire pour déterminer précisément les équipements qui doivent être ciblés par les opérations d'observation et de réparation. Le diagnostic, lorsqu'il est réalisé avec efficacité et s'il permet de détecter de façon précoce une dégradation, représente un des moyens pour contribuer à obtenir un meilleur gain de productivité. Il devient alors une partie intégrante de la fonction maintenance. Pratiquement, il consiste d'abord à observer les symptômes d'une défaillance et à identifier ensuite la cause de la défaillance à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur des observations; en d'autres termes, il consiste à démonter un mécanisme déterministe entre la cause et son effet.

Nous nous intéresserons principalement aux systèmes industriels stratégiques utilisés et exploités dans les domaines de la sidérurgie, la pétrochimie, le transport, et l'industrie lourde. La maintenance de ces systèmes industriels telle que la turbomachine, le moteur, et la machine électrique occupe une place importante dans la politique de management des entreprises, surtout en matière de temps d'immobilisation. Ces systèmes se dégradent naturellement avec le temps avant de tomber en panne. Pour mieux suivre la dégradation de l'état de fonctionnement globale de ces systèmes, et comprendre les causes probables de panne qui affectent et perturbent le régime de fonctionnement de ces systèmes, nous avons besoin de développer des modèles suffisamment efficaces de suivi en se basant naturellement sur des données réelles de fonctionnement. C'est dans ce contexte que nous nous sommes principalement intéressés aux modèles de processus stochastiques à base

réseaux bayésiens et à l'application de ces modèles à une motopompe industrielle stratégique du LAC à (ARCOLOR-METAL Annaba).

La modélisation stochastique permet la prise en compte du caractère aléatoire des données pratiques observées de la motopompe. Quant à la modélisation par réseaux Bayésiens, elle fournit une représentation graphique élégante, flexible, et suffisamment détaillée qui permet d'intégrer un bon nombre de connaissances sur le système industriel en question. Le RB est aussi un moyen probabiliste robuste de raisonnement qui permet l'analyse du comportement d'un matériel donné en présence de scénarios de pannes plus ou moins complexes. Ceci permet alors d'identifier les principaux défauts de la motopompe et quantifier en utilisant une approche purement stochastique leurs gravités.

Objectifs de la thèse

L'objectif principal de cette thèse est de mettre en place un outil de traitement stochastique à base des RB pour le diagnostic des défauts des machines tournantes et d'appliquer cet outil au cas d'une motopompe industrielle. Cet outil doit être suffisamment flexible pour être facilement applicable sur d'autres types de défauts et/ou sur d'autres types de systèmes. Voici la démarche adoptée pour atteindre cet objectif :

- Premièrement, nous allons identifier les différents défauts liés au fonctionnement des machines tournantes et procurer les données historiques de ces collecter les données qui caractérisent ces défauts au cours du temps.
- Ensuite, nous étudions les principaux modèles des processus stochastiques et appliquons ces modèles pour le suivi de la dégradation de la dite motopompe.
- Par ailleurs, nous construisons un AdD de la motopompe à l'aide de l'approche de connaissances (données et / ou experts).
- Finalement, nous procédons à une transformation de l'AdD en RB pour identifier les principaux défauts de la motopompe et quantifier leurs gravités.

Contenu de la thèse

Le manuscrit de thèse est structuré en quatre chapitres :

Le 1^{ier} chapitre décrit des généralités sur la maintenance industrielle. Il commence par la définition de la maintenance et précise ses objectifs. Ensuite, il s'intéresse aux méthodes

d'analyse de la sûreté de fonctionnement des systèmes complexes et également aux méthodes de surveillance et de diagnostic des systèmes industriels.

Le 2^{ème} chapitre est consacré aux processus de dégradation stochastiques. Il commence par montrer l'importance de la modélisation des phénomènes aléatoires et insiste sur les lois de probabilité utilisées qui participent dans la modélisation de la SdF et de la fiabilité. Ensuite, il s'intéresse à un certain nombre de processus stochastiques, parmi lesquels figurent les processus de Wiener et Gamma. Ce chapitre présente une application du processus de Wiener au suivi de la dégradation des roulements. Il se termine par un exposé des méthodes de modélisation utilisées dans le domaine de la SdF et par un exposé du RB dans ce même domaine.

Le 3^{ème} chapitre est une présentation approfondie des RB. Il débute par un état de l'art sur les RB. Ensuite, il insiste sur le principe RB, sur son fondement théorique, et sur sa mise en œuvre. Ce chapitre se termine par une présentation des extensions possibles des RB surtout celle qui est associée aux RB temporels.

Le 4^{ème} chapitre est la partie pratique essentielle de notre travail. Dans cette partie, nous présentons une application de RB pour l'aide à la décision et le diagnostic des différents types de défauts qui perturbent le régime de fonctionnement d'une motopompe. Les résultats obtenus sont présentés et commentés et ils sont utilisés pour la proposition d'une stratégie de maintenance appropriée.

La thèse s'achève par une conclusion générale.

Chapitre I

Maintenance et sûreté de fonctionnement des systèmes complexes

Sommaire

I.1. Introduction	5
I.2. La maintenance, un enjeu industriel majeur	6
I.2.1. Définition de la maintenance.....	6
I.2.2. Objectifs de la maintenance	7
I.3. Classifications des types de maintenance.....	9
I.3.1. Maintenance corrective.....	10
I.3.2. Maintenance préventive.....	11
I.4. Optimisation de la maintenance.....	13
I.5. Méthodes d'analyse de la sûreté de fonctionnement d'un système complexe.....	14
I.5.1. Principales notions de sûreté de fonctionnement.....	15
I.5.2. Grandeurs et métriques de la sûreté de fonctionnement.....	16
I.6. Méthodes de surveillance et diagnostic des systèmes industriels.....	18
I.6.1. Définition du traitement des données.....	18
I.6.2. Méthode de diagnostic	19
I.7. Méthodes d'analyse fonctionnelle et d'analyse dysfonctionnelle utilisée en SdF.....	21
I.7.1. Méthodes d'analyse fonctionnelle.....	22
I.7.2. Méthodes d'analyse dysfonctionnelle	23
I.8. Conclusion.....	24

I.1. Introduction

Confrontée à une économie fortement concurrentielle, la production en milieu industriel est caractérisée par une complexité toujours plus croissante. Ceci entraîne une conception de systèmes de plus en plus complexes qui ne peuvent être exempts de perturbations et de défaillances de divers types, dont les symptômes liés à différentes conditions de dégradation de ces derniers entraînent une perte de production du point de vue sûreté de fonctionnement. Un diagnostic de défaut est donc nécessaire pour déterminer le plus précisément possible les équipements qui doivent être réparés. Le diagnostic lorsqu'il est réalisé avec efficacité et s'il permet de détecter de façon précoce une dégradation, représente l'un des moyens pour contribuer à obtenir un meilleur gain de productivité. Il devient donc une partie intégrante de la fonction maintenance.

La complexité et l'automatisation des équipements employés dans les milieux industriels font que ces systèmes ont toujours besoin d'un contrôle continu de l'état de leurs installations et une politique de maintenance régulière et intelligente afin de garantir un niveau de service optimal en termes de fiabilité, de disponibilité, et de réduction du nombre d'interventions. Toutefois, cette garantie d'optimalité a un coût très élevé, ce qui est contraignant. En pratique, cela se traduit par la recherche d'une politique de maintenance efficace pour répondre aux besoins des entreprises réalisant ainsi un compromis acceptable entre la disponibilité, la sécurité du système dans son environnement et le coût associé à son entretien [1]. Pour ces raisons, la maintenance industrielle est devenue un enjeu clef pour la durabilité des machines et des installations mécaniques dont dépend l'accroissement de la productivité des unités de production.

Dans l'industrie, l'optimisation de la maintenance est basée sur la connaissance de la fiabilité des équipements et des politiques de maintenance adaptées. Les applications de ces politiques ont montré une grande amélioration au niveau de la performance triangulaire des systèmes industriels (Coût, Qualité, et Délai) [2].

La sûreté de fonctionnement a pris une place prépondérante dans le domaine de l'industrie et dans le développement de tout système industriel. Il est souvent nécessaire de s'appuyer sur une méthodologie pour définir une politique de maintenance optimale à adopter afin de rester compétitive. Les exigences de durabilité, sûreté de fonctionnement des systèmes de plus en plus complexes font que les problématiques de maintenance soient

une des clés du progrès de l'industrie et des systèmes industriels. À cet égard, et dans ce chapitre nous nous intéressons à la présentation des principaux enjeux industriels de la maintenance et de la politique de maintenance, qui a pour objectif de prévenir, d'éviter ou de corriger les dysfonctionnements des systèmes simples ou complexes. Nous nous intéressons également à la présentation des méthodes d'analyse utilisées en sûreté de fonctionnement et les techniques de diagnostic d'équipements industriels.

I.2. La maintenance, un enjeu industriel majeur

I.2.1. Définition de la maintenance

Une définition de la maintenance est donnée par la norme (NF EN 13306 X 60- 319) comme étant " l'ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise " [3].

La fonction maintenance est devenue, avec le temps, un domaine complexe où interviennent différentes compétences parmi lesquelles on trouve les méthodes de recherche opérationnelle pour l'optimisation de divers aspects : l'optimisation des coûts, la gestion des stocks des pièces de rechanges, la planification et l'ordonnancement des interventions compte tenu des capacités d'action de l'entreprise, les compétences pour le diagnostic et pour la prédiction afin d'accomplir les actions de maintenance préventive [4].

La stratégie de maintenance a des répercussions directes sur l'exploitation d'un équipement. À chaque instant de l'exploitation d'un système, le gestionnaire de maintenance doit faire un choix quant aux interventions possibles sur le système, afin de déterminer l'action à prévaloir. Ce choix doit permettre une exploitation optimale du système, en fonction des objectifs fixés. Cependant, ces dits objectifs peuvent être multiples, comme la maximisation de la disponibilité et/ou la sécurité, ou encore l'amélioration de la qualité des produits et des services, et la minimisation des pertes de production. De plus, les préoccupations économiques sont certes une des motivations majeures pour entreprendre des études d'optimisation de la maintenance.

Une bonne modélisation des processus de maintenance selon la nécessité et le besoin peuvent être un support intéressant pour l'évaluation et la rationalisation des pratiques de maintenance [5].

I.2.2. Objectifs de la maintenance

La référence [6] décompose les objectifs de la maintenance en 3 points en fonction de l'optimisation de la maintenance qui est souvent effectuée par la minimisation ou la maximisation d'une fonction objective. Dans la plupart des modèles d'optimisation de maintenance, la fonction objectif ne prend en considération qu'un seul critère (e.g. le coût, la disponibilité ou la fiabilité). L'objectif de la fonction maintenance est de poser le processus de production avec des niveaux adéquats de disponibilité, fiabilité, exploitation et sécurité sous contrainte de coût acceptable. Dans cette partie, nous nous focalisons sur trois critères : le coût, la disponibilité et le bénéfice.

1. Minimiser les coûts

Le passage de l'entretien vers la maintenance n'est pas arbitraire, il est le résultat des conséquences lourdes de l'attente passive de la défaillance. Cette attente engendre des déficits budgétaires à court terme dus aux coûts de maintenance (directs et indirects) et à long terme dus à l'accélération du processus de dégradation du système [7]. Lorsque le coût indirect de maintenance est deux fois supérieur au coût direct, il est conseillé d'augmenter le budget alloué à la maintenance (i.e. privilégier la MP) afin de réduire le coût indirect. Même s'il est souvent difficile de convaincre les industriels de dépenser plus en maintenance puisque sur le plan comptable, les dépenses en maintenance sont visibles, les gains quant à eux le sont moins. L'impact de la MP sur le coût total de la maintenance est illustré sur la Fig. I. 1.

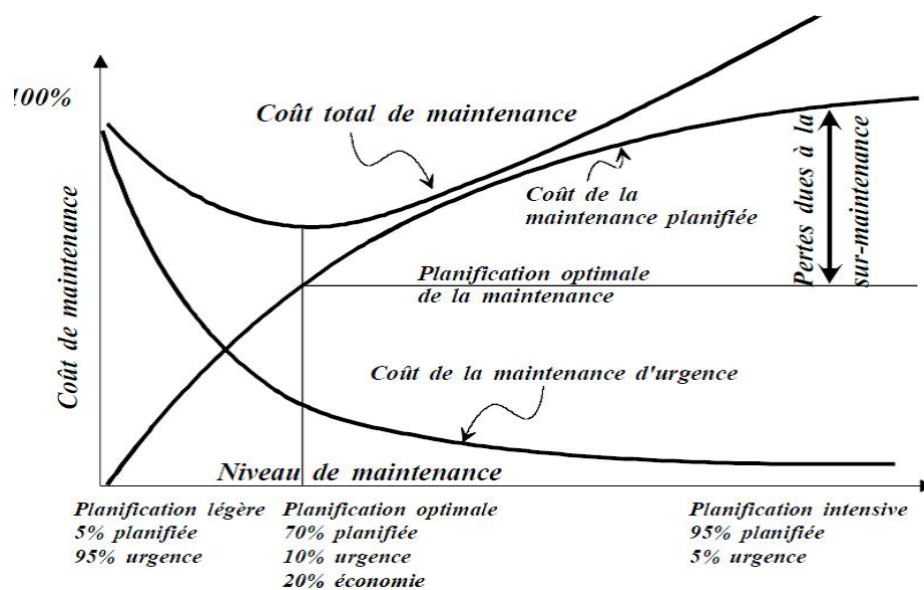


Fig. I. 1 : Courbe des coûts de maintenance en fonction de la planification

Nous pouvons constater qu'une faible planification de la maintenance permet de réduire les coûts de MP, mais elle conduit à des interventions d'urgence plus nombreuses et par conséquent, plus coûteuses. À l'opposé, une planification intensive coûte plus cher et conduit à des pertes liées à la sur-maintenance. Une planification optimale de la maintenance basée sur le coût est celle qui vise à trouver le juste milieu entre les dépenses en MC et en MP.

2. Améliorer la disponibilité

Dès la phase de conception, la fonction maintenance intervient pour améliorer la disponibilité intrinsèque de l'équipement et cela se fait par le biais de l'amélioration de l'accessibilité et la simplification du démontage des pièces et sous-systèmes susceptibles d'être fragiles. Pour ce qui est de la disponibilité opérationnelle qui est représentée par le rapport entre le temps de bon fonctionnement et le temps total (i.e. temps de bon fonctionnement plus le temps d'arrêt), c'est par le biais d'une planification optimale qu'elle peut être améliorée. Le but est donc de réduire les temps d'arrêt dus aux défaillances, puisqu'ils sont moins maîtrisables par rapport aux temps d'arrêt dus aux MP. En effet, après une défaillance, en plus de la durée de l'intervention, l'équipe maintenance a besoin d'une durée supplémentaire pour détecter la panne, diagnostiquer et préparer l'intervention. Contrairement aux interventions préventives où la préparation de l'intervention est faite alors que l'équipement est en service. Cependant, nous avons vu dans la sous-section précédente qu'une planification intensive conduit à des coûts de maintenance élevés. Cette situation est représentée sur la Fig. I. 2 [8].

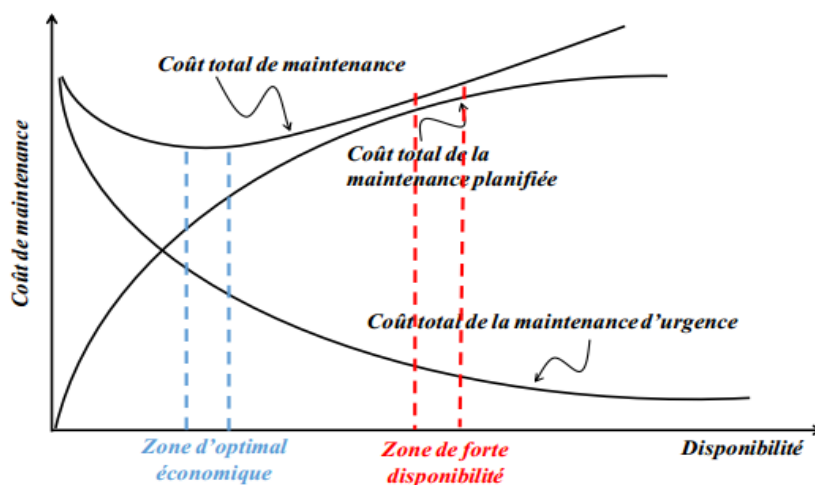


Fig. I. 2 : Évolution des coûts de maintenance en fonction de la disponibilité

Comme le montre cette figure, les deux objectifs de maintenance, i.e. réduction du coût de maintenance et amélioration de la disponibilité, représentent donc deux exigences presque contradictoires puisque le plan de maintenance qui maximise la disponibilité conduit à un coût élevé. Ce constat a conduit au développement de modèles de maintenance multi-objectifs : minimiser le coût de maintenance sous contrainte d'un seuil de disponibilité à ne pas dépasser ou maximiser la disponibilité sous une contrainte de coût de maintenance.

3. Maximiser le bénéfice

Comme nous venons de le voir, les deux premiers objectifs développés sont contradictoires, mais aussi très pesants sur la pérennité d'une entreprise. En effet, la minimisation du coût de maintenance peut conduire à une disponibilité moyenne et par conséquent à une production perturbée. Alors que la maximisation de la disponibilité s'obtient en favorisant la MP à la MC, le renouvellement des composants du système se fera prématurément ce qui conduit à des coûts de maintenance élevés. Le recours au bénéfice peut aider à trouver un terrain d'attente entre ces deux critères contradictoires. Effectivement, le bénéfice représente la rentabilité d'une entreprise après avoir débité tous les frais. Il est donc fonction de la disponibilité (maximiser la disponibilité conduit à une production maximale) et du coût de maintenance qui représente plus de la moitié des dépenses dans certains secteurs industriels.

D'un point de vue social, la maintenance vise à réduire au minimum le nombre d'incidents et les situations à risques, et protéger la santé physique et mentale des travailleurs [9].

I.3. Classifications des types de maintenance

Une fois que les mécanismes pouvant provoquer les pannes sont analysés, il est nécessaire de se doter de moyens préventifs pour les éviter et d'outils introspectifs pour les diagnostiquer. C'est dans ce contexte que sont développées différents types de maintenance. Il existe deux principaux types de maintenance généralement utilisés dans les entreprises que l'on peut repérer sur la figure (I.3) : la maintenance corrective et la maintenance préventive. Chaque type de maintenance est détaillé dans ce qui suit en fonction d'événement prévu et de l'état matériel [10], [11]. Notons que

l'efficacité de la maintenance des systèmes industriels est un enjeu économique majeur pour leur exploitation commerciale. La maintenance doit permettre d'améliorer la fiabilité, la sécurité et la qualité des équipements du système industriel pour un moindre coût. Les principales difficultés et sources d'inefficacité résident dans le choix des actions de maintenance. Une classification des stratégies de maintenance peut être trouvée dans [5].

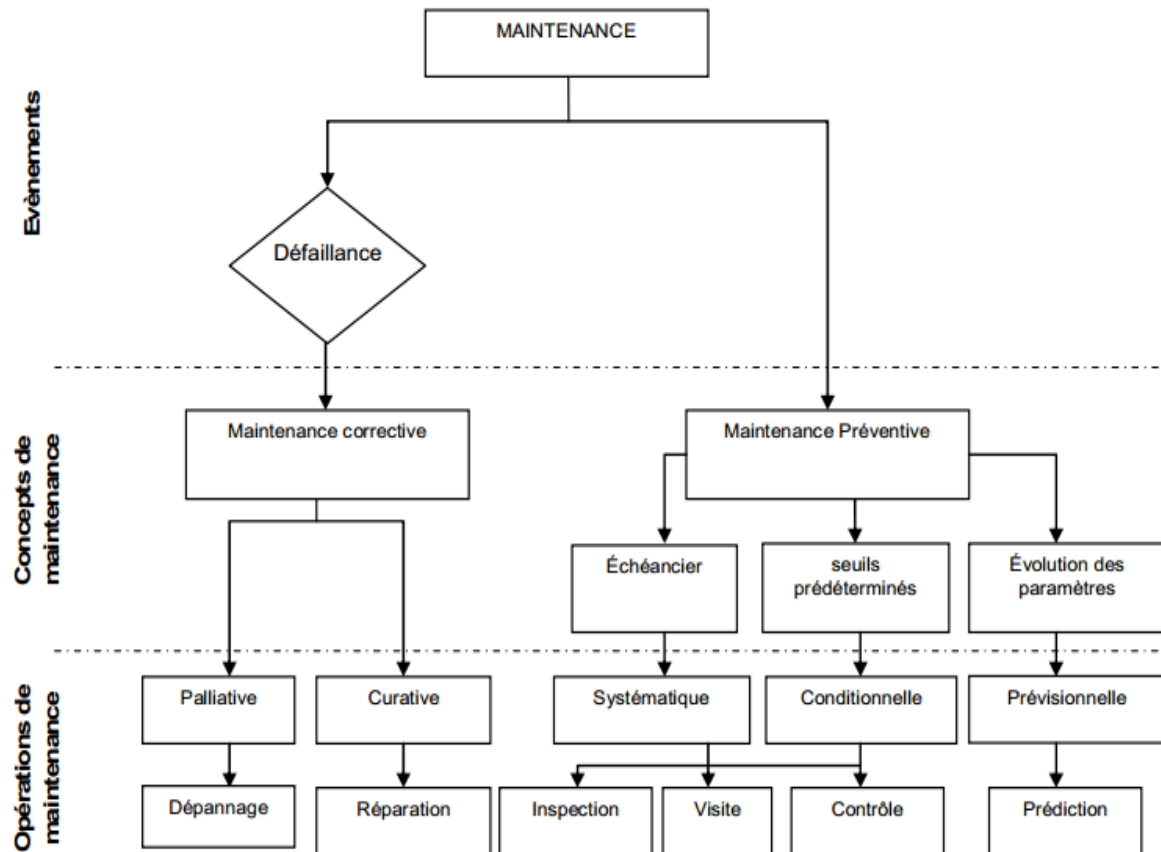


Fig. I.3 : Les différentes stratégies de maintenance

I.3.1. Maintenance corrective

La maintenance corrective est l'ensemble des activités réalisées après la panne du système pouvant être liée à sa défaillance ou à la dégradation de sa fonction. Elle a alors pour but de le remettre en état de marche. Deux types de maintenance corrective sont distingués : palliative ou curative [5].

- **Maintenance palliative**

Action de maintenance corrective destinée à permettre à un bien d'accomplir provisoirement tout ou partie d'une fonction requise. Appelée couramment «dépannage»,

la maintenance palliative est principalement constituée d'actions à caractère provisoire qui doivent être suivies d'actions curatives.

- **Maintenance curative**

Ayant pour objet de rétablir un bien dans un état spécifique lui permettant d'accomplir une fonction requise. Le résultat des actions réalisées doit présenter un caractère permanent. Des modifications et améliorations peuvent être apportées, afin de réduire l'occurrence d'apparition de la défaillance ou d'en limiter l'incidence [12].

I.3.2. Maintenance préventive

La maintenance préventive a pour objectif de ralentir la dégradation de l'équipement. En conséquence, elle réduit la probabilité d'occurrence d'une défaillance et participe donc à améliorer la fiabilité et la disponibilité des procédés. Ceci conduit naturellement à diminuer les coûts de maintenance [2]. On peut distinguer trois types de maintenance préventive : maintenance systématique, maintenance conditionnelle, et prévisionnelle.

- **Maintenance systématique**

Elle désigne des opérations de remplacement périodique des composants effectuées systématiquement, soit selon un calendrier (à périodicité temporelle fixe), soit selon une périodicité d'usage (nombre d'heures de fonctionnement, nombre d'unités produites, nombre de mouvements effectués, etc.). Aucune intervention n'a lieu avant l'échéance déterminée à l'avance. L'inconvénient d'une telle stratégie c'est que le composant peut tomber en panne avant l'instant critique prévu par son modèle de défaillance .

- **Maintenance conditionnelle**

Celle-ci subordonnée à un type d'évènement prédéterminé (diagnostic, capteur, signal ou mesure) révélateur de l'état de dégradation. Ce type de maintenance est développé grâce à une meilleure connaissance de l'équipement, des causes et modes de défaillance tout en pouvant corréler les apparitions avec un phénomène physique enregistrable. Pour cela, nous avons souvent recours aux analyses prédictives ou prévisionnelles permettant d'estimer la tendance du dysfonctionnement éventuel. Cette maintenance est basée sur les techniques de diagnostic [13]. La maintenance préventive conditionnelle se compose d'un certain nombre de modules fonctionnels:

acquisition de données, traitement du signal, surveillance, diagnostic, pronostic et l'aide à la décision. En outre, une interface homme-machine peut être ajoutée afin de fournir un moyen d'afficher des informations vitales sur l'état de santé du système [14].

- **Maintenance prévisionnelle**

La maintenance prévisionnelle est également réalisée à la suite d'une analyse de l'évolution surveillée des paramètres significatifs de la dégradation d'un procédé, autrement dit, l'analyse en temps réel de l'état de fonctionnement du procédé. selon certain auteurs [15]; la maintenance prévisionnelle est une forme de maintenance prédictive elle est liée corollairement avec la maintenance prédictive, actuellement la maintenance prévisionnelle permettent de qualifier l'état de fonctionnement du système qui consiste à déterminer les causes à l'origine des défaillances et des usures précoces des équipements du système.

La maintenance prévisionnelle permet d'anticiper et de prévoir au mieux le moment où l'opération de maintenance devra être réalisée. Cette forme de maintenance tend à s'affirmer comme la solution la plus performante à réduire le nombre de défaillances imprévues, et donc l'indisponibilité du système. Elle permet de planifier les opérations de maintenance de manière à utiliser les équipements au maximum de leurs possibilités pour répondre aux objectifs de sûreté de fonctionnement et aux contraintes liées à la compétitivité des entreprises.

La maintenance prévisionnelle ne diffère pas de la maintenance conditionnelle; que par l'idée d'extrapolation de la tendance analysée. Elle permet de passer de « l'état constaté » à « l'état prévisible » [8]. La mise en œuvre d'une stratégie de maintenance prédictive nécessite la prise en compte de certains concepts (processus) importants justifiés par la préoccupation des entreprises à rendre leurs systèmes plus fiables, plus disponibles et plus sûrs, nous les résumons comme suit :

- Acquisition des données: elle doit être correctement appréhendée,
- Diagnostic: il est nécessaire de manière à identifier les causes de défaillances,
- Pronostic: il prend ici sa place et permet de prédire les effets de défaillances,
- Aide à la décision : il permet de mettre en œuvre des interventions appropriées [16].

Les conditions de mise en place de la maintenance conditionnelle et prévisionnelle sur un équipement considéré sont :

- L'équipement présente une dégradation progressive et détectable, Cette dégradation peut être saisie et mesurée à l'aide d'un paramètre,
- L'appareillage qui permet cette mesure est fiable et les résultats peuvent être interprétés par un personnel qualifié,
- La valeur initiale et la valeur limite du paramètre peuvent être fixées,
- La limite fixée correspond bien à un seuil significatif pour la perte ou la dégradation de la fonction de l'équipement (ou sa dangerosité),
- La périodicité de mesure est définie et elle est suffisante pour saisir toutes les évolutions du paramètre, La surveillance du paramètre représentatif pourra se faire, suivant l'importance de l'équipement, d'une manière périodique (observation, relevés, rondes...) ou d'une manière continue à l'aide de capteurs fixés sur l'équipement.

I.4. Optimisation de la maintenance

Lors du choix de la méthode de maintenance, il faut arbitrer entre les performances attendues du système et les coûts que l'on est prêt à assumer. Par exemple, les économies sur les coûts de maintenance finissent généralement par coûter cher en arrêts de fonctionnement du système. Inversement, au-delà d'un certain seuil, un niveau de maintenance trop important coûte cher sans forcément apporter de supplément de performance au système. Il faut donc arbitrer entre le niveau de disponibilité des équipements que l'on souhaite garantir et le niveau de coûts directs de maintenance acceptable (personnel, matériels) comme le montre la figure 1.4 qui provient de l'ouvrage [17]. Le niveau minimum des dépenses réelles correspond à un seuil incompressible dû aux pannes imprévisibles qu'il va bien falloir réparer, quels que soient les coûts que cela engendre, sous peine d'arrêt du système.

Optimiser la maintenance consiste à garantir un certain niveau de disponibilité des équipements du système pour un moindre coût. Afin d'éviter les coûts dus à l'arrêt du système pour le réparer, il est préférable d'anticiper les pannes potentielles du système et de les éviter. La maintenance prévisionnelle (ou proactive) permet d'identifier les causes des futures défaillances d'un système en tenant compte de l'état réel de dégradation et d'augmenter la durée de vie du système contrairement à :

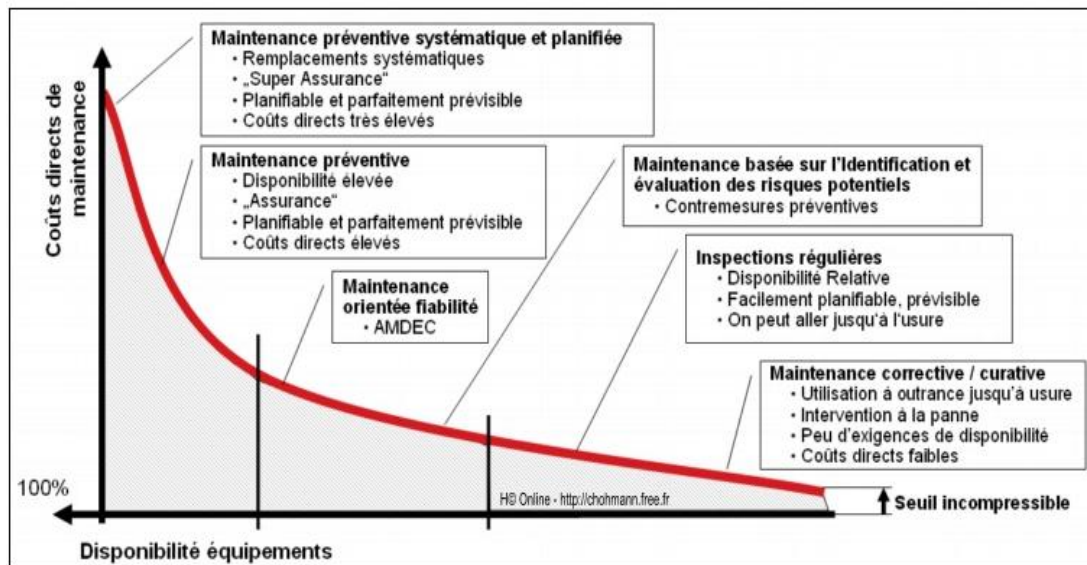


Fig. I. 4 : Disponibilité et coûts de maintenance

- réparer un système à chaque panne,
- considérer que les pannes sont inévitables et donc normales
- mettre en place une maintenance systématique.

Des méthodes de diagnostic sont nécessaires de manière à détecter les signes précurseurs d'une défaillance potentielle dans le système et à identifier les causes des pannes en terme d'équipement à réparer. Des méthodes de pronostic peuvent ensuite s'appuyer sur ces informations pour évaluer et prédire les effets de ces pannes sur les autres équipements du système [18]. Les méthodes de pronostic permettent également d'améliorer la planification et l'ordonnancement des actions de maintenance.

I.5. Méthodes d'analyse de la sûreté de fonctionnement d'un système complexe

La complexité croissante des systèmes industriels, la réduction de leurs coûts de conception et d'exploitation ainsi que leur utilisation de plus en plus importante dans la vie quotidienne font, de la sûreté de fonctionnement, un domaine incontournable dans le processus de développement de tout systèmes industriel, à pour objectifs de réduire le nombre de défaillances potentielles du système et de maîtriser les conséquences des défaillances qui pourraient malgré tout survenir [19],[20].

Après avoir rappelé les principaux enjeux industriels de la maintenance, nous allons présenter les notions générales de la SdF et ses interactions avec la fonction maintenance,

les principaux outils de modélisation et d'analyse de la SdF pour ce type de systèmes. Finalement, nous introduisons les RBs qui seront utilisés, dans ce travail, comme un outil de modélisation et d'analyse de la SdF, pour réaliser le diagnostic des défauts des machines tournante.

I.5.1. Principales notions de sûreté de fonctionnement

Selon l'auteur de [21], la sûreté de fonctionnement est défini comme étant "la propriété d'un système permettant à ses utilisateurs de placer une confiance justifiée dans le service qu'il leur fournit ". L'Association Française de NORmalisation (AFNOR) quant à elle, définit la SdF comme étant "l'ensemble des aptitudes d'un bien qui lui permet de remplir une fonction requise ou sa fonction, au moment voulu, pendant la durée prévue, sans dommage pour lui-même et son environnement" [22]. Selon Alain Villemeur, la sûreté de fonctionnement est l'aptitude d'une entité à satisfaire une ou plusieurs fonctions requises dans des conditions données. Elle traduit la confiance qu'on peut accorder à un système; la sûreté de fonctionnement est donc toujours considérée [23].

La sûreté de fonctionnement (SdF) est un domaine d'activité qui propose des moyens pour augmenter la fiabilité et la sûreté des systèmes dans des délais et avec des coûts raisonnables. La sûreté de fonctionnement (SdF) a pour objectif de répondre :

- D'abord aux exigences de fiabilité du système particulièrement contraignantes dans les systèmes critiques (transports, espace, nucléaire...) souvent soumis à certification,
- Ensuite aux exigences de disponibilité, mettant en jeu des propriétés de fiabilité et de maintenabilité intrinsèques au système, mais aussi d'efficacité de son système de maintien en condition opérationnelle. Elles répondent à des attentes de qualité de service généralement sous-tendues par des impératifs économiques.

La sûreté de fonctionnement représente une base nécessaire pour tout ce qui concerne la sécurité dans le sens de l'innocuité du système vis-à-vis de son environnement (sécurité des personnes et des biens, sécurité écologique...), tant en fonctionnement normal qu'en cas de défaillance [24]. La sûreté de fonctionnement (SdF) fait partie des enjeux majeurs de ces dernières années et des années à venir. Cette notion désigne à la fois un ensemble de moyens et de résultats produits par ces moyens :

- des méthodes et des outils pour caractériser et maîtriser les effets des aléas, des pannes et des erreurs.
- la quantification des caractéristiques des systèmes pour exprimer la conformité leurs comportements et de leurs actions dans le temps [25].

La définition de la Sûreté de Fonctionnement est considérée comme étant la conjugaison de ces quatre définitions qui forment le sigle (FDMS) [23], [25], [26], [27] :

- la fiabilité, la disponibilité, la maintenabilité et la sécurité.
- la science des défaillances.
- la confiance justifiée dans le service délivré.
- le maintien de la qualité dans le temps.

La SdF ne se réduit pas uniquement à une de ces performances de Fiabilité, Maintenabilité, Disponibilité et Sécurité que l'on retrouve dans l'acronyme FMDS, mais elle se construit à travers toutes ces caractéristiques .

L'ensemble de ces définitions est cohérent et fournit une image plus complète de la Sdf prise selon plusieurs points de vue.

I.5.2. Grandeurs et métriques de la sûreté de fonctionnement

Les paramètres fondamentaux de la FMDS (La fiabilité, la maintenabilité, la disponibilité, la sécurité et la durabilité) permettent de définir les objectifs attendus d'un système et d'évaluer sa qualité de service attendu en vue de cibler les points critiques à améliorer [23].

- Fiabilité :

Probabilité pour qu'une entité accomplisse une fonction requise, dans des conditions données, pendant un intervalle de temps donné $[t_1, t_2]$. Généralement $t_1=0$. On note $R(t)$ la fiabilité.

- Maintenabilité :

Aptitude d'un système à être maintenu ou à reprendre l'accomplissement de sa fonction après défaillance ; probabilité pour qu'une opération donnée de maintenance active puisse être effectuée pendant un intervalle de temps donné $[t_1, t_2]$. On définit avec les mêmes hypothèses que pour $R(t)$ la maintenabilité $M(t)$.

- **Disponibilité :**

Probabilité pour qu'une entité soit en état d'accomplir une fonction requise dans des conditions données à un instant donné « t », en supposant que la fourniture des moyens extérieurs nécessaires est assurée. Elle est notée $D(t)$.

L'indisponibilité est la probabilité que l'entité ne fonctionne pas à l'instant « t », il résulte alors : $ID(t) = 1 - D(t)$.

- **Sécurité :**

Probabilité d'éviter un événement dont les conséquences sont dangereuses ; propriété d'un système de présenter, pour son environnement et pour lui même, un risque, déterminé en fonction des dangers potentiels inhérents à sa réalisation et à sa mise en œuvre, qui ne soit pas supérieur à un risque convenu.

- **Durabilité :**

La durabilité est l'aptitude d'une entité à accomplir une fonction requise dans des conditions données d'utilisation et de maintenance, jusqu'à ce qu'un état limite soit atteint.

Les grandeurs présentées ci-après caractérisent des durées moyennes associées à la SdF :

- **MTTF** (Mean Time To Failure) est la durée moyenne de fonctionnement d'une entité avant la première défaillance:

$$MTTF = \int_0^{\infty} R(t) dt \quad (I.1)$$

- **MTTR** (Mean Time To Repair) est la durée moyenne de réparation :

$$MTTR = \int_0^{\infty} [1 - M(t)] dt \quad (I.2)$$

- **MUT** (Mean Up Time) est la durée moyenne de fonctionnement après réparation.
- **MDT** (Mean Down Time) est la durée moyenne d'indisponibilité après défaillance.
- **MTBF** (Mean Time Between Failure) temps moyen entre deux défaillances consécutives d'un système réparable :

$$MTBF = MDT + MUT \quad (I.3)$$

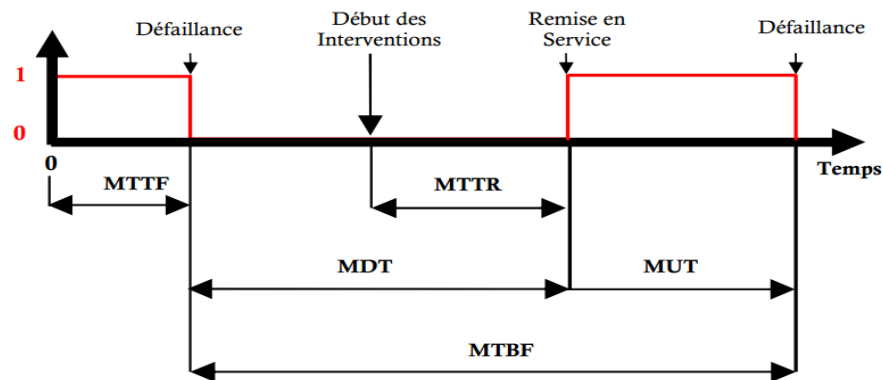


Fig. I.5 : Durées moyennes associées à la Sûreté de Fonctionnement

I.6. Méthodes de surveillance et diagnostic des systèmes industriels

La sûreté de fonctionnement nécessite la mise en œuvre d'outils de détection et de diagnostic des défauts pour prévenir l'utilisateur avant que ce défaut se transforme en panne. Nous allons présenter brièvement une classification des approches de supervision et diagnostic pour encadrer quelques méthodes proposées dans cette thèse.

I.6.1. Définition du traitement des données

A l'aire de l'informatique, le concept de traitement des données est aperçu comme une étape clé pour la mise au point des approches modernes de maîtrise des procédés [11]. Au préalable, une acquisition de données brutes est réalisée par des dispositifs appropriés. Nous distinguons deux sources principales de données :

- La première famille contient les informations relatives aux équipements de production (historique des événements et des maintenances, environnement contextuel).
- La deuxième famille, quant à elle, incorpore les informations associées aux produits (mesures réalisées durant les opérations et à la fin de la ligne de production).

Par la suite, une phase de prétraitement permet de préparer (structuration, alignement, correction, réduction de taille, etc.) les données en vue de leur traitement.

À la fin, la phase de traitement de données permet, en utilisant des techniques de la statistique ou de l'intelligence artificielle, d'extraire des indicateurs de l'état de santé ou de dégradation.

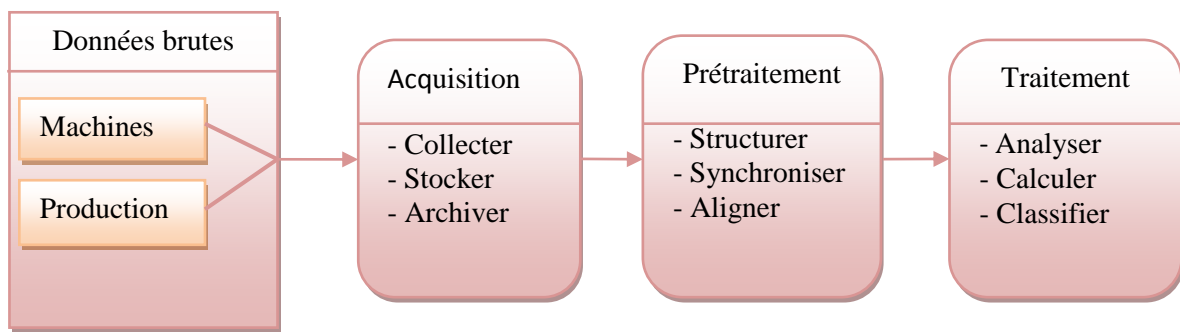


Fig. I.6 : Éléments de traitement de données.

Les éléments de base de ces trois phases sont présentés dans la figure (I.6). D'un point de vue entrée/sortie ce concept permet de transformer les données brutes en informations utiles et pertinentes. Une revue des approches et des outils de traitement de données, appliqués dans l'industrie manufacturière, a été présentée dans [28].

I.6. 2. Méthodes de diagnostic

La demande d'une automatisation améliorant les performances de l'outil de production et de la sûreté de fonctionnement a provoqué le développement des méthodes de diagnostic. Ces méthodes de diagnostic, la plupart du temps liés à la connaissance disponible sur le système et de sa représentation. L'une des disciplines de l'intelligence artificielle (AI), le diagnostic de panne donne une connaissance sur l'état du système surveillé, définit et localiser les défaillances. Nous distinguons trois notions dans cette définition,

- la détection qui indique l'occurrence d'une défaillance sur le système surveillé,
- la localisation qui détermine le ou les composants défaillants.
- l'identification qui permet de préciser la nature de la défaillance [29].

Il convient de noter le rôle important que joue la fonction surveillance. Elle fournit une estimation de l'état de santé et de la dégradation du système permettant ainsi au diagnostic de réaliser ses principales tâches suivant un raisonnement logique (des effets vers les causes) [30]. Les méthodes utilisées pour le diagnostic de pannes ou de défauts ont largement évolué ces dernières années. La figure (I.7) synthétise les principales méthodes utilisées pour le diagnostic des défauts [31].

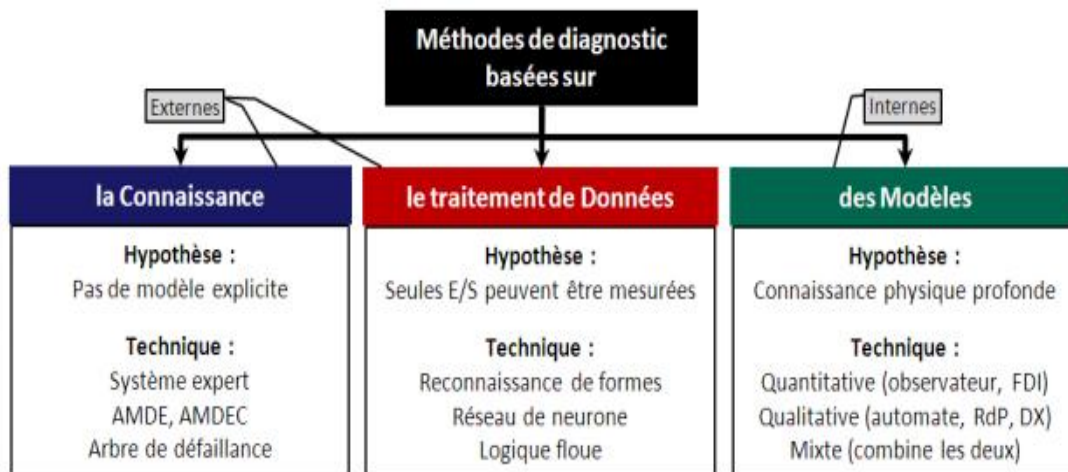


Fig. I.7 : Principales méthodes du diagnostic.

A. Méthodes basées sur la connaissance

Ce type d'approches s'attache à expliquer les potentielles relations causales entre les symptômes, les défaillances et les fautes en se basant sur la connaissance observée du système. La connaissance provient d'une analyse fonctionnelle et structurelle du système et permet d'identifier les causes possibles de défaillances. Ces approches s'appuient sur des méthodes telles que l'AMDEC, les systèmes experts, ainsi que les arbres de défaillances.

B. Méthodes de traitement de données

Ces méthodes utilisent les informations disponibles émanant du système de captage. L'objectif de ces méthodes est d'associer un ensemble de mesures aux états de fonctionnement du système. Ces approches à base de données font appel aux méthodes de reconnaissance de formes qui utilisent elles mêmes des techniques d'apprentissage et de classification afin d'établir un modèle de référence. Ce dernier est fondé sur l'analyse des données issues des signaux corrélés entre eux pour la discrimination des différents modes de fonctionnement et certains modes de défaut. Les principales techniques utilisées dans ce cadre pour construire les modèles relatifs sont les réseaux de neurones et la logique floue.

C. Méthodes à base de modèles

Les approches à base de modèles s'appuient sur des modèles comportementaux explicites du système soumis au diagnostic. Un grand avantage de ces approches par rapport aux approches relationnelles et de traitement de données, réside dans le fait que seule

l'information du comportement normal du procédé est prise en compte par l'intermédiaire d'un modèle de référence. La précision du modèle, liée aux besoins de la surveillance et aux critères de performance du diagnostic, définit le choix de l'utilisation de modèles quantitatifs (FDI) ou qualitatifs (DX) [32].

I.7. Méthodes d'analyse fonctionnelle et d'analyse dysfonctionnelle utilisée en SdF

Dans le processus de développement des systèmes complexes, la sûreté de fonctionnement est devenue une caractéristique essentielle [18]. Ainsi, afin d'optimiser le développement de ces systèmes, il est impératif de disposer de méthodes d'évaluation de la sûreté de fonctionnement. Cette évaluation consiste à analyser les défaillances des composants pour estimer leurs conséquences sur le service produit par le système. Pour cela, avant de commencer l'étude d'un système, il est important de connaître parfaitement le fonctionnement de celui-ci. Les études de sûreté de fonctionnement demandent de connaître les modes de défaillance ou les modes de dégradation du système.

Les principales méthodes utilisées lors d'une analyse de la sûreté de fonctionnement sont : l'Analyse Préliminaire des Risques (APR), l'Analyse des Modes de Défaillance de leurs effets et de leurs Criticités (AMDEC), le Diagramme de Fiabilité (DdF), les Arbres de Défaillances (AdD), la Méthode de l'Espace des Etats (MEE),..... etc. Ces méthodes dites classiques se basent sur la logique booléenne et sont plus adaptées à des systèmes à configuration statique, où les relations fonctionnelles entre leurs composants restent figées.

Les méthodes les plus adaptées à la modélisation et à l'analyse des systèmes dynamiques hybrides sont les modèles états-transitions tels que les graphes d'états (les graphes de Markov et les automates) et les approches basées sur les réseaux de Pétri [19]. Ces méthodes seront aussi exposées dans ce chapitre.

Les méthodes d'analyse et de modélisation de sûreté de fonctionnement visent à maîtriser les risques et les défaillances dans le but de mettre le système dans les meilleures conditions possibles pour réaliser sa fonction. Cependant, leur mode de fonctionnement diffère d'une méthode à une autre. Il est possible de caractériser chaque démarche ou méthode étudiée selon plusieurs critères; une première classification peut être faite selon les trois approches suivantes (approche inductive/déductive, approches statique /dynamique, approches qualitatives /qualitatives) [25], [33]:

- **Approche inductive** : elle consiste à chercher l'effet des défaillances sur le système. L'analyse se fait en allant du particulier vers le général.
- **Approche déductive** : elle consiste à chercher les causes possibles de la défaillance. Ici l'analyse se fait en allant du général vers le particulier.
- **Approches statiques** : elles permettent d'analyser le système d'un point de vue structurel sans tenir compte des évolutions au cours du temps; elles s'appuient sur un modèle mathématique booléen du système qui fournira, par exemple, les combinaisons de défaillances entraînant la perte du système mais sans représenter les interrelations temporelles qui l'affectent.
- **Approches dynamiques** : les méthodes dynamiques permettent la prise en compte des aspects comportemental et temporel.
- **Approches qualitatives** : les résultats renseignent sur les caractéristiques du système : points faibles du système, fausses redondances, influence d'un élément donné sur la fiabilité du système, repérage des chemins critiques, test (pour les chemins critiques) des méthodes d'élimination,...
- **Approches quantitatives** : les résultats sont ceux de calcul de fiabilité, disponibilité,... exemple : probabilité d'occurrence d'une combinaison d'événements ou de la racine d'un arbre.

I.7.1. Méthodes d'analyse fonctionnelle

Avant de réaliser des études sur un système, il est nécessaire de connaître son utilité et son fonctionnement. Pour cela, l'analyse fonctionnelle permet de décrire synthétiquement les modes de fonctionnement d'un système et de connaître les fonctions à garantir. Il existe plusieurs outils pour réaliser cette analyse : APTE, IDEFO (SADT), Arbre Fonctionnel, ... etc. Elles sont toutes fondées sur l'expression du besoin du système et sa spécification technique. Ces méthodes visent à détailler le rôle des composants du système dans son mode opératoire ainsi que les interactions entre eux et avec les autres systèmes. Il est donc possible d'identifier [20] les fonctions et leurs caractéristiques, les performances avec des critères de valeurs attendues ainsi les contraintes extérieures.

- **SADT** ; Structured Analysis and Design Technique, connue aussi sous le label (**IDEFO** ; Intégration Defenition for Function Modeling) : c'est une méthode mise au point aux Etats-Unis, elle consiste en une analyse descriptive détaillée par niveaux

successifs. Il s'agit d'une approche déductive applicable sur un système complexe ou sur un processus opératoire.

- **BDF** (Blocs Diagrammes Fonctionnels) : c'est une méthode de découpage fonctionnel du système à travers son architecture.
- **APTE** (Analyse Fonctionnelle Externe) est l'une des méthodes les plus utilisées en sûreté de fonctionnement. Il est tiré des principes de l'analyse de la valeur, il s'agit à la fois d'accroître la qualité (c'est-à-dire d'aboutir à une meilleure adéquation avec les besoins de l'utilisateur) et de diminuer le coût de ce que l'on étudie. Cette méthode s'applique aussi bien aux produits, aux procédés de fabrication, aux équipements qu'aux organisations.

La démarche de la méthode APTE est divisée en trois étapes principales :

1. La mise en évidence du besoin à satisfaire en utilisant un formalisme nommé bête à cornes.
 2. La recherche des milieux extérieurs et la détermination des fonctions principales et des fonctions de contraintes.
 3. La contribution d'un schéma général de raisonnement permettant de faire apparaître les lignes de flux.
- **SART** (Structured Analysis- Real Time) : C'est une méthode d'analyse fonctionnelle et opérationnelle qui permet de réaliser une description graphique et textuelle de l'application en termes de besoins. A partir de la méthode SART, nous pouvons avoir une correspondance avec les réseaux de Pétri.
 - **MISME** (Méthode d'Inventaire Systématique des Milieux Extérieurs) : contrairement aux deux premières méthodes (SADT et BDF) qui s'appliquent uniquement sur le système et ses composants, la MISME permet de considérer les interactions du système avec le milieu environnant.

I.7.2. Méthodes d'analyse dysfonctionnelle

Le but de cette approche est d'identifier tous les événements redoutés (e.g. défaillances, dégradations, erreurs,...), seuls ou combinés, pouvant survenir dans le système et d'analyser leur impact sur ce système. Les principaux outils d'analyse utilisés pour cette approche sont les suivants :

- **APR** (Analyse Préliminaire des Risques) : cet outil permet d'identifier les événements susceptibles de provoquer le dysfonctionnement du système durant toutes ses phases de vie (conception, mise en service, maintenance).
- **AMDEC** (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité) extension de l'AMDE (Analyse des Modes de Défaillances et de leurs Effets) : c'est un outil de la SdF élaboré dans les années 1940 par l'armée américaine. Comme son nom l'indique, cet outil examine le dysfonctionnement de chaque composant du système, à un niveau prédéfini, en évaluant la probabilité et l'ordre de gravité de la défaillance afin de déterminer sa criticité. Plusieurs autres méthodes essentiellement qualitatives s'appuient, de manière analogue à l'AMDEC, sur une représentation tabulaire de la connaissance [34] comme les méthodes d'Analyse Préliminaire des Dangers (APD), des Risques (APR), d'Analyse Opératoire des Dangers (HAZOP (Hazard and Operability)).
- **AEEL** (Analyse des Effets des Erreurs de Logiciel) : cet outil est une version de l'AMDEC appliquée aux logiciels.

I.8. Conclusion

Ce chapitre décrit les formes usuelles de maintenance appliquées aux systèmes et montre l'intérêt qu'il est nécessaire de porter à la maintenance prédictive. Un rappel des notions générales de la SdF et ses interactions avec la fonction maintenance est aussi exposé. Nous avons également présenté des méthodes de modélisation et d'analyse des systèmes complexes utilisées dans le domaine de la SdF et nous avons indiqué leurs avantages et inconvénients. Dans le prochain chapitre nous allons présenter les processus stochastiques et les méthodes modernes de diagnostic et d'analyse qui s'appuient sur des modélisations stochastiques de dégradation de systèmes complexes.

En raison de ces avantages remarquables en comparaison avec les méthodes de modélisation et de décision classiques, il nous a semblé intéressant de faire appel aux RBs pour résoudre les problèmes liés à la sûreté de fonctionnement et la maintenance des systèmes. Nous devons aussi examiner l'apport des modèles des processus stochastiques à la résolution de ces problèmes. Ceci fera l'objet du chapitre suivant.

Chapitre II

Processus stochastique et méthodes de modélisation des systèmes complexes

Sommaire

II.1. Introduction.....	26
II.2. Généralités sur les processus stochastiques.....	26
II.2.1. Rappels de probabilités.....	26
II.2.1.1. Ingrédients de la théorie moderne des probabilités.....	27
II.2.1.2. Classification des lois de probabilité.....	28
II.2.1.3. Lois remarquables en fiabilité.....	28
II.2.2. Processus stochastiques.....	33
II.2.2.1. Définition d'un processus stochastique.....	33
II.2.2.2. Différents types de processus stochastiques.....	33
II.3. Modélisation par les processus stochastiques.....	34
II.3.1. Processus de Lévy.....	34
II.3.2. Processus Gamma.....	35
II.3.3. Processus Wiener (mouvement brownien).....	36
II.4. Etude de la dégradation des roulements par le processus de Wiener.....	37
I.5. Méthode de modélisation des systèmes complexes.....	40
I.5.1. Arbre de défaillance (AdD).....	41
I.5.2. La méthode de l'arbre des conséquences (MAQS).....	43
I.5.3. Files d'attente (FE).....	44
I.5.4. Réseaux de Pétri Stochastique.....	44
I.5.5. Simulation de Monte- Carlo (SMC).....	45
I.5.6. Réseaux bayésiens (RB).....	45
I.6. Les RB en sûreté de fonctionnement.....	46
I.6.1. Pourquoi les réseaux bayésiens ?.....	46
I.6.2. Les RB et les outils classiques utilisés en SdF.....	47
I.6.2.1. Réseaux bayésiens Vers Arbres de défaillance.....	47
I.6.2.2. Réseaux bayésiens Vers Chaînes de Markov.....	48
II.7. Conclusion.....	48

II.1. Introduction

Les processus stochastiques ou processus aléatoires décrivent l'évolution d'une grandeur aléatoire et peut prendre une série d'états successifs en fonction du temps (ou de l'espace). Il existe de nombreuses applications des processus aléatoires notamment en physique statistique, en biologie, en médecine, et bien entendu dans les sciences de l'ingénieur. L'étude des processus aléatoires s'insère dans le cadre de la théorie des probabilités. Les bases théoriques et mathématiques pour l'étude de ces processus ont été formulées, entre autres, par Paul Lévy en 1931, Doob en 1933 après que Kolmogorov a élaboré la théorie mathématique du calcul des probabilités.

Ce chapitre commence par la présentation de quelques généralités sur les processus stochastiques. Ensuite, il s'intéresse à la modélisation des dégradations par un certain nombre de processus stochastiques, comme les processus de gamma et de Wiener. Il existe d'autres processus stochastiques plus ou moins efficaces [35] qui peuvent être utilisés pour la modélisation des dégradations de systèmes, comme le processus de Markov, mais ils ne sont pas considérés dans le cadre de cette thèse. Le chapitre englobe une application des processus de Wiener, qui représente un cas particulier du processus de Lévy, à l'étude de la dégradation des roulements. Il s'intéresse également aux méthodes de modélisation des systèmes complexes et se termine par une conclusion.

II.2. Généralités sur les processus stochastiques

II.2.1. Rappels de probabilités

Le but de la théorie des probabilités est de fournir un modèle mathématique pour décrire les phénomènes aléatoires. Dans la suite de cette section, nous allons d'abord présenter les ingrédients de la théorie moderne des probabilités et la classification de ses lois de probabilités avant de rappeler les principales lois utilisées dans le domaine de fiabilité.

II.2.1.1. Ingrédients de la théorie moderne des probabilités

Sous sa forme moderne, la formulation de cette théorie contient trois ingrédients : l'univers, les événements, et la mesure de probabilité [36].

- **Univers :** Il s'agit d'un ensemble, noté habituellement, dont les éléments correspondent à tous les résultats possibles de l'expérience aléatoire que l'on cherche à modéliser. On l'appelle également l'espace des observables, ou encore l'espace échantillon.

- **Événements :** Un événement est une propriété dont on peut dire si elle est vérifiée ou non une fois le résultat de l'expérience connu. Mathématiquement, un événement est caractérisé par l'ensemble des résultats dans lesquels il est réalisé (un tel résultat est alors appelé une réalisation de l'événement).
- **Mesure de probabilité :** Étant en possession d'une tribu d'événements, on cherche ensuite à attribuer à chacun de ces derniers une probabilité, qui représente le degré de confiance que l'on a en sa réalisation. Les probabilités sont encodées sous forme de nombres réels compris dans l'intervalle $[0;1]$, avec l'interprétation que plus la probabilité est proche de 1, plus notre confiance dans la réalisation de l'événement est grande.

II.2.1.2. Classification des lois de probabilité

- **Les lois discrètes :**

Une variable aléatoire discrète prend ses valeurs sur un ensemble fini ou dénombrable de points. La loi de probabilité d'une telle variable est appelée loi discrète.

Une loi de probabilité discrète est caractérisée par l'énumération des valeurs x_i , appartenant à \mathbb{R} ou à un intervalle de \mathbb{R} , prises par la variable aléatoire X et par les probabilités associées, c'est-à-dire les nombres réels positifs p_i tels que :

$$P_r(X = x_i) = P_i \quad 0 \leq P_i \leq 1 \quad \sum_i P_i = 1 \quad (\text{II.1})$$

La fonction de répartition est une fonction en escalier, constante sur tout $[x_i, x_{i+1}[$ admettant en chaque point x_i un saut égal à $P_{i+1} = P_r(X = x_{i+1})$.

Les lois de probabilités sont des objets mathématiques qui permettent aux statisticiens de fabriquer des modèles pour décrire des phénomènes où le hasard intervient, on distingue de deux variétés de probabilités l'une qui est continue l'autre discrètes [37].

- **Les lois continues :**

Une variable aléatoire continue prend ses valeurs sur un ensemble infini, non dénombrable de points, elle décrit par exemple la durée de vie d'une batterie de voiture, l'heure d'arrivée des voitures à un péage donné d'autoroute. Il existe une fonction f non négative, définie pour toute valeur x appartenant à \mathbb{R} et vérifiant, pour toute partie A de \mathbb{R} , la propriété :

$$P_r(X \in A) = \int_A f(x)dx \quad (\text{II.2})$$

Et tell que

$$\int_{\mathbb{R}} f(x)dx = 1, \quad (\text{II.3})$$

La fonction de répartition de la variable aléatoire X est définie par :

$$F(a) = P_r(X < a) = \int_{-\infty}^a f(x)dx \quad (\text{II.4})$$

II.2.1.3. Lois remarquables en fiabilité

La fiabilité est une grandeur quantitative exigeant la connaissance des distributions de durée de vie pour son estimation. Dans le cadre d'un système complexe, ces distributions doivent absolument tenir compte de tous les mécanismes de défaillance associés aux différentes technologies. La fiabilité d'un système réparable est caractérisée par la loi de probabilité de sa durée de bon fonctionnement.

Nous présentons dans cette section les lois de probabilité qui sont susceptibles de représenter des distributions de durée de vie des composants d'un système. Nous présentons également les principales caractéristiques associées à ces lois, à savoir les fonctions de fiabilité, les taux de défaillance et les durées moyennes de vie [21], [38].

a. La loi exponentielle

La loi exponentielle est la plus couramment utilisée en fiabilité électronique ou électrique pour décrire la période durant laquelle le taux de défaillance des équipements (qui subissent des défaillances brutales) est considérée comme constant (défaillance aléatoire). Cette loi décrit le temps écoulé jusqu'à une défaillance, ou l'intervalle de temps entre deux défaillances. Elle est définie par un seul paramètre, le taux de défaillance, et elle est caractérisée par :

- la fiabilité :

$$R(t) = \exp(-\lambda t) \quad (\text{II.5})$$

- la densité de probabilité :

$$f(t) = \lambda \exp(-\lambda t) \quad (\text{II.6})$$

- le taux de défaillance :

$$\lambda(t) = \lambda \quad (\text{II.7})$$

- la durée de vie moyenne :

$$MTTF = \frac{1}{\lambda} \quad (\text{II.8})$$

b. La loi de Weibull

La loi de Weibull est la loi la plus populaire dans le domaine de la fiabilité [39]. Cette popularité est due notamment à sa forme flexible et au fait qu'elle englobe d'autres lois de probabilité (i.e. loi exponentielle et loi de Rayleigh). Elle est souvent définie par deux paramètres, le paramètre de forme β et le paramètre d'échelle η . Un troisième paramètre est parfois considéré, le paramètre de localisation δ , il permet de prendre en considération un éventuel décalage du point de départ de la courbe par rapport à l'origine. La loi de Weibull à deux paramètres est caractérisée par :

- la densité de probabilité :

$$f(t) = \left(\frac{\beta}{\eta}\right) \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta\right] \quad (\text{II.9})$$

- la fiabilité :

$$R(t) = \exp\left[-\left(\frac{t-\delta}{\eta}\right)^\beta\right] \quad (\text{II.10})$$

- le taux de défaillance

$$\lambda(t) = \frac{\beta}{\eta} \left[\frac{t-\delta}{\eta}\right]^{\beta-1} \quad (\text{II.11})$$

- la durée de vie moyenne

$$MTTF = \eta \Gamma\left(\frac{1}{\beta} + 1\right) \quad (\text{II.12})$$

Où Γ est la fonction gamma d'Euler, définie par :

$$\Gamma(x) = \int_0^{+\infty} t^{x-1} (-t) dt \quad (\text{II.13})$$

Comme le montre l'équation (II.11), le taux de défaillance de la loi de Weibull est une loi de puissance du temps, ce qui permet de modéliser plusieurs situations (voir la Figure II.1). En particulier :

- si $\beta < 1$: $\lambda(t)$ est décroissante, ce qui signifie que l'état du système s'améliore. Le système est dit qu'il est dans sa période de jeunesse ;
- si $\beta = 1$: $\lambda(t)$ est constante, nous retrouvons donc la loi exponentielle comme cas particulier de la loi de Weibull. Le système quant à lui est dans sa période de vie utile.
- si $\beta > 1$: $\lambda(t)$ est croissante, ce qui signifie que l'état du système se dégrade. Le système est donc dans sa période de vieillesse.

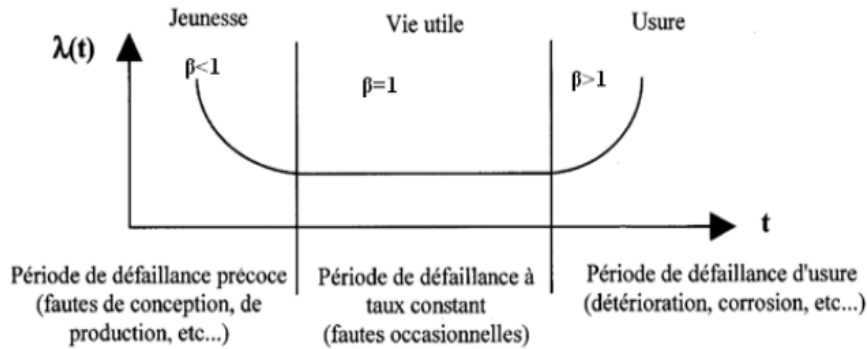


Fig. II.1 : Représentation théorique de l'évolution du taux de défaillance en fonction du temps.

c. La loi normale

La loi normale est très répandue parmi les lois de probabilité car elle s'applique à de nombreux phénomènes. Elle est en lien avec de nombreux objets mathématiques dont le mouvement brownien ou d'autres lois de probabilité. Elle est également appelée loi gaussienne. La loi normale est une loi de probabilité absolument continue caractérisée par deux paramètres, à savoir la moyenne μ et l'écart-type σ . Elle est symétrique par rapport à sa moyenne. Cette loi représente bien la fin de vie des dispositifs subissant un phénomène de vieillissement (usure ou fatigue) [40]. Elle est caractérisée par :

- la densité de probabilité :

$$f(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (\text{II.14})$$

- la fiabilité :

$$R(t) = 1 - \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (\text{II.15})$$

- La fonction de répartition :

$$F(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^t e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{X-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (\text{II.16})$$

- la durée de vie moyenne

$$MTTF = \mu \quad (\text{II.17})$$

d. La loi log-normale

Une variable aléatoire continue et positive « t » est distribuée selon une loi modélisée par une loi log-normale, si son logarithme népérien suit une loi normale. Cette distribution est utilisée en fiabilité pour modéliser des données de vie, et plus particulièrement les défaillances par fatigue en mécanique [40]. La loi log-normale, qui possède deux paramètres μ et σ , est caractérisée par :

- la densité de probabilité :

$$f(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (\text{II.18})$$

- Le taux de défaillance:

$$\lambda(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^t e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{X-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (\text{II.19})$$

- la fiabilité :

$$f(t) = 1 - \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (\text{II.20})$$

e. La loi uniforme

La loi uniforme est souvent utilisée en fiabilité, et plus particulièrement, dans l'approche de traitement Bayésienne pour modéliser l'information a priori à partir des avis d'experts. Les réalisations de cette loi peuvent uniquement prendre leurs valeurs dans l'intervalle (a, b) avec une valeur constante de la densité de probabilité. La densité de probabilité et la fonction de répartition d'une loi uniforme sur [a, b] s'écrit: [38]

- la densité de probabilité :

$$f(t) = \frac{1}{b-a} \quad (\text{II.21})$$

- La fonction de répartition:

$$F(t) = \frac{t-a}{b-a} \quad (\text{II.22})$$

f. La loi Gamma

La loi Gamma est souvent utilisée pour modéliser les temps de défaillance d'un matériel et peut, par conséquent, être employée comme distribution a priori dans l'analyse de la fiabilité bayésiens. Elle est conjuguée avec la loi Exponentielle, ce qui facilite singulièrement leur intégration. Comme la loi de Weibull, la loi Gamma peut représenter toutes les phases de la vie d'un matériel. La loi Gamma peut représenter une grande variété de distributions et est un modèle naturel d'échantillonnage exponentiel. Elle s'applique particulièrement.

- à la théorie des files d'attente, utilisée pour le comptage de l'arrivée d'un nombre aléatoire N d'événements, lorsque le taux d'occurrence espéré reste constant et qu'un seul événement puisse survenir pendant un intervalle de temps dt : exemple, le nombre de matériels défectueux réalisé par une usine de production,
- aux tests de durée de vie des matériels.

Elle représente également la loi de probabilité d'occurrence d'événements dans un processus poissonnier. Par exemple si t_i est le temps entre les défaillances successives d'un système, et que t_i suive une distribution exponentielle, le temps cumulé d'apparition de α défaillances suit une loi Gamma, qui est caractérisée par :

- la densité de probabilité :

$$f(t) = \frac{t^{\alpha-1} e^{-\frac{t}{\beta}}}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} \quad (\text{II.23})$$

- Le taux de défaillance:

$$\lambda(t) = \frac{t^{\alpha-1} e^{-\frac{t}{\beta}}}{\beta^\alpha \int_t^\infty \Gamma(\alpha) f(u) du} \quad (\text{II.24})$$

II.2.2. Processus stochastiques

II.2.2.1. Définition d'un processus stochastique

Un processus stochastique est une famille de variables aléatoires Y_t à valeur dans l'espace d'état D_Y . La totalité de ses fonctions de distribution de dimension finie.

$$F_{y_{t_0}, y_{t_1}, \dots, y_{t_i}}(y_0, y_1, \dots, y_i) = P\left(y_{t_0} \leq y_0, y_{t_1} \leq y_1, \dots, y_{t_i} \leq y_i\right) \quad (\text{II.25})$$

Pour $i \in \{0, 1, \dots\}$ et $Y_t \in D_Y$ détermine sa loi de Probabilités [41].

Un processus stochastique est indexé par la variable t souvent considérée comme le paramètre du temps avec $t \in T$. L'ensemble T sur lequel le processus Y_t est défini peut être égal à la droite réelle ou l'un de ses sous-ensembles. Si T est un espace fini ou dénombrable le processus stochastique est un processus à temps discret. Dans le cas contraire, le processus est à temps continu et il sera désigné par la suite par le symbole $Y(t)$ à la place de Y_t . Les processus stochastiques sont des concepts utiles pour la modélisation des phénomènes évoluant d'une manière aléatoire (non-déterministe) avec le temps.

II.2.2.2. Différents types de processus stochastiques

Les types de processus stochastiques les plus importants sont les suivants.

a. Processus strictement stationnaire

Un processus X_t est strictement stationnaire si pour tout entier n et pour tous réels t_1, t_2, \dots, t_n et pour tout h , les variables aléatoires $X_{t_1}, X_{t_2}, \dots, X_{t_n}$ et $X_{t_1+h}, X_{t_2+h}, \dots, X_{t_n+h}$ ont même loi.

b. Processus stationnaire

Un processus X_t est stationnaire (ou faiblement stationnaire) si son espérance $E(X_t)$ est une constante indépendante du temps t et sa fonction de corrélation $R(s, t)$ ne dépend que de la différence $\tau = t - s$, ainsi que $R(\tau)$ est continu (à l'origine).

c. Processus à accroissements indépendants

Un processus X_t est un processus à accroissements indépendants si pour tous réels $t_1 < t_2 < \dots < t_n$, les variables aléatoires $X_{t_0}, X_{t_1} - X_{t_0}, \dots, X_{t_n} - X_{t_{n-1}}$ sont

indépendantes. Si X_t est un processus à accroissements indépendants, alors pour tout s et t tels que $0 < s < t$, $X_t - X_s$ est indépendant de $\mathfrak{F}_s = \sigma(X_u, U \leq s)$. La loi de X_t est entièrement déterminée par la loi de $X_t - X_s$.

d. Processus à accroissements indépendants stationnaires

Un processus X_t est un processus à accroissements indépendants stationnaires si X_t est un processus à accroissements indépendants et si $X_t - X_s$ a même loi que $X_t - s$.

e. Processus gaussien

Un processus X_t est gaussien si pour tout entier n et pour tous réels t_1, t_2, \dots, t_n les variables aléatoires $X_{t_1}, X_{t_2}, \dots, X_{t_n}$ ont une distribution gaussienne. Si on note $m(t)$ l'espérance de X_t et $R(s, t)$ la fonction de corrélation du processus.

II.3. Modélisation par les processus stochastiques

Les modèles basés sur les processus stochastiques à coefficients aléatoires sont utilisés pour des évolutions de dégradation dépendantes du temps et présentant une variabilité intrinsèque à chaque équipement. Ces processus proviennent de la famille des processus de Lévy. Les modèles les plus fréquemment utilisés sont ceux de Wiener et gamma. Le modèle de Wiener, pour lequel les incréments suivent une loi normale, permet de représenter des évolutions non monotones tandis que le processus gamma, dont les incréments suivent une distribution gamma, est utilisé pour modéliser des évolutions monotones. Ces processus sont fréquemment utilisés pour connaître la durée de vie résiduelle des équipements et pour optimiser des interventions de maintenance préventive pour des équipements sujets à la dégradation.

II.3.1. Processus de Lévy

Un processus de Lévy est un processus stochastique, dont les accroissements sont stationnaires et indépendants. Un processus de Lévy stochastique présente des incréments stationnaires qui représentent des déplacements successifs et aléatoires d'un point dans l'espace [42]. On dit que $Y(t)$ est un processus de Lévy (issu de 0) si [43].

1. $Y(0) = 0$ presque sûrement,
2. $Y(t)$ est à accroissements indépendants et stationnaires,
3. $Y(t)$ est stochastiquement continu c.à.d. pour tout $\zeta > 0, \Delta t > 0$ et $t \geq 0$:

$$\lim_{\Delta t \rightarrow 0} P[Y(t + \Delta t) - Y(t) > \zeta] = 0 \quad (\text{II.26})$$

II.3.2. Processus Gamma

Le processus gamma étant un processus à espace d'état continu et à accroissements positifs, il permet de modéliser les mécanismes de vieillissement qui sont par nature lents, continus et progressifs (en particulier, les défauts considérés ne se résorbent pas et ne stabilisent pas non plus). D'autres caractéristiques de ce processus sont a priori intéressantes pour modéliser les mécanismes de dégradation : l'indépendance des accroissements, le fait de pouvoir formuler une hypothèse de stationnarité (ou de non stationnarité) des accroissements sur laquelle les experts peuvent apporter de l'information, et enfin, le fait de pouvoir formuler une hypothèse sur la tendance moyenne de l'évolution des dégradations. Abdel-Hameed [44] a été le premier à proposer le processus gamma pour modéliser la dégradation d'un système. Le processus gamma est un processus à accroissements positifs, indépendants et stationnaires. Il diffère du processus de Wiener par ses trajectoires et par ses accroissements positifs. Le processus gamma est un processus stochastique permettant d'estimer la fiabilité à partir de mesures de dégradation.

Définition : $Y(t)$, $t > 0$ est un processus gamma $G(\alpha, \beta)$ stationnaire si :

- $Y(0) = 0$ presque sûrement
- Y est un processus à accroissements indépendants
- Quels que soient $t > 0$ et $h > 0$, la loi de l'accroissement $Y(t + h) - Y(t)$ est une loi gamma $N(\alpha h, \beta)$ de densité :

$$f(y) = \frac{\beta^{-\alpha h}}{\Gamma(\alpha h)} X^{\alpha h - 1} \exp\left(-\frac{X}{\beta}\right). \quad (\text{II.27})$$

α : Le paramètre de forme.

β : Le paramètre d'échelle.

La fonction Γ est définie par: $\Gamma(z) = \int_0^{+\infty} y^{z-1} \exp^{-y} dy$

Le processus Gamma a pour espérance $E(X(t)) = \alpha\beta t$,

$E[X(t)] = \alpha\beta t$ et pour Variance $Var(X(t)) = \alpha\beta^2 t$

Soient Y un processus gamma stationnaire, $Z_0 > 0$: le seuil de défaillance et $y_0 \geq 0$: la valeur initiale supposée non aléatoire du processus de dégradation $Z(t) = y_0 + Y(t)$. La fonction de répartition de la distribution des instants de défaillance est :

$$f_T(t) = \frac{Z_0 \sigma_X}{\sigma \sqrt{2\pi h}} t^{-3/2} \exp\left(-\frac{(Z_0 - \mu t)^2}{2ht^2}\right) \quad (\text{II.28})$$

Pour n pièces, une valeur de dégradation est observée pour chaque pièce : $Y_{ij} = Y(t_{ij})$ où $0 < t_{i1} < \dots < t_{imi}$ sont les instants d'observation des pièces. On considère alors des accroissements de dégradation $\Delta Y_{ij} = Y(t_{ij}) - Y(t_{i(j-1)})$, $j = 1 \dots m_i$.

Dans le processus Gamma, l'évolution de la dégradation au cours du temps en fonction de la loi gamma, est représentée par le modèle suivant [45] avec une loi Gamma $\Gamma(\alpha, \beta)$ de paramètre de forme α et de paramètre d'échelle β :

$$G(t+h) - G(t) = \beta \times \Gamma(\alpha, \beta) + \alpha \times h \quad (\text{II.29})$$

II.3.3. Processus Wiener (mouvement brownien)

Un autre processus stochastique à accroissements indépendants bien connu est le processus de Wiener avec une tendance croissante. Celui-ci décrit des trajectoires de dégradation croissante en moyenne. Par contre, la probabilité de voir la dégradation décroître sur un intervalle est non nulle [46].

Définition : $Y(t)$, $t > 0$ est un processus de Wiener de tendance linéaire m et de variance δ^2 si :

- $Y(0) = 0$ presque sûrement
- Y est un processus à accroissements indépendant
- Quels que soient $t > 0$ et $h > 0$, la loi de l'accroissement $Y(t+h) - Y(t)$ est une loi Normale $N(mh, \delta^2 h)$ de densité :

$$f(y) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi h}} \exp\left(-\frac{(x - \mu h)^2}{2h\sigma^2}\right) \quad (\text{II.30})$$

Pour tout $t > 0$, $E(Y(t)) = \mu t$, $Var(Y(t)) = \sigma^2 t$ et $CV(Y(t)) = \sigma / \mu \sqrt{t}$ avec $E(\cdot)$ l'espérance, $Var(\cdot)$ la variance et $Cv(\cdot)$ le coefficient de variation.

Dans le processus Wiener, l'évolution de la dégradation au cours du temps en fonction de la loi normale, est représentée par le modèle suivant [47] avec dans ce cas $N(0, 1)$ une loi normale de moyenne $\mu = 0$ et d'écart-type $\sigma = 1$:

$$W(t+h) - W(t) = \beta \times N(0,1) + \alpha \times h \quad (\text{II.31})$$

II.4. Etude de la dégradation des roulements par le processus de Wiener

Les roulements consistent une partie essentielle dans le fonctionnement des systèmes électromécaniques, notamment des machines tournantes. Plusieurs études ont été alors menées sur le phénomène de dégradation de ces éléments en utilisant la modélisation par des processus stochastiques.

Dans la thèse [48], les processus de Wiener et Gamma ont été utilisés pour caractériser l'évolution du processus de dégradation des roulements installés avec une motopompe de circulation située au niveau de l'unité de distillation atmosphérique (raffinerie de Skikda). Nous allons alors mener une étude similaire mais avec seulement le processus de Wiener appliquée cette fois-ci sur des données associées à des roulements montés avec une motopompe installée au niveau de l'unité du LAC (ARCOLOR-METAL) d'Annaba.

Les mesures vibratoires traduisant l'évolution du niveau global (valeur efficace) au cours du temps sont représentées par un processus de Wiener qui est capable de prendre en compte simultanément les erreurs de mesure et le fait que ces mesures augmentent et diminuent avec le temps.

Pour pouvoir effectivement mener à bien l'analyse de ces données par le processus de Wiener, nous adoptons une démarche à 5 étapes successives :

- **Etape 1 :** Associer aux mesures vibratoires une densité de probabilité normale.
- **Etape 2 :** Application du test de Lillie, une version améliorée du test de Kolmogorov-Smirnov, qui est implémenté dans la fonction Matlab « lillietest » pour rejeter ou non notre choix de densité normale de probabilité.
- **Etape 3 :** Estimation des paramètres de la densité normale de probabilité à partir des mesures de vibration en utilisant la fonction Matlab « normfit ».

- **Etape 4 :** Simulation du processus de dégradation par le modèle du processus de Wiener et détermination des densités de répartition des instants de défaillance en utilisant le code Matlab développé dans [47].
- **Etape 5 :** Interprétation des résultats obtenus.

Le tableau II.1 résume les résultats obtenus dans les trois premières étapes pour la loi normale associée au processus de Wiener. A partir de ces résultats, il est clair que le test de Lillie, utilisé avec un risque de 5%, ne rejette pas les lois de probabilité considéré, car nous avons $LSTAT < CV$. La figure II.2 montre l'existence d'une ressemblance plus ou moins forte entre les fonctions de répartition théorique et empirique, ce qui justifie dans une certaine mesure le choix adoptée de la loi normale pour décrire les mesures de vibration.

Tableau II.1 : Résultats des étapes 1, 2 et 3.

Densité de Probabilité	Paramètres		H	P	LSTAT	CV
Normale	Moyenne	Ecart-type	Non rejeté	0,83476	0.09939	0,22119
	5.159	1.52				

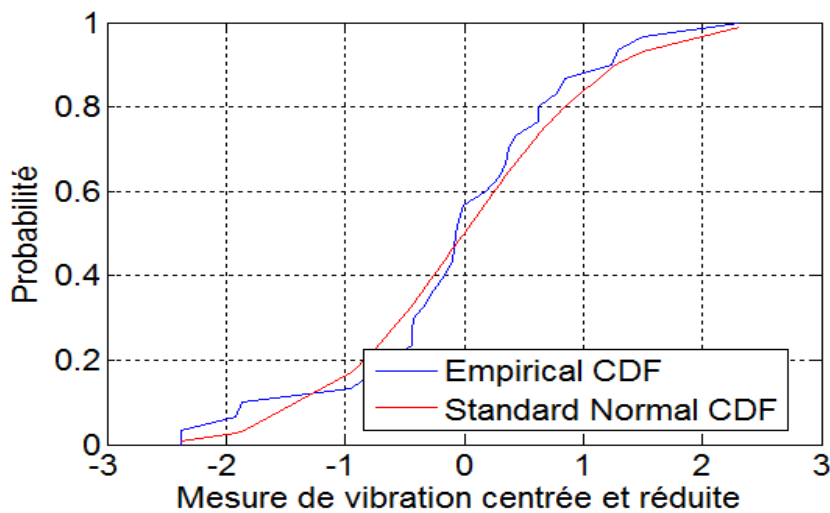


Fig. II.2 : Comparaison entre les fonctions de répartition théorique et empirique associées aux densités de probabilité normales (cas du processus Wiener).

La figure II.3 présente les trajectoires de dégradation aléatoires du processus de Wiener, qui est décrit par le modèle (II.31). Nous pouvons clairement constater que le processus de Wiener autorise des incréments de dégradation négatifs.

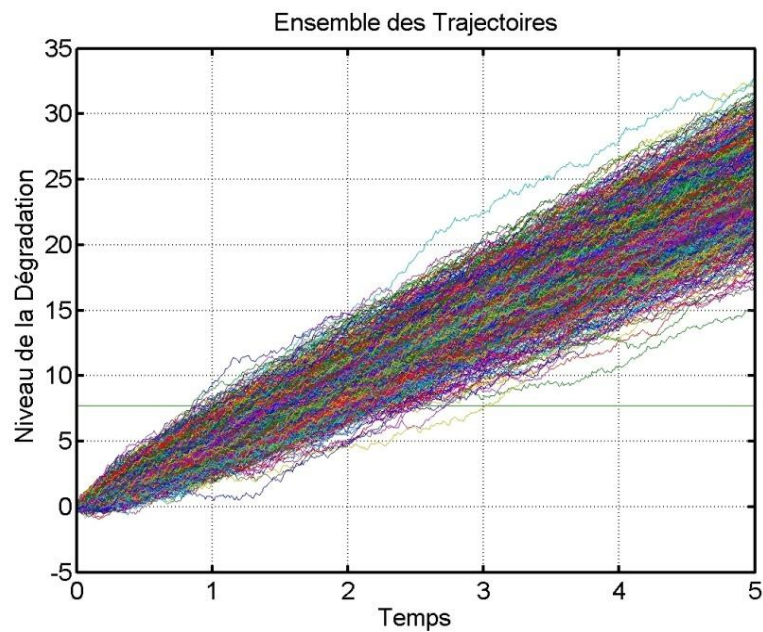


Fig. II.3 : Tracé de 1000 trajectoires selon un processus de Wiener de paramètres $\mu = 5.159$, $\sigma = 1.52$ et avec un pas de temps 0.01.

Après une telle simulation, il est possible d’obtenir des informations sur la dégradation des roulements. La figure II.4 (resp. II.5) présente les densités (resp. fonctions) de répartition des instants de défaillance des roulements. Ainsi à une unité de temps d’environ 1.5, 50% des trajectoires ont franchi le seuil de dégradation qui a été fixé à la valeur 8.698.

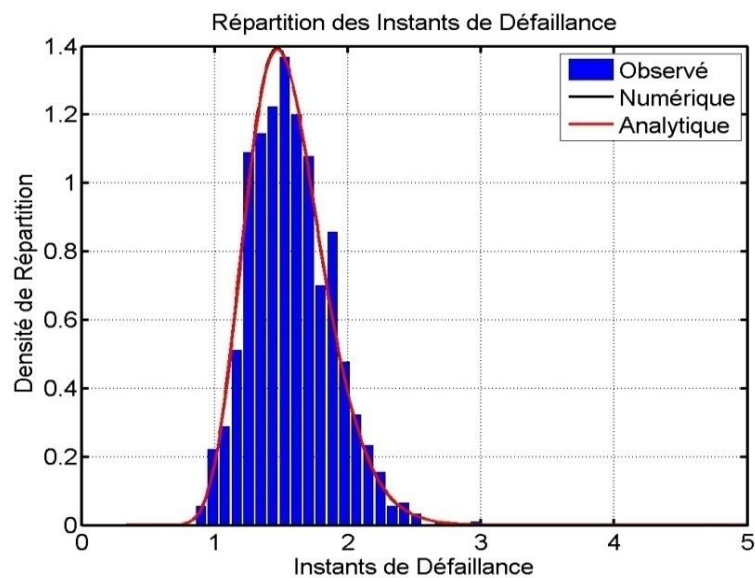


Fig. II.4 : Densités de répartition selon un processus de Wiener de paramètres $\mu = 5.159$, $\sigma = 1.52$ et avec un pas de temps 0.01.

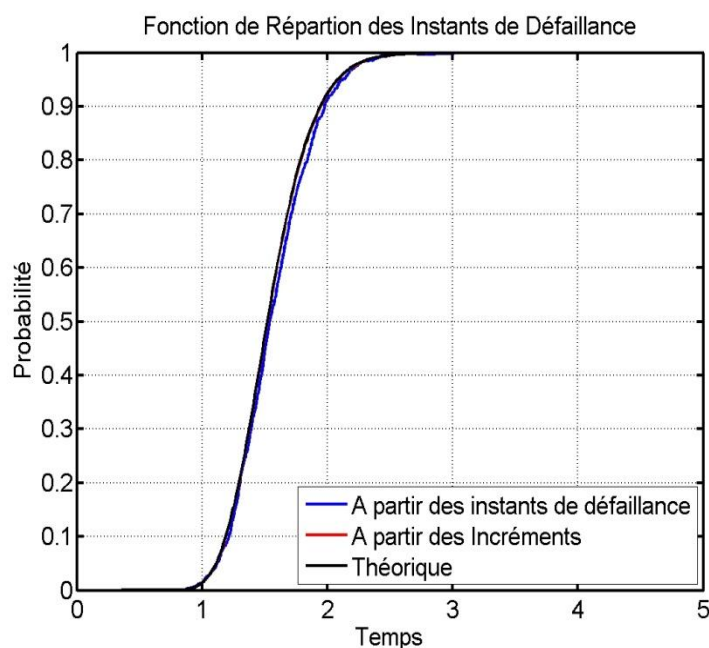


Fig. II.5 : Fonction de répartition selon un processus de Wiener de paramètres $\mu = 5.159$, $\sigma = 1.52$ et avec un pas de temps 0.01.

I.5. Méthodes de modélisation des systèmes complexes

L'approche statistique utilise les méthodes d'analyse, fonctionnelle et dysfonctionnelle, que nous avons présentée dans le premier chapitre afin de fournir un outil permettant la modélisation du système et l'analyse de l'effet des événements redoutés. Pour cette approche, nous pouvons citer les méthodes statistiques suivantes : la méthode de l'arbre de défaillance (AdD), La méthode AF (L'arbre de faute), la méthode de l'arbre des conséquences, Files d'attente (FE), Réseau de Pétri stochastiques, simulation de Monte-Carlo (SMC), et les réseaux bayésiens (RBs). Elles permettent de représenter virtuellement le comportement du système soumis à des contraintes choisies dans un environnement donné. Par ailleurs, il est intéressant de noter qu'il existe des logiciels destinés à analyser quantitativement et qualitativement l'effet d'une défaillance sur le comportement du système. Ils permettent de générer les modèles utilisés en Sécurité de Fonctionnement comme les AMDEC, AdD, DdF, RB....etc.

I.5.1. Arbre de défaillance (AdD)

Un arbre de défaillances est un outil graphique très utilisée dans les études de sécurité et de fiabilité des systèmes statiques. Elle a été élaborée par les laboratoires "Bell Telephone"

dans les années 1960, pour l'analyse des risques de défaillance d'un système de commande de lancement des missiles. La méthode des AdD consiste à représenter graphiquement les combinaisons possibles d'événements qui permettent la réalisation d'un événement indésirable prédéfini. Une telle représentation graphique met donc en évidence les relations de cause à effet. Cette technique est complétée par un traitement mathématique qui permet la combinaison de défaillances simples ainsi que de leur probabilité d'apparition. Elle permet ainsi de quantifier la probabilité d'occurrence d'un événement indésirable, également appelé « événement redouté ».

L'AdD est ainsi formé de niveaux successifs d'événements qui s'articulent par l'intermédiaire des portes logiques. En adoptant cette représentation et la logique déductive (allant des effets vers les causes) et booléenne qui lui est propre, il est possible de remonter d'effets en causes de l'événement indésirable à des événements de base, indépendants entre eux et probabilisables. Le point de départ de cette représentation est la considération des défaillances potentielles appelées événements sommets ou Top Events. Pour construire un AdD, trois étapes sont nécessaires :

- recherche des causes immédiates, nécessaires et suffisantes de l'événement sommet,
- classement et analyse des événements intermédiaires,
- recherche des causes immédiates, nécessaires et suffisantes des événements intermédiaires jusqu'à obtention de l'événement de base.

Plusieurs symboles sont utilisés pour la construction d'un arbre de défaillance, dont les principaux sont présentés sur la Figure II.6 [49].

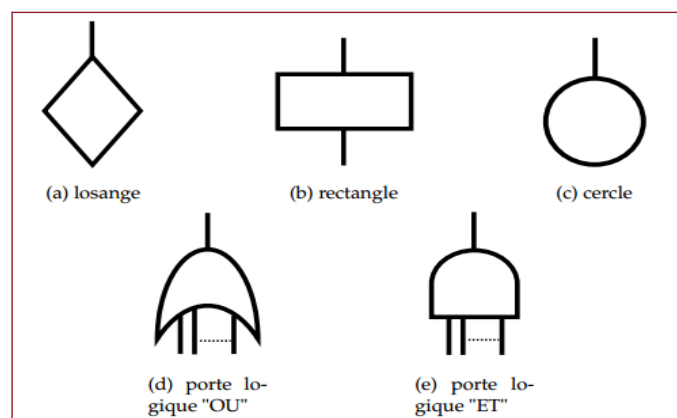


Fig. II.6 : Symboles usuels utilisés dans l'analyse par arbre de défaillance

- **Losange** : événement élémentaire non développé.
- **Rectangle** : événement redouté.

- **Cercle** : événement élémentaire ou événement de base.
- **Porte logique "OU"** : ce symbole signifie que l'événement de sortie se produira si au moins un des événements d'entrée se produit (cas d'une configuration en série).
- **Porte logique "ET"** : ce symbole signifie que l'événement de sortie ne se produira que si tous les événements d'entrée se produisent (cas d'une configuration parallèle).

L'objectif qualitatif consiste à construire une synthèse de tout ce qui peut conduire à un événement redouté et à évaluer l'effet d'une modification du système, de comparer les conséquences des mesures qui peuvent être envisagées pour réduire l'occurrence de l'événement redouté étudié [50], [51].

La structure d'un AdD s'obtient en partant de l'événement redouté vers les événements élémentaires en passant par tous les chemins possibles pouvant causer l'événement indésirable. La représentation des interactions entre les différents événements se fait par l'utilisation des liens logiques comme le montre la Figure II.7. Cette figure représente la structure d'un arbre de défaillance d'un système de refroidissement d'eau. L'événement redouté dans ce cas est le non refroidissement d'eau. Selon les portes logiques, le système de refroidissement est constitué de deux pompes installées en parallèle et qui sont en série avec les autres composants du système (i.e. source d'énergie, filtre et vanne). A partir de cette structure, la probabilité (P) d'occurrence de l'événement redouté peut être calculée lorsque les probabilités d'occurrence des événements élémentaires sont connues. La probabilité de deux événements indépendants se calcule selon le type de lien entre ces deux événements (i.e. porte logique). Ce calcul est réalisé comme suit :

- **Porte logique "OU"** : la probabilité de deux événements indépendants A et B est donnée par :

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B) \quad (\text{II.32})$$

- **Porte logique "ET"** : la probabilité de deux événements indépendants A et B est donnée par :

$$P(A \cap B) = P(A) \times P(B) \quad (\text{II.33})$$

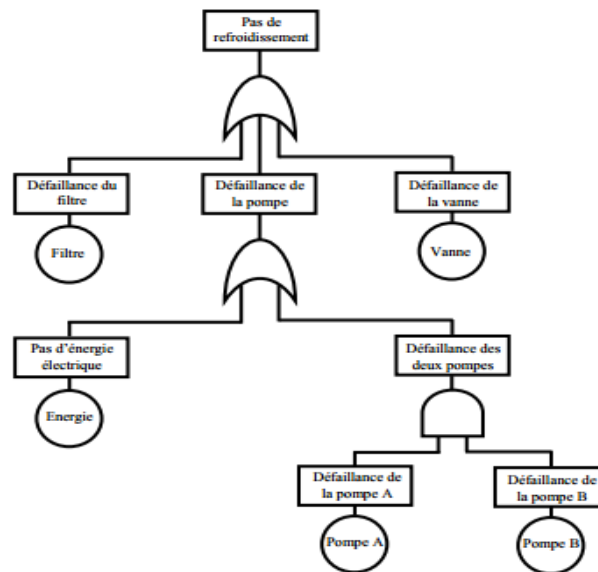


Fig. II.7 : Arbre de défaillance d'un système de refroidissement d'eau [52].

I.5. 2. La méthode de l'arbre des conséquences (MAQS)

La méthode de l'arbre de conséquence (ou arbre d'événements) consiste à établir les conséquences faisant suite à un événement initiateur et les enchaînements possibles des fonctionnements ou dysfonctionnements des différentes parties du système (phénomènes de propagation). Cette méthode permet par propagation d'évaluer les probabilités d'occurrence d'un événement associé à une branche quelconque de l'arbre en tenant compte des dépendances entre événements amonts (notamment les dépendances de type cause commune et de type séquentiel). L'intérêt de la méthode de l'arbre de conséquence réside dans l'exploration systématique des séquences suite à une défaillance et dans le fait que la quantification soit possible. Bien entendu, cette exploration est possible à condition d'avoir au préalable réalisé une analyse fonctionnelle du système. Cette remarque s'applique néanmoins à toutes les méthodes d'analyse de la sûreté de fonctionnement.

I.5. 3. Files d'attente (FE)

La théorie des files d'attente couvre le domaine de la modélisation et de l'évaluation de performances des systèmes. Elle présente un formalisme connu sous le nom de Réseaux de Files d'Attente. Les **FE** sont une forme de représentation et de traitement de problèmes stochastiques concernant les phénomènes d'attente [53]. Ce phénomène d'attente qui implique clients et serveurs peut être considéré dans des situations très diversifiées : systèmes bouclés, réseaux, (clients réentrants, coexistence de plusieurs

serveurs et plusieurs files d'attente), règles de priorité. La théorie permet de prendre en compte et de modéliser les goulots d'étranglement dans les processus. Les résultats sont essentiellement quantitatifs et portent sur le temps de séjour dans une file, et la longueur de file,... Lorsque le nombre de données à traiter est grand, ils rendent le calcul analytique complexe. Nous avons recours à l'utilisation des méthodes de simulation qui permettent de représenter virtuellement le comportement du système soumis à des contraintes choisies dans un environnement donné. Parmi les méthodes de simulation dynamique, la simulation de Monte Carlo et les Réseaux de Pétri Stochastiques qui prennent en compte la dynamique d'événement.

I.5. 4. Réseaux de Pétri Stochastiques (RdPS)

La dynamique d'un système fait que le comportement futur dépend du comportement passé. L'approche Markovienne ne permet pas de prendre en compte cet aspect à cause de l'absence de mémoire. Certaines extensions comme la méthode des états fictifs permettent de pallier ces difficultés mais au prix de multiplication du nombre des états qui peuvent devenir rapidement très important. Donc le problème majeur de la construction d'un graphe de Markov est l'explosion du nombre d'états et le manque de représentativité de certains phénomènes ou mécanismes physiques [54].

Les RdPS sont des outils d'analyse de la structure et du comportement des systèmes dynamiques à événements discrets. Basés sur la description des relations existant entre les conditions et les événements intervenant sur le système, ils s'appuient sur une représentation mathématique qui s'ouvre à différentes formes d'analyse. De nombreux travaux et ouvrages exposent les caractéristiques des RdPS et les principales extensions auxquelles ils ont donné lieu. Citons, parmi les dossiers qui sont consacrés pour ces travaux, les techniques de l'ingénieur.

Les RdPS Stochastiques sont une extension des Réseaux de Pétri pour lesquels sont associées à chaque transition une variable aléatoire temporelle avec sa fonction de densité de probabilité. Les RdPS sont souvent couplés à la méthode de simulation de Monte- Carlo évoqué plus loin. Les RdPS permettent deux formes d'exploitation :

- L'analyse directe du graphe des marquages conséquents qui permet de caractériser les propriétés générales et spécifiques (analyse de points de vue) du modèle (le traitement du graphe de marquage est une analyse qualitative).

- L'exploitation du processus stochastique associé (Markovien, semi-markovien, avec points de régénération,...etc) qui permet d'évaluer le comportement en
- régime permanent et transitoire du modèle (fréquence moyenne de franchissement de transition (événement), temps moyen de séjour dans les états tangibles,... etc. Cette approche est quantitative.

I.5. 5. Simulation de Monte -Carlo (SMC)

Les méthodes MC sont aujourd'hui utilisées pour simuler des phénomènes physiques complexes dans plusieurs domaines scientifiques et appliqués: radioactivité, physique des hautes énergies, Réseaux, économétrie, logistique. La technique de simulation Monte Carlo est utilisée pour simuler des systèmes déterministes avec des paramètres ou des entrées stochastiques. Elle s'appuie sur l'échantillonnage des distributions des quantités incertaines. Elle peut être visualisée comme une boîte noire où un flux de nombres pseudo-aléatoires (c.-à-d. générés par l'ordinateur) entre et un flux de nombres sort; l'estimation de la quantité d'intérêt est obtenue en analysant l'output. L'ouvrage [55] constitue une bonne présentation de la méthode.

I.5. 6. Réseaux bayésiens (RB)

Les réseaux bayésiens sont devenus un outil de modélisation probabiliste essentiel dans différents domaines, notamment dans le domaine de l'analyse des risques, la sûreté de fonctionnement et la maintenance des systèmes. Initialement apparu dans le domaine de l'intelligence artificielle, ils combinent des représentations de la connaissance sous forme graphique (des relations de dépendance directe) et probabiliste (une incertitude sur la connaissance) [56]. Les réseaux bayésiens constituent une généralisation des arbres de défaillance du moment qu'il existe toujours une possibilité de transformer un arbre de défaillance en un réseau bayésien. La transformation réciproque n'est pas toujours unique. Ce formalisme de modélisation permet d'établir une prévision du futur à partir du passé [57] et il est formé des éléments suivants :

- Un graphe orienté sans circuit dans lequel les nœuds représentent les variables d'un système et les arcs représentent les dépendances et les liens entre les variables.
- Un ensemble de distributions locales de probabilités qui constituent les paramètres du réseau; chaque nœud comporte une table de probabilité représentant la

distribution locale de probabilité qui ne dépend que de l'état des parents du nœud (les tables sont une représentation quantitative de la connaissance).

I.6. Les réseaux bayésiens en sûreté de fonctionnement

Nous avons indiqué que les RBs est l'un des outils utilisés, entre autres, pour la modélisation et l'analyse de la sûreté de fonctionnement de systèmes. Cette tendance à employer ces réseaux provient de leur capacité à représenter qualitativement et quantitativement un phénomène étudié. La partie qualitative provient directement de leur présentation sous forme de DAG qui permet de considérer les relations d'indépendance conditionnelle dans le graphe. Quant à la partie quantitative, elle est assurée par l'utilisation des probabilités conditionnelles associées au RB.

I.6.1. Pourquoi les réseaux bayésiens ?

L'un des problèmes majeurs actuels dans le domaine de la SdF et de la maintenance est de pouvoir modéliser les systèmes qui sont de plus en plus complexes. Cette tâche de modélisation doit impliquer la quantification des paramètres du modèle et la représentation des phénomènes et leurs effets sur le comportement du système. Les principaux aspects à prendre en compte pour une meilleure modélisation de la SdF et la gestion de la maintenance des systèmes complexes sont résumés dans l'article d'état de l'art de Weber et al. [58] et listés ci-après :

- la complexité et la taille des systèmes ;
- l'intégration des informations qualitatives avec des connaissances quantitatives sur différents niveaux d'abstraction ;
- le caractère multi-états des composants du système ;
- les dépendances entre les phénomènes tels que les défaillances ;
- les incertitudes dans l'estimation des paramètres du modèle.

Certains de ces aspects peuvent être traités par l'utilisation de l'un des trois outils classiques présentés dans le cadre de cette thèse, à savoir les AdD, les RdP et les CdM.

Néanmoins, aucune de ces méthodes ne permet de considérer tous ces aspects à la fois. Pour résoudre ce problème de modélisation et faire face à toutes ces contraintes, les RBs offrent une solution prometteuse [59].

I.6.2. Les réseaux bayésiens et les outils classiques utilisés en SdF

Dans cette partie nous montrons l'intérêt des réseaux bayésiens ainsi la possibilité de transformer ce formalisme vers d'autres outils classiques utilisé dans le domaine de la SdF et de la maintenance.

I.6.2.1. Réseaux bayésiens Vers Arbres de défaillance

Comme nous avons vu précédemment, les AdD est l'une des méthodes les plus utilisées dans le domaine de la SdF. Cette utilisation est justifiée par les résultats de modélisation importants due à la considération des dépendances entre les événements et à l'intégration de plusieurs types de connaissance (aspects techniques, organisationnels, décisionnels et humains). L'AdD permet aussi le calcul exact des probabilités de défaillance.

Cependant, la représentation booléenne des événements constitue leur défaut principal. En effet, lorsque le système est affecté par plusieurs modes de défaillance avec différentes conséquences sur le comportement du système, les AdD sont très limités. À cette contrainte, nous pouvons ajouter le fait que les AdD ne permettent que l'analyse d'un seul événement redouté. Selon Weber et al. [58], l'utilisation des RBs permet de faire face à ces contraintes. En effet, les RBs possèdent les mêmes qualités de modélisation et de calcul des AdD avec la possibilité d'intégrer des variables multi-états et la possibilité d'analyser plusieurs événements dans le même modèle.

En conséquence, il est donc possible de représenter un AdD sous forme d'un RB mais la réciprocity est fautive. Un algorithme de passage d'un modèle d'AdD vers un RB est présenté dans l'article de Bobbio et al. [60]. L'équivalence entre les AdD dynamiques et les RBs est aussi démontrée dans les travaux de Boudali et Dugan [61].

I.6.2.2. Réseaux bayésiens Vers Chaînes de Markov

Les CdM constituent un outil puissant dans l'analyse de fiabilité et de disponibilité des systèmes complexes, et cela même en présence d'interaction entre les variables du système. Ils permettent aussi l'utilisation des variables multi-états grâce à l'utilisation des probabilités de transition d'un état à un autre. Toutefois, les CdM présentent des limites dans la modélisation des systèmes industriels réels. En effet, la modélisation de ce genre de systèmes nécessite l'utilisation d'un grand nombre de variables afin de représenter

effectivement les variables agissant sur le système et leurs états. Cela conduit souvent à une explosion combinatoire et à un modèle incompréhensible.

Grâce à l'utilisation des tables de probabilité conditionnelle, le nombre de variables, pour le même système, est considérablement réduit avec les RBs et le modèle obtenu est plus léger comparé à celui obtenu avec les CdM [58]. De plus, avec l'utilisation des RBs dynamiques qui sont l'une des variantes des RBs, les CdM peuvent être représentées sous une forme compacte [62]. Ainsi, il est alors possible de mener des études de SdF et de stratégies de maintenance sur des systèmes complexes, ce qui n'était pas le cas avec l'utilisation des CdM.

II.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à quelques processus stochastiques qui peuvent servir pour la modélisation de la dégradation des systèmes. Nous avons montré à travers une étude de la dégradation des roulements associés à une motopompe comment utiliser le processus de Wiener pour extraire des informations sur le phénomène de dégradation. Ces informations sont alors utiles pour organiser une maintenance fiable.

Nous avons également présenté des méthodes de modélisation et d'analyse des systèmes complexes utilisées dans le domaine de la SdF et nous avons indiqué leurs avantages et inconvénients. En raison de ces avantages remarquables en comparaison avec les méthodes de modélisation et de décision classiques que nous avons présentées dans le premier chapitre, il nous a semblé intéressant de faire appel aux RBs pour résoudre les problèmes liés à la sûreté de fonctionnement et la maintenance des systèmes. Dans les prochains chapitres, nous allons présenter la théorie des RBs avant d'appliquer ces modèles à notre problème pour extraire des informations supplémentaire sur la dégradation des motopompes provoquée par le défaut de balourd.

Chapitre III

Les Réseaux Bayésiens

Sommaire

III.1. Introduction.....	50
III.2. Etats d’art.....	51
III.3. Réseaux Bayésiens.....	52
III.3.1. Présentation des réseaux bayésiens.....	52
III.3.2. Représentation graphique de la causalité.....	53
III.3.3. Théorème de Bayes.....	54
III.4. Mise en œuvre des réseaux bayésiens	56
III.4.1. Utilité des réseaux bayésiens	56
III.4.2. Domaines d’application et d’intérêt des réseaux bayésiens.....	57
III.4.3. Propriétés des réseaux bayésiens.....	58
III.4.4. Énumération des réseaux bayésiens.....	60
III.5. Inférence dans les Réseaux Bayésiens	60
III.5.1. Inférence exacte	61
III.5.2. Inférence approchée	61
III.6. Apprentissage dans les Réseaux Bayésiens.....	62
III.6.1. Apprentissage de paramètres.....	62
III.6.1.1. Apprentissage statistique.....	63
III.6.1.1. Apprentissage bayésien.....	63
III.6.2 Apprentissage de la structure	64
III.6.2.1. Apprentissage basé sur la recherche d’indépendance.....	64
III.6.2.2. Apprentissage de structure basée l’optimisation d’un score	65
III.6.2.3. Apprentissage de structures par les méthodes hybrides.....	67
III.7. Extensions des réseaux bayésiens	67
III.7.1. Réseaux bayésiens dynamiques (ou temporels).....	67
III.7.2. Réseaux bayésiens orientés objet.....	68
III.7.3. Diagramme d’influence DI (théorie de la décision)	69
III.8. Conclusion.....	71

III.1. Introduction

L'un des enjeux principaux dans le domaine de la recherche en Intelligence Artificielle est d'être en mesure de concevoir et de développer des systèmes ayant un comportement intelligentes, capable de raisonner, et par la même capable de prendre une décision. Lorsqu'une défaillance apparaît sur un équipement, les agents de maintenance vont sur site pour chercher des indications qui pourraient les aider à identifier les causes réelles de la défaillance. Plus précisément, ayant une idée du type de défaillance, ils cherchent la cause dans une famille de causes probables et arrivent par un processus d'élimination à trouver la plus vraisemblable.

Pour répondre à ce genre de questions, plusieurs méthodologies ont été proposées, mais seules les approches probabilistes semblent s'adapter mieux non seulement au raisonnement avec la connaissance et la croyance incertaine, mais aussi à la structure de la représentation de la connaissance.

Ils existent plusieurs méthodes pour la représentation graphique des systèmes ainsi que la sûreté de son fonctionnement. Parmi ces méthodes, nous citons les réseaux de Pétri stochastiques, les modèles de Markov cachés, et les réseaux Bayésiens (RBs). Les RBs possèdent un fort potentiel puisqu'ils sont capables de combiner l'aspect statistique et probabiliste avec des aspects décisionnels et de gestion de connaissances. Nous avons opté pour les Réseaux Bayésiens (RB) pour les raisons suivantes:

- le modèle est graphique ; il permet une description qualitative des dépendances entre ces variables (graphe causal).
- le traitement des données est sous forme quantitative (probabilités).
- le modèle permet d'intégrer d'une façon cohérente la théorie des graphes et la théorie des probabilités.
- la possibilité d'exploiter la notion de probabilité conditionnelle.
- la capacité de représenter les incertitudes dans le raisonnement en intelligence artificielle.
- la possibilité de réaliser l'apprentissage en présence de données complètes ou incomplètes.
- la possibilité de représenter les états continus, discrets et hybrides.

Ce chapitre a pour objet de présenter les réseaux Bayésiens et leurs extensions. Pour plus de détail, le lecteur peut consulter les références [63] et [64].

III.2. Etat de l'art

Les RBs ont été initiés par J. Pearl, à la fin des années 1980, pour la prise en compte des incertitudes dans les systèmes experts et de décision [65]. Depuis, leur utilisation n'a cessé d'augmenter et semble bien adaptée aux spécificités des applications industrielles. Nous évoquons ici quelques exemples issus des domaines de la sûreté de fonctionnement et de la maintenance. Dans [66], les auteurs ont proposé un modèle avec des diagrammes d'influence; le but est d'estimer l'état futur d'un système après une action particulière de maintenance. Les travaux sur l'utilisation des RBs dans la maintenance sont relativement récents [58]. A. Bobbio, dans [60], a utilisé les RBs pour améliorer l'analyse des systèmes par les arbres de défaillance. Il s'appuie sur un arbre de défaillance facile à construire pour en déduire les relations causales dans un RB afin de résoudre certains problèmes des Add tels que les variables multi-états, les pannes dépendantes et les défaillances de cause commune.

Les articles tels que [67], [68] montrent l'intérêt croissant pour l'utilisation de RB dans l'estimation et l'amélioration de la fiabilité et la sécurité des systèmes au cours de la dernière décennie. Dans [69], les RB ont été utilisés pour l'optimisation de la maintenance dans un contexte doublement censuré. L'auteur a proposé une démarche pour modéliser le processus de dégradation d'un système mécanique dans une station nucléaire à partir d'avis d'experts tout en intégrant les interventions de maintenance considérées comme variables du modèle. Les RB ont été également utilisés pour modéliser et analyser les différents types de comportements des composants complexes d'un système dynamique [70].

Dans le domaine du diagnostic, on trouve beaucoup d'études avec des approches par RBs. Dans [71] et [72], par exemple, l'intérêt est porté sur l'utilisation des RBs pour l'évaluation de la fiabilité générale d'un processus de fabrication afin d'optimiser le diagnostic et les interventions de maintenance, ainsi que pour la modélisation des relations de cause à effet entre les causes et les conséquences de la dégradation. Dans [73], les différentes méthodologies qui ont été proposées dans le contexte du diagnostic ont été analysées pour unifier dans un même outil plusieurs méthodes dédiées à la surveillance (détection et diagnostic) des procédés multi-variés. C'est l'intégration de la possibilité d'avoir plusieurs modalités par les RBs afin de traiter l'incertitude des systèmes complexes [74], et le diagnostic des défaillances [75].

Par ailleurs, les RBs peuvent prendre aussi une dimension dynamique [76]. Cela a permis de dynamiser un autre axe de recherche, celui de la modélisation de la fiabilité de systèmes complexes, en prenant en considération l'évolution dans le temps [77]. [78], et la simulation de l'évolution du comportement d'un système dans une approche de pronostic [79]. Récemment, les auteurs de [77] ont proposé un modèle de pronostic pour l'évaluation de la maintenance, alors que l'auteur de [79] a proposé l'approche MBF dynamique et générique et son application à la prévention des ruptures de rails. Enfin, l'utilisation des RBs a permis à [80] de comparer deux approches dans l'analyse de sûreté des installations de traitement.

III.3. Réseaux Bayésiens

III.3.1. Présentation des réseaux bayésiens

Un RB peut se définir comme un modèle graphique probabiliste. Il porte également d'autres appellations comme réseaux probabilistes ou réseaux de croyances. Un RB est un outil complet permettant la visualisation de variables et de leurs dépendances (ou indépendances). Il permet également de décrire quantitativement le fonctionnement d'un système grâce aux différents calculs de probabilités concernant les variables du système. Généralement, on modélise les variables aléatoires comme étant des nœuds. On peut alors dresser un arc entre certaines variables du système. Les arcs tracés peuvent rendre compte d'un phénomène de causalité entre les variables reliées (réseaux causaux), mais ce n'est pas obligatoirement le cas. Le fait d'indiquer un arc entre deux variables implique une dépendance directe entre ces deux variables : l'une est le parent, et l'autre l'enfant. Il faut fournir le comportement de la variable enfant au vu du comportement de son ou ses (s'il y en a plusieurs) parents. Pour cela, chaque nœud du réseau possède une table de probabilités conditionnelles. Une table de probabilités conditionnelles associée à un nœud permet de quantifier l'effet du ou des nœuds parents sur ce nœud : elle décrit les probabilités associées aux nœuds enfants suivant les différentes valeurs des nœuds parents. Pour les nœuds racines (sans parents), la table de probabilité n'est plus conditionnelle et fixe alors des probabilités a priori concernant les valeurs de la variable.

Les RBs interdisent les dépendances enfant vers parents. Ainsi, l'ensemble de variables et des arcs vont former un graphe dirigé (les arcs possèdent un sens), et acyclique (pas de cycle dans le graphe) [81].

De manière formelle, un RB [56] est défini par :

- Un graphe orienté sans circuit (DAG), $G = (V, E)$, où V est l'ensemble des nœuds de G , et E l'ensemble des arcs de G ;
- Un espace probabilisé fini (Ω, Z, P) ;
- Un ensemble de variables aléatoires associées aux nœuds du graphe et définies sur (Ω, Z, P) tel que ;

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

où $C(V_i)$ est l'ensemble des causes (parents) de V_i dans le graphe G . Notons que les RBs sont à la fois des modèles de représentation de connaissances et aussi des machines à calculer les probabilités conditionnelles (CPT : Conditional Probability Table).

III.3.2. Représentation graphique de la causalité

La représentation la plus intuitive de l'influence d'un événement, d'un fait, ou d'une variable sur une autre, est probablement de relier la cause à l'effet par une flèche orientée. La fig.1.1 montre un exemple de graphe acyclique dirigé.

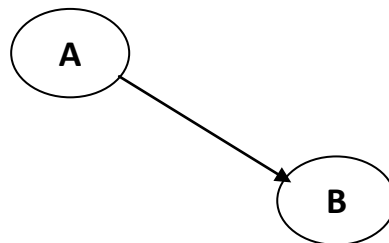


Fig. III. 1 : Graphe Acyclique Dirigé (GAD) [56] .

Supposons que A et B soient des événements qui peuvent être observés ou non, vrai ou faux. Le graphe ci-dessous peut se lire de la façon suivante. La connaissance que j'ai de A détermine la connaissance que j'ai de B. S'il existe une relation causale de A vers B, toute information sur A peut modifier la connaissance possédée sur B et réciproquement toute information de B peut modifier la connaissance possédée sur A. Cette représentation est inspirée des systèmes experts sauf que chaque nœud (A ou B) est associé à une distribution de probabilité conditionnelle (DPC).

L'intérêt particulier des RBs est de tenir compte simultanément de connaissances a priori d'experts (dans le graphe) et de l'expérience contenue dans les données. Un autre intérêt de l'utilisation des RBs dans l'analyse des événements incertains, réside dans la possibilité d'effectuer une description qualitative entre les différentes variables

représentant ces événements (le graphe causal) et la description quantitative des dépendances entre les événements (probabilités conditionnelles) [65]. La construction d'un RB passe par trois étapes associées à trois problèmes :

- **La structure:** comment déterminer la structure du réseau ou le graphe causal ?
- **L'inférence:** comment calculer les probabilités a posteriori de chacune des variables du réseau ? Généralement, l'inférence est lancée dès qu'une nouvelle information concernant une ou plusieurs variables est disponible. Cet apport d'informations est appelé évidence et elle est propagée dans le réseau par le moteur d'inférence.
- **L'apprentissage:** comment estimer les probabilités et la structure ?

III.3.3. Théorème de Bayes

Les Réseaux Bayésiens s'appuient sur le théorème de Bayes. C'est un résultat de base en théorie des probabilités, issu des travaux de Thomas Bayes (1702-1761) :

$$P(A/B)P(B) = P(A \cap B) = P(B/A)P(A) \quad (\text{III.2})$$

$$P(A/B) = [P(B/A)P(A)] / P(B) \quad (\text{III.3})$$

En outre, étant donné n événements A_1, A_2, \dots, A_n mutuellement exclusifs et exhaustifs tel que $P(A_i) \neq 0$ pour tout i , nous avons pour $1 \leq i \leq n$,

$$P(A_i/B) = \frac{P(B/A_i)P(A_i)}{P(B/A_1)P(A_1) + P(B/A_2)P(A_2) + \dots + P(B/A_n)P(A_n)} \quad (\text{III.4})$$

Où :

- $P(A)$ est la probabilité a priori de A . Elle est « antérieure » au sens qu'elle précède toute information sur B . $P(A)$ est aussi appelée la probabilité marginale de A .
- $P(A|B)$ est la probabilité a posteriori de A sachant B (ou encore de A sachant B). Elle est « postérieure », au sens qu'elle dépend directement de B .
- $P(B|A)$, pour un B connu, est la fonction de vraisemblance de A . De même, le terme $P(B)$ est appelé la probabilité marginale ou a priori de B .

Le théorème de Bayes permet de fusionner deux types d'information [82], [83], [84]: la connaissance initiale dite a priori de l'analyste (ou experts), ou la connaissance issue d'un retour d'expérience passé, et la vraisemblance qui représente les observations du retour

d'expérience (REX) pour obtenir une connaissance enrichie, dont l'incertitude est plus faible. La probabilité a posteriori représente ainsi la nouvelle connaissance de l'analyste. Notons que le résultat a posteriori peut devenir l'information a priori si de nouvelles informations issues du retour d'expérience sont disponibles. Ceci représente le principe d'actualisation dynamique des connaissances utilisé particulièrement pour les banques de données.

L'application de la démarche bayésienne pour le diagnostic d'un système consiste à appliquer l'inférence bayésienne représentée dans la figure III.2. Le passage de la distribution a priori à la distribution a posteriori des paramètres du modèle statistique, exprimé par la formule de Bayes, peut être alors interprété comme une mise à jour de la connaissance, sur la base des observations.

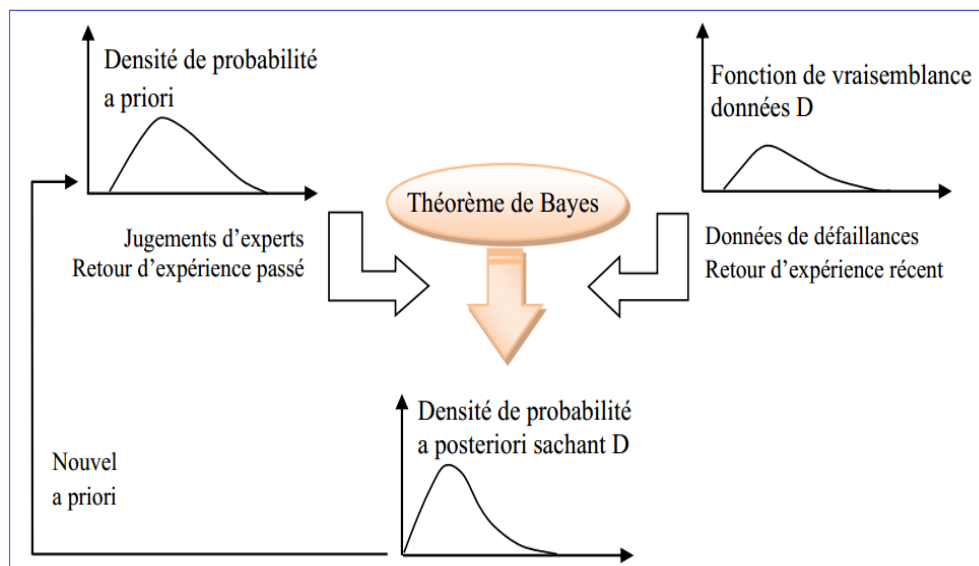


Fig. III. 2 : Principe de la démarche bayésienne

Cette relation se généralise dès que de nouvelles données sont disponibles. Le principe de cette propriété est la réactualisation vivante des paramètres, ce qui est très intéressant pour suivre la maintenance en continue. En effet, les techniques Bayésiennes constituent un outil statistique performant à divers étapes de la démarche de recherche de la fiabilité. C'est une occasion de mettre en commun l'ensemble des connaissances (service maintenance, REX, avis experts...). La statistique bayésienne est donc une approche qui tend à autoriser l'application de loi a priori sur des quantités inconnues, quitte à effectuer une mise à jour, principalement grâce à cette formule de Bayes, lorsque plus de renseignements auront été récoltés [82].

III.3.4. Causalité dans les réseaux bayésiens

Les RBs permettent de représenter le fonctionnement de systèmes réels et notamment les liens causaux entre les variables du graphe. Mais interpréter en termes de causalité les arcs appris à partir de données n'est pas immédiat. Nous venons notamment de voir le cas des réseaux équivalents de Markov dont certains arcs ne possèdent pas d'orientation forte. Ceux-ci peuvent alors être inversés sans changer l'ensemble des indépendances induites. Dans ce cas, seuls les arcs non inversibles du graphe possèdent un réel sens causal.

L'une des solutions consiste alors à utiliser des données dites d'intervention, les variations observées pour les différentes variables lors d'une perturbation ciblée sur l'une d'entre elles, permettent ainsi d'orienter de manière certaine de ces arcs. Certaines approches ont été développées afin de déterminer la suite de perturbations à appliquer au réseau permettant de retrouver un maximum de ces relations causales [83], [84]. Ces approches effectuent alors un apprentissage dit actif. Pearl and Verma dans [85] introduisent alors des RB spécifiques, appelés réseaux causaux, dont chaque arc représente une relation purement causale. Différentes méthodes visent ainsi à apprendre la structure de ce type de réseaux [86], [87].

III.4. Mise en œuvre des réseaux bayésiens :

III.4.1. Utilité des réseaux bayésiens :

Selon le type d'application, l'utilisation pratique d'un RB peut être envisagée au même titre que celle d'autres modèles : réseau de neurones, système expert, arbre de décision, modèle d'analyse de données (régression linéaire), arbre de défaillances, modèle logique. Naturellement, le choix de la méthode fait intervenir différents critères, comme la facilité, le coût et le délai de mise en œuvre d'une solution. En dehors de toute considération théorique, les aspects suivants des RBs les rendent, dans de nombreux cas, préférables à d'autres modèles :

- **Acquisition des connaissances** : La possibilité de rassembler et de fusionner des connaissances de diverses natures dans un même modèle comme le retour d'expérience (données historiques ou empiriques), l'expertise (exprimée sous forme de règles logiques, d'équations, de statistiques ou de probabilités subjectives), et les observations. Dans le monde industriel, par exemple, chacune de ces sources d'information, quoique présente, est souvent insuffisante individuellement pour fournir une représentation précise et réaliste du système analysé.

- **Représentation des connaissances** : La représentation graphique d'un RB est explicite, intuitive et compréhensible par un non spécialiste, ce qui facilite à la fois la validation du modèle, ses évolutions éventuelles et surtout son utilisation. Typiquement, un décideur est beaucoup plus enclin à s'appuyer sur un modèle dont il comprend le fonctionnement.
- **Utilisation des connaissances** : Un RB est polyvalent. En effet, on peut se servir du même modèle pour évaluer, prévoir, diagnostiquer, ou optimiser des décisions, ce qui contribue à rentabiliser l'effort de construction du RB.

-

III.4.2. Domaines d'application et d'intérêt des réseaux bayésiens

La communauté des chercheurs qui développent la théorie et les applications des RBs rassemble plusieurs disciplines scientifiques : l'intelligence artificielle, les probabilités et statistiques, la théorie de la décision, l'informatique et aussi les sciences cognitives. Ce facteur contribue à la diffusion et donc à la multiplicité des applications des RBs [88].

Plusieurs méthodes peuvent être utilisées au même titre que les RBs, citons par exemple les réseaux de neurones, les systèmes experts, l'arbre de défaillance et les arbres de décisions... Les critères de choix d'une méthode peuvent être liés au coût, aux délais et à la facilité de mise en œuvre. L'utilisation des RBs est généralement privilégiée sur les critères de facilité d'acquisition, de représentation, et d'utilisation de la connaissance, la programmation des algorithmes. Les différents types d'applications des RBs reposent en général sur deux types de modèles : les modèles symboliques, pour le diagnostic et la planification, et les modèles numériques, pour la classification, la prévision et le contrôle. Les RBs autorisent les deux types de représentation et l'utilisation des connaissances. Leur champ d'application est donc vaste.

Un RB est un moyen de représenter la connaissance d'un système. Une telle représentation n'est bien entendu pas une fin en soi; elle s'effectue, selon les contextes, dans le but de :

- prévoir le comportement du système ;
- diagnostiquer les causes d'un phénomène observé dans le système ;
- contrôler le comportement du système ;
- simuler le comportement du système ;
- analyser des données relatives au système ;
- prendre des décisions concernant le système.

III.4.3. Propriétés des réseaux bayésiens

Dans la théorie des graphes, les propriétés des modèles se présentent comme des outils théoriques permettant leur développement. Nous allons à présent étudier quelques propriétés des RBs :

- **Indépendance conditionnelle:**

Soit X, Y et Z trois variables aléatoires. X est indépendante conditionnellement de Y sachant Z , si et seulement si $P(X/Y, Z) = P(X/Z)$ [89]. Cette propriété se traduit par le fait que sachant l'état Z , l'état de Y n'influence pas l'état de X (figure III.3). Ce résultat est fondamental dans l'utilisation des RBs. Il est très utile dans la recherche des structures graphiques d'un réseau et permet de limiter les calculs de probabilités dans un graphe causal. Un graphe représentant des indépendances conditionnelles détient davantage de propriétés, comme celles de Markov.

- **Qualité de l'offre en matière de logiciels :** Il existe aujourd'hui de nombreux logiciels pour saisir et traiter des RBs. Ces outils présentent des fonctionnalités plus ou moins évoluées : apprentissage des probabilités, apprentissage de la structure du RB, possibilité d'intégrer des variables continues, des variables d'utilité et de décision.

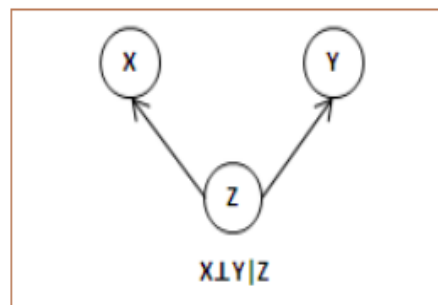


Fig. III. 3 : Indépendance conditionnelle (connexion divergente)

- **Condition de Markov :** Soit un graphe orienté avec un ensemble de variables aléatoires, $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$. Ce graphe possède la propriété de Markov directe, c'est-à-dire que chaque nœud X_i est indépendant de l'ensemble de ses non-descendants conditionnellement à l'état de ses parents. Cette propriété importante donne au graphe Bayésien la capacité de représenter, d'une manière compacte, les lois de probabilité entre variables et elle implique la factorisation de la loi jointe. La fonction de distribution jointe est :

$$P(V) = P(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n p(X_i / \text{parent}(X_i)) \quad (\text{III.5})$$

- **Équivalence de Markov** : Deux RBs sont dits équivalents au sens de Markov, s'ils ont les mêmes modèles d'indépendance conditionnelle, c'est-à-dire les mêmes lois conjointes de probabilités [90]. Il est possible de démontrer que les graphes équivalents possèdent tous le même squelette (graphe sans orientation des arcs) et les mêmes V-structures (de la forme $X_i \rightarrow X_j \leftarrow X_k$ dans un graphe G, figure III.4).
- **Boucle dans un réseau Bayésien** : La structure d'un RB ne doit pas contenir de circuits orientés (figure III.4).

Cependant, l'un des résultats théoriques montrant la puissance de modélisation par RB indique qu'il existe toujours une représentation par RB des lois conjointes quelles que soient les dépendances stochastiques entre les variables aléatoires.

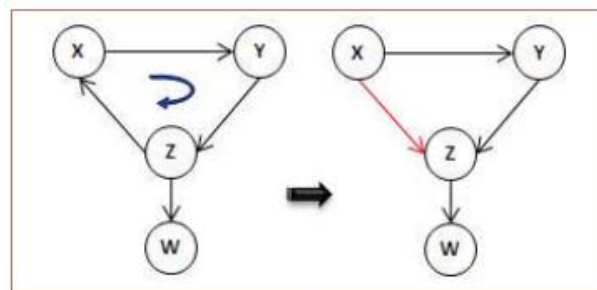


Fig. III. 4 : exemple d'un circuit dans un réseau Bayésien

Notons que la construction d'un RB est réalisée suivant trois étapes nécessaires résumées dans la figure III.5.

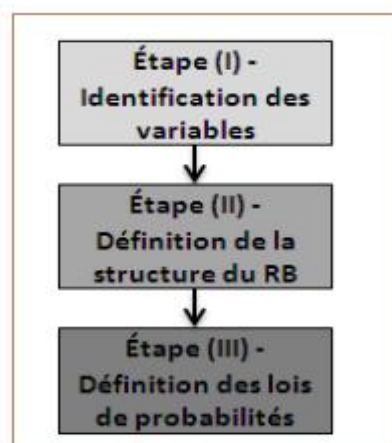


Fig. III. 5 : Construction d'un réseau Bayésien [57].

La première étape consiste à identifier les variables ainsi que leurs espaces d'états. La sollicitation de l'expertise est fortement appréciée. Elle permet de déterminer les variables

pertinentes pour la modélisation. Par la suite, la structure causale est définie soit à partir des connaissances d'experts soit par apprentissage automatique à partir de données. Ainsi, cette deuxième étape consiste à déterminer les liens entre les variables identifiées. Enfin, le renseignement des tables de probabilités associées aux différents nœuds termine la construction du réseau, si nous disposons de suffisamment de données, l'apprentissage des probabilités se fait d'une manière automatique.

III.4.4. Énumération des réseaux bayésiens

Robinson [1977] a défini le nombre de DAG possibles suivant le nombre p de variables aléatoires grâce à la formule de récurrence suivante.

$$N(p) = \sum_{i=1}^p (-1)^{i+1} C_p^i 2^{i(p-1)} N(p-1) \quad (\text{III.6})$$

avec C_p^i le coefficient binomial donnant le nombre de combinaisons de i éléments parmi p . Ce nombre croît de manière super-exponentielle ce qui laisse entrevoir la difficulté d'apprendre la structure de ces graphes.

III.5. Inférence dans les Réseaux Bayésiens

L'inférence, ou la mise à jour des croyances, consiste à calculer la probabilité a posteriori au niveau de certaines variables en prenant en compte les informations sur d'autres variables appelées observations. Les RBs permettent de mettre à jour les distributions de probabilités au niveau des variables : on commence par fixer des observations, c'est à dire affecter des valeurs aux variables d'observation, puis on utilise un algorithme d'inférence pour calculer les probabilités a posteriori des autres variables. Pour un RB dont l'ensemble des nœuds est $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, les algorithmes d'inférence permettent de calculer les probabilités a posteriori $P(X_i/Y)$ d'une variable X_i sachant les observations Y où $Y \subset X$ et $X_i \notin Y$. Aucun algorithme d'inférence n'applique directement le théorème de Bayes car cela conduit à des calculs très coûteux en temps. Il existe une multitude de travaux dans le domaine de l'inférence dans les RBs. Nous en présentons ici un échantillon représentatif. Deux grandes familles d'algorithmes d'inférence se distinguent : les algorithmes d'inférence exacte et les algorithmes d'inférence approchée.

III.5.1. Inférence exacte

Parmi les algorithmes d'inférence exacte, on peut citer l'algorithme de propagation de messages, ainsi que les algorithmes de coupe ou de conditionnement qui exploitent la structure du réseau. Judea Pearl, le père de l'inférence dans les RBs, a développé un algorithme d'envoi de messages (message-passing) [65]. Le principe consiste, pour chaque nœud du réseau, à mettre à jour la distribution de probabilité de proche en proche avec ses voisins pour prendre en compte les observations sur un ou plusieurs nœuds. Cet algorithme s'applique aux RBs dont le graphe est un arbre ou un poly-arbre. Grâce à un algorithme coupe-cycle, il est possible d'étendre cette méthode à n'importe quelle structure de RBs.

D'autres algorithmes utilisent le regroupement des nœuds [91] pour se ramener à un arbre de façon à pouvoir appliquer ensuite l'algorithme de Pearl. Ces algorithmes se basent sur une modification du graphe. Une première étape, la moralisation, revient à remplacer les arcs par des arrêtes et à lier les parents communs de chaque nœud afin d'obtenir des cliques. Une deuxième étape, la triangulation, consiste à réduire tout cycle du graphe moral de plus de trois nœuds en cycles de trois nœuds maximum. Ceci permet d'obtenir une structure appelée arbre de jonction. Chaque nœud représente une clique du RB ce qui permet d'appliquer l'algorithme initial de propagation des messages dans un arbre. Il reste à définir la distribution de probabilité associée à chaque clique :

$$\prod_{X_i \in H} \in \left(X_i / \text{parents}(X_i) \right)$$

Où H est l'ensemble des nœuds de la clique qui n'appartiennent pas à ses cliques parentes.

L'inférence exacte est un problème NP complet. En pratique, la complexité des algorithmes d'inférence dépend de plusieurs facteurs dont notamment : le nombre de nœuds du RB, la structure du RB (nombre de chemins multiples entre deux nœuds), la taille des domaines des variables et le nombre de parents d'un nœud. Ce constat peut amener à utiliser des algorithmes d'inférence approchée.

III.5.2. Inférence approchée

Les algorithmes d'inférence approchée sont plus souvent utilisés dans les RBs complexes, avec plusieurs cycles. Ces méthodes donnent une estimation des probabilités a posteriori et sont non déterministes. Ils sont principalement de deux types :

- les algorithmes d'inférence approchée du premier type utilisent des méthodes exactes mais opèrent seulement sur une partie du graphe. L'idée est d'inhiber l'effet des arcs jugés insignifiants, ce qui permet d'éliminer des liens et de réduire la taille des tables

de probabilités conditionnelles. Ceci accélère les calculs de façon significative avec des erreurs minimales sur les probabilités calculées [92]. D'autres algorithmes propagent partiellement les informations dans le graphe d'origine en ne considérant qu'une partie des tables de probabilités. Dans [93], les nœuds dont les probabilités ont les valeurs les plus importantes sont considérés comme des observations (probabilité égale 1). Cette méthode est inadaptée au cas des RBs dont certains nœuds ont une valeur extrêmement probable, car ils risqueraient d'être considérés à tort comme des observations.

- Les algorithmes d'inférence approchée du deuxième type utilisent des méthodes de simulation stochastique. Les plus connus sont les algorithmes de Monte Carlo ou probabilistic logic sampling, likelihood sampling et backward sampling. Ces algorithmes donnent une estimation des probabilités moyennant la génération d'échantillons d'instanciation du réseau. Le problème soulevé par ces méthodes est dû au nombre important d'instanciations nécessaires pour calculer une approximation des probabilités a posteriori. Pour des RBs de grande taille ou lorsque certaines variables ont des valeurs avec une probabilité proche de 0 ou 1, ces méthodes requièrent un très grand nombre d'échantillons.

III.6. Apprentissage dans les Réseaux Bayésiens

L'étape d'inférence utilise un modèle complet avec une structure bien définie ainsi que des paramètres représentant les tables de probabilités conditionnellement déjà fixées. Nous nous intéressons, dans cette partie, à la phase d'apprentissage du RB. L'apprentissage d'un RB à partir de données se décompose en deux étapes :

1. **Première étape** : Apprentissage de la structure qui se charge de trouver la meilleure structure par apprentissage automatique à partir de données observées.
2. **Deuxième étape** : Apprentissage des paramètres qui vise l'estimation des paramètres à partir de données observées.

III.6.1. Apprentissage de paramètres

Les paramètres d'un RB sont les probabilités conditionnelles au niveau de chaque nœud. Ils peuvent être fixés manuellement si on les connaît. Toutefois, cela s'avère être très contraignant surtout si le système est composé d'un grand nombre de variables, ce qui se traduit par un grand nombre de paramètres. On estime donc le plus souvent les paramètres à partir d'une base de données d'apprentissage. Les types d'apprentissage de

paramètres les plus connus dans la littérature sont l'apprentissage statistique et l'apprentissage bayésien.

III.6.1.1. Apprentissage statistique

Le but principal de l'apprentissage statistique est la maximisation de la vraisemblance (MV) (équation II.5) des données d'apprentissage D par rapport à l'ensemble des paramètres θ par du modèle.

$$P(D/\theta) = \prod P(X_i/\theta) \quad (\text{III.7})$$

Cette maximisation est équivalente à la maximisation de la log-vraisemblance :

$$L(D/\theta) = \sum \log(P(X_i/\theta)) \quad (\text{III.8})$$

En utilisant la probabilité jointe du RB, la vraisemblance se décompose donc comme une somme de termes. L'estimation de paramètres revient alors à la maximisation des termes de cette somme. Notons que la maximisation se décompose donc en des problèmes locaux d'estimation au niveau de chaque nœud du réseau bayésiens [94]. Cet apprentissage s'applique lorsque toutes les variables sont observées. C'est la méthode la plus simple et la plus utilisées dans la littérature. Elle consiste à estimer la probabilité d'un événement par sa fréquence d'apparition dans la base de données. Cette approche est également appelée maximum de vraisemblance (MV). Dans ce cas :

$$\theta_{ijk}^{MV} = P(X_i = x_i^k / pa(X_i) = px_j) \quad (\text{III.9})$$

$$\theta_{ijk}^{MV} = N_{ijk} / \sum_k N_{ijk} \quad (\text{III.10})$$

où N_{ijk} est le nombre d'occurrence dans la base de données de la configuration « X_i et dans l'état x_i^k et ses parents sont dans la configuration px_j ».

III.6.1.2. Apprentissage bayésiens

Contrairement à l'apprentissage statistique où il fallait maximiser $P(D/\theta)$, le but de l'apprentissage bayésien est la maximisation de la valeur $P(\theta/D)$. On cherche donc θ^{MAP} tel que :

$$\theta^{MAP} = \arg \max P(D/\theta)P(\theta) \quad (\text{III.11})$$

La valeur $P(\theta/D)$ peut être factorisée comme suit :

$$P(\theta/D) = \prod_i \prod_j \prod_k P(\theta_{ijk}/D) \quad (\text{III.12})$$

Pour le calcul de $P(\theta)$ on suppose que nous avons comme information a priori sur les paramètres de réseaux une distribution de Dirichlet. Ainsi :

$$P(\theta) = \prod_i \prod_j \prod_k \theta_{ijk}^{\alpha_{ijk} - 1} \quad (\text{III.13})$$

où α_{ijk} peut être vu comme un nombre d'occurrence a priori où la configuration X_i est dans l'état x_i^k et ses parents sont dans la configuration px_j si cette dernière n'est pas observée dans la base de données. Dans [95], l'auteur a démontré que $\theta_{ijk}^{MV} = P(X_i = x_i^k / pa(X_i) = px_j)$ s'exprime de la façon suivante :

$$\theta_{ijk}^{MAP} = N_{ijk} + \alpha_{ijk} - 1 / \sum_k N_{ijk} + \alpha_{ijk} - 1 \quad (\text{III.14})$$

III.6.2 Apprentissage de la structure

La structure d'un RB est un paramètre qualitatif du réseau. L'apprentissage de cette structure permet de déterminer automatiquement une structure optimale d'un RB à partir de l'information contenue dans les données observées. On distingue trois grandes familles d'approches d'apprentissage de la structure :

1. Les méthodes basées sur les contraintes et recherche d'indépendance.
2. Les méthodes basées sur l'optimisation du score.
3. Les méthodes hybrides.

III.6.2.1. Apprentissage basé sur la recherche d'indépendance

Ces méthodes s'appuient sur

- le test du X^2
- le test du rapport de vraisemblance.

Beaucoup de chercheurs ont travaillé sur le développement de méthodes d'apprentissage basé sur la recherche d'indépendance ou bien de causalité : Spirt, Glymour et Scheines pour l'algorithme (SGS) dans [96], Pearl avec l'algorithme IC (indicative causality) dans [97]. Ces deux algorithmes cherchent premièrement à identifier un graphe non orienté qui repense les différentes indépendances conditionnelles. L'orientation de ce graphe est réalisée à l'aide de la détection des V -structures en utilisant les résultats des tests

d'indépendance conditionnelle et puis la propagation des orientations de certains arcs inférés à cause des V – structures.

Contrairement aux algorithmes SGS et IC, il existe un autre type d'algorithme d'apprentissage de structure basé sur la recherche d'indépendance ou bien la causalité IC* pour [98], CI (Conditional Independence) pour [99], FCI (Fast Causal Inference) pour [100]. Ces algorithmes suivent le même principe que les algorithmes cités précédemment, à la différence ces méthodes permettent de relaxer l'hypothèse de suffisance causale.

III.6.2.2. Apprentissage de structure basée l'optimisation d'un score

Les techniques d'apprentissage de structure basées sur l'optimisation d'un score ont pour origine la théorie de la sélection des modèles stochastiques. Chaque RB, $B = (G, \theta)$, est noté par un score $S = (g, D)$ qui représente sa capacité à représenter les données D . Ce score doit prendre en compte deux propriétés :

- *décomposable localement.*

$$S(g, D) = \sum_{X_i \in X^s} (X_i, P_a(X_i)) \quad (\text{III.15})$$

- *équivalent*, c'ad qu'il faut assurer que les réseaux équivalant ont le même score.

La plus part des scores proposés dans la littérature appliquent le principe de « la simplicité est la meilleur » c.-à-d. trouver le modèle qui correspond le mieux aux données et le plus simple possible. Pour leur mise en oeuvre, un score et une méthode de parcours de l'ensemble des structures sont fixés. Citons par exemple les trois scores décomposables de sélection de modèle les plus utilisés [101] :

- Le critère AIC (Akaike Information Criterion)
- Le critère BIC (Bayesian Information Criterion)
- Le critère bayésien BDe (Bayesian Dirichlet équivalent).

Rappelons que la dimension d'un RB B , $Dim(B)$, est le nombre de paramètres indépendants nécessaire à la description du RB. Soit un RB B constitué de n nœud décrits par les variables $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ avec d_i le nombre de configurations possibles de la variable X_i , et D_i le nombre de configurations possibles de l'ensemble des parents $pa(X_i)$ de X_i . La probabilité associée au nœud totale du RB est la somme au niveau de chaque nœud bayésien et s'écrit sous la forme :

$$Dim(B) = \sum_{i=1}^n \dim(X_i, B) \quad (III.16)$$

$$\Rightarrow Dim(B) = \sum_{i=1}^n (d_i - 1)D_i \quad (III.17)$$

La log-vraisemblance du réseau $B = (G, \theta)$ est $LL = (D/G, \theta)$ donc :

$$LL(D/G, \theta) = \log P(D/G, \theta) \quad (III.18)$$

Le score AIC est défini par :

$$AIC(G/D) = LL(D/G, \theta^{MV}) - Dim(G) \quad (III.19)$$

Le score BIC est défini par :

$$BIC(G/D) = LL(D/G, \theta^{MV}) - \frac{1}{2} Dim(G) \log(N) \quad (III.20)$$

Le score BDe est défini par :

$$BDe(G/D) = P(G) \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^{D_i} \frac{\Gamma(\alpha_{ij})}{\Gamma(N_{ij} + \alpha_{ij})} \prod_{k=1}^{d_i} \frac{\Gamma(N_{ijk} + \alpha_{ijk})}{\Gamma(\alpha_{ijk})} \quad (III.21)$$

$$\alpha_{ij} = \sum_{k=1}^{r_j} \alpha_{ijk} \quad (III.22)$$

$$\alpha_{ij} = N' \times P(X_i = x_k, Pa(X_i) = x_j / G_c) \quad (III.23)$$

G_c : Le graphe complètement connecté

N' : Le nombre d'exemples « équivalent » défini par l'utilisateur.

Généralement, la détermination de la structure d'un RB à partir d'une base de données est pratiquement difficile car les algorithmes d'apprentissage ne garantissent pas l'optimalité et l'unicité de la solution. En effet, plusieurs structures peuvent minimiser les distances statistiques utilisées [102].

III.6.2.3. Apprentissage de structures par les méthodes hybrides

L'apprentissage de structures par les méthodes hybrides vise à combiner les avantages des méthodes basées sur les contraintes et celles basées sur les scores. Ces méthodes inspirées par le principe « diviser pour régner ». Les méthodes hybrides consistent en deux étapes [103], [104] :

- Une recherche locale, qui permet d'obtenir un voisinage contenant toutes les dépendances ou indépendance locales intéressantes avec l'aide de tests d'indépendances, [103].
- Une optimisation globale, qui permet de faire une recherche sur l'espace des DGA en se restreignant aux dépendances locales trouvées précédemment.

III.7. Extensions des réseaux bayésiens

Il existe plusieurs extensions des RBs. Ces extensions couvrent (de façon non exhaustive) :

1. l'ajout de l'aspect temporel (RBs dynamiques),
2. l'ajout de nœuds de décision et des nœuds d'utilité (diagrammes d'influence),
3. la combinaison avec la notion d'objet (RBs orientés objets),
4. la combinaison avec la théorie des ensembles flous (RBs flous),
5. la division du réseau en plusieurs sous-réseaux qui seront gérés plus facilement localement (RBs distribués).

Dans la suite de ce chapitre, nous présentons brièvement quelques uns de ces modèles. Notons que tous ces modèles utilisent la notion d'observation et d'inférence.

III.7.1. Réseaux bayésiens dynamiques (ou temporels)

Un RB dynamique ou temporel (RBD, ou DBN pour Dynamics Bayesian Network) est un modèle statistique et stochastique qui étend la notion de RBs. Un tel réseau permet de représenter l'évolution des variables aléatoires en fonction d'une séquence discrète, par exemple des pas temporels. Le terme dynamique caractérise le système modélisé, et non le réseau qui pour sa part ne change pas [105].

Si on considère un ensemble de variables $X = \{X_1(t), X_2(t), \dots, X_n(t)\}$ évoluant dans le temps, un RB dynamique représente la distribution de probabilité jointe de ces variables pour un intervalle borné $[0, T]$. En général, cette distribution peut être codée par un RB statique avec $T \times N$ variables. Si le processus est stationnaire, les hypothèses d'indépendance et les probabilités conditionnelles associées sont identiques pour tous les

temps t . Dans ce cas, le RB dynamique peut être représenté par un RB dont la structure est dupliquée pour chaque pas de temps. Un nœud représente donc une variable aléatoire dont la valeur indique l'état occupé à l'instant t .

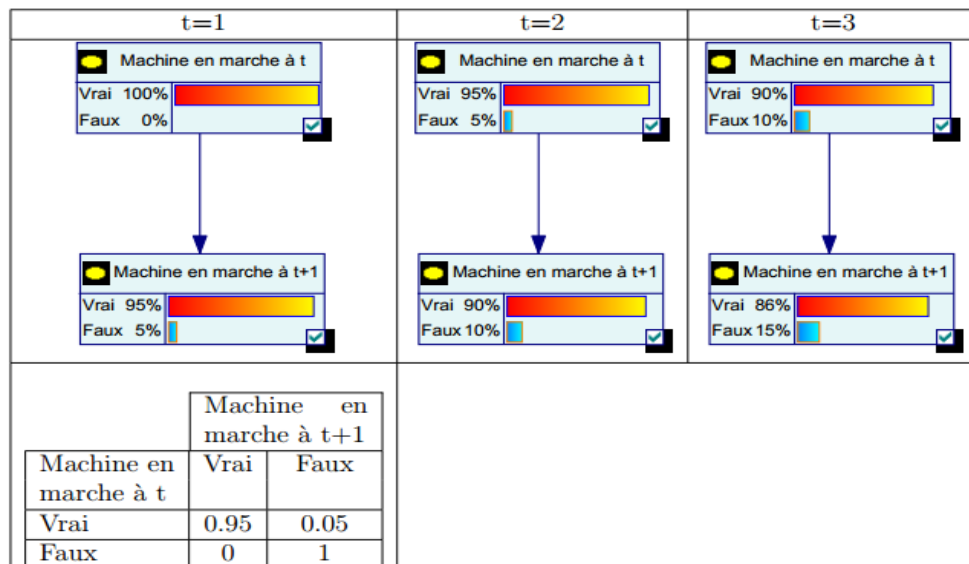


Fig. III. 6 : Exemple de réseau bayésien dynamique [65].

III.7.2. Réseaux bayésiens orientés objet

Un inconvénient des RBs est le fait qu'ils soient spécifiques. En effet, un RB développé pour une application est difficilement transposable vers une autre application. Par analogie à la programmation orientée objet, des chercheurs ont proposé l'utilisation de RBs Orientés Objet [106]. Les RBs Orientés Objet sont de puissants outils de modélisation de la connaissance pour de larges systèmes [107]. Ils permettent la réutilisation de certains éléments du réseau, de même qu'une meilleure visualisation graphique de celui-ci. Les RBs Orientés Objet permettent de simplifier la représentation graphique d'un RB dans le sens où certaines parties du RB sont regroupées en un seul objet nommé instance. Une instance contient une partie d'un RB, avec des nœuds d'interface : nœuds d'entrée et de sortie. Une instance doit communiquer avec les autres nœuds du RB ou bien avec d'autres instances du réseau. Les nœuds d'entrée sont représentés en pointillé, alors que les nœuds de sortie sont représentés en gras. Les autres nœuds de l'instance n'appartiennent qu'à celle-ci et sont donc représentés classiquement lorsque l'on étudie l'instance. Cependant, les nœuds classiques de l'instance sont cachés lorsque l'on représente le RB général. Un exemple d'instance est donné sur la figure III. 7.

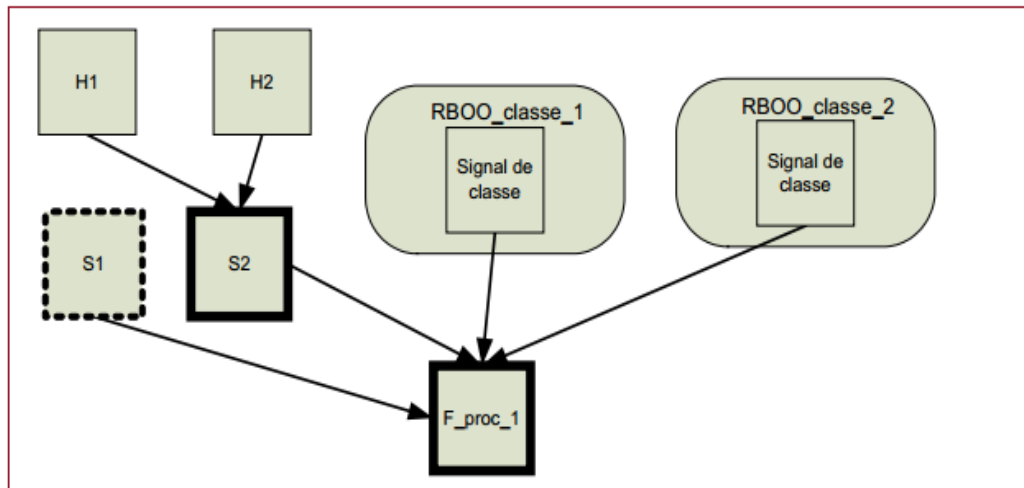


Fig. III. 7 : Exemple d'une instance [65].

III.7.3. Diagramme d'influence DI (théorie de la décision)

Selon Singpurwalla [108], les diagrammes d'influence sont une généralisation des arbres de défaillance et les arbres de décision sont issues essentiellement d'une combinaison entre la théorie des utilités et un modèle probabiliste de type RB. En considérant que l'arbre de décision illustre graphiquement les étapes pour l'application de la théorie de décision statistique, le diagramme d'influence montre graphiquement les rapports et les dépendances entre les nœuds aléatoires et ceux de décision dans un problème de prise de décision. Ces deux outils peuvent être complémentaires pour ceux qui souhaitent modéliser des problèmes de décision et mettre en application la théorie Bayésienne de décision pour l'analyse de risque.

Un réseau de décision n'est autre qu'un diagramme d'influence. Un DI est un graphe acyclique avec deux types de nœuds [109].

1. nœuds de décision (rectangulaire) représentant les décisions à prendre;
2. nœuds de chance (ovale ou elliptique, comme celles d'un RB) représentant les incertitudes modélisées par des distributions de probabilités; nœuds d'utilité (losange) sans descendants, représentant les utilités attendues, permettant d'associer une valeur numérique aux états constitués par la combinaison des différentes modalités de ses parents. Les parents de ces nœuds sont les variables décrivant l'état de sortie qui affecte la fonction utilité. Ils sont associés à une table d'utilité représentant l'attribution de la fonction utilité pour chaque sortie.

Un DI est très intéressante car il permet d'étudier les différentes réactions d'un système modélisé par RBs en fonction des actions prises sur le système. Ainsi, grâce à l'utilité, il est possible de comparer les performances de telle ou telle action sur le système. De plus,

en combinant des algorithmes d'apprentissage par renforcement et des simulations de type Monte Carlo, il est possible de définir certaines politiques d'apprentissage pour le réseau. Ainsi, il est possible d'optimiser les différentes décisions à prendre sur le système : quelle décision choisir, et à quel instant.

La figure III. 8 présente un simple exemple illustratif de diagramme d'influence à propos du climat et la décision de prendre un parapluie [110]. L'objectif de ce diagramme est maximiser la satisfaction prévue par une sélection appropriée pour la prise de parapluie pour chaque prévision possible du climat. Les nœuds utilité sont représentés par des losanges, les nœuds de décision sont représentés par des carrés, alors que les nœuds probabilistes (nœuds classiques du réseau) sont représentés par des ronds. Nous pouvons remarquer dans cet exemple que la décision (nœud rectangulaire) est influée par le nœud prévision. Calculons dans ce cas les utilités attendues $EU = (a/e = faux)$:

$$\begin{aligned}
 EU = (a = prendre / e = faux) &= P(H = pluie / a, e) \times U(a, H = pluie) + \\
 &P(H = soleil / a, e) \times U(a, H = soleil) \\
 &= 0.64 \times 0.54 \times 2 = 5.2
 \end{aligned}$$

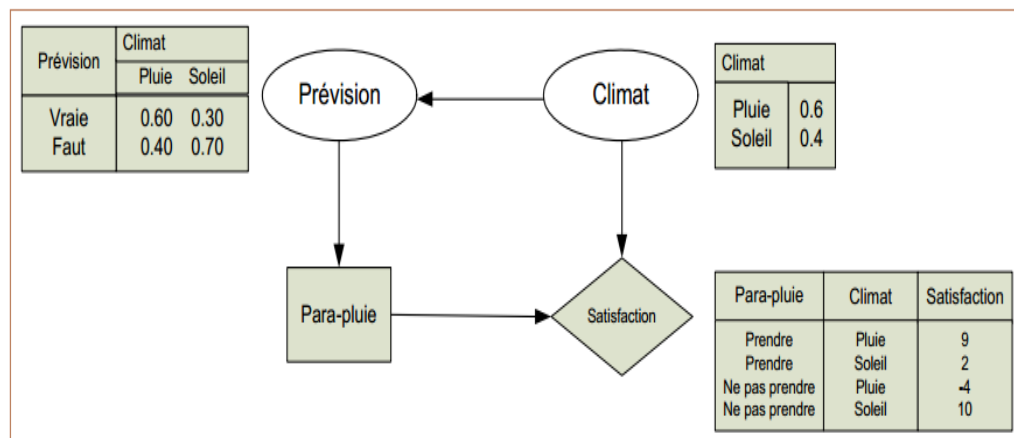


Fig. III. 8 : Exemple illustratif d'un diagramme d'influence [65].

La décision recommandée serait "prendre la parapluie" ($EU=5.2$). Il faut noter que l'élimination de l'arc d'information entre Prévision et Para-pluie modifie ces utilités prévues et nous aurons respectivement 6 et 2, ce qui ne change pas cette recommandation de décision.

III.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté en détail les fondements des RBs et nous avons exposé un certain nombre d'extension de ces modèles. Nous avons vu que le RB constitue un puissant outil qui est capable de prendre en compte non seulement les variables discrètes et continues mais aussi l'incertitude des connaissances d'un problème (liens entre les variables, probabilités conditionnelles, etc.) à travers son modèle probabiliste. Nous avons aussi vu que le RB est formé d'une représentation par graphe, facilement compréhensible, offrant une visualisation claire des relations impliquées.

L'état de l'art que nous avons présenté sur les RBs montre que ces modèles constituent un outil qui s'impose par ses avantages dans au moins le domaine de maintenance, où les RBs peuvent apporter un plus pour la résolution des problèmes de modélisation, d'analyse, et de décision. Ces modèles vont être utilisés dans le prochain chapitre pour le diagnostic des machines tournantes et plus particulièrement pour le diagnostic d'une motopompe industrielle.

Chapitre IV

Modélisation et Diagnostic des Défauts d'une Motopompe par RB

Sommaire

IV.1. Introduction	73
IV.2. Description du système industriel étudié.....	73
IV.3. Méthodologie proposée.....	74
IV.3.1 Construction de l'arbre de défaillances.....	74
IV.3.2. Modélisation du comportement de la motopompe par RB.....	75
IV.3.3. Inférence et probabilités conditionnelles.....	79
IV.4. Diagnostic des défauts de la motopompe	81
IV.4.1 Diagnostic sans incertitude.....	81
IV.4.2 Diagnostic avec incertitude.....	84
IV.5. Conclusion	85

IV.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous nous intéressons au problème de diagnostic des défauts d'une motopompe industrielle de refroidissement de brames de fer du Laminoir A Chaud (ARCOLOR-METAL Annaba) et à l'application des RBs à la résolution de ce problème. Le traitement de ce problème permet non seulement de détecter et de localiser les défaillances qui surviennent sur ce système mais aussi d'identifier les causes de ces défaillances. La méthodologie proposée pour aborder le problème de diagnostic s'appuie profondément sur l'approche de modélisation stochastique et comporte essentiellement :

- la construction de l'AdD de la motopompe
- la modélisation de la motopompe par conversion de l'AdD en RBs
- la modélisation de la fiabilité en utilisant la loi de Weibull et
- le diagnostic des défauts par RB

Dans la première étape, et en raison de l'absence d'un modèle analytique qui traduit fidèlement le comportement de la motopompe au cours du temps, nous suggérons d'abord la construction de l'AdD (modèle établi directement à partir des connaissances d'experts) de la dite motopompe avant de lui associer un modèle RB. Dans la deuxième étape, les possibilités de modélisation de la technique des AdD sont étendues en transformant l'AdD en RB. Cette extension permet dans la troisième étape de mener l'opération de diagnostic à travers l'exploitation de la structure graphique du modèle obtenu et l'utilisation des algorithmes d'inférence existants pour le calcul des probabilités a posteriori des types de défauts de fonctionnement de la motopompe.

Notons tout de suite, que des méthodologies de diagnostic similaires ont été déjà proposées dans des travaux précédents [111], [112], mais notre méthodologie se démarque surtout par son application au diagnostic d'une motopompe stratégique au niveau d'ARCOLOR-METAL de Annaba et par la technique que nous avons proposée pour tenir compte des incertitudes dans les données observées de la motopompe Les résultats obtenus ont été publiés dans une revue internationale [113].

IV.2. Description du système industriel étudié

Le système G18A étudié est une motopompe du type centrifuge multi-étagé située au niveau du Laminoir A Chaud (ARCOLOR-METAL Annaba). Elle est installée sur une fondation rigide avec une puissance de 1180 kW et entraînée, à travers un accouplement rigide, par un moteur électrique -560-M2 (BALCKE-DURR) d'une vitesse de rotation de

3000 tr/min. La motopompe G18A joue un rôle stratégique dans le procédé de refroidissement des brames de Fer sortantes du four électrique. Le refroidissement est effectué par un débit d'eau de 10 m³/h et refoulé à environ 140 bar. C'est cet équipement que nous avons choisi pour appliquer la méthodologie de diagnostic proposée. Voici le schéma qui représente l'installation de notre machine.



Fig. IV. 1 : photos de l'installation de notre machine

Il existe heureusement des outils de surveillance et de diagnostic non destructif puissant, tels que l'analyse vibratoire, l'analyse des lubrifiants, la thermographie et l'infrarouge, qui ont permis l'enregistrement de l'historique de fonctionnement du système et ont par conséquent permis de prédire les défaillances. Cela s'inscrit dans le cadre d'une politique de maintenance prévisionnelle de l'outil de production industrielle.

IV.3. Méthodologie proposée

IV.3.1 Construction de l'arbre de défaillances

Le point de départ pour la construction de l'AdD d'un système donné est la considération des défaillances potentielles appelées événements sommets ou Top Events. Pour compléter cette construction, trois étapes sont nécessaires :

- recherche des causes immédiates, nécessaires et suffisantes de l'événement sommet
- classement et analyse des événements intermédiaires,
- recherche des causes immédiates, nécessaires et suffisantes des événements intermédiaires jusqu'à obtention de l'événement de base.

Dans le cadre d'une maintenance préventive, la motopompe G18A joue un rôle stratégique dans le refroidissement des brames de fer sortantes du four électrique, sa

défaillance influe directement sur la continuité du service. Dans le cas particulier de la motopompe étudié, nous adoptons l'AdD de la figure IV.2 qui fait apparaître trois modes de défaillances, mécanique (M), électrique (E) et hydraulique (H). Dans la structure de l'AdD proposé, il est possible de distinguer trois événements associés à trois niveaux :

- Événement sommet (S) : C'est un événement indésirable (redouté) où la motopompe est dans l'état défaillant.
- Événements indésirables de base : Ces événements notés par les codes (H111, H112, H113, H114, H21, H22, H23, H24, E41, E42, E11, M11, M12, M221, M222, M51, M52) sont détaillés dans le Tableau IV.1.
- Les événements intermédiaires sont les nœuds restants (conséquences).

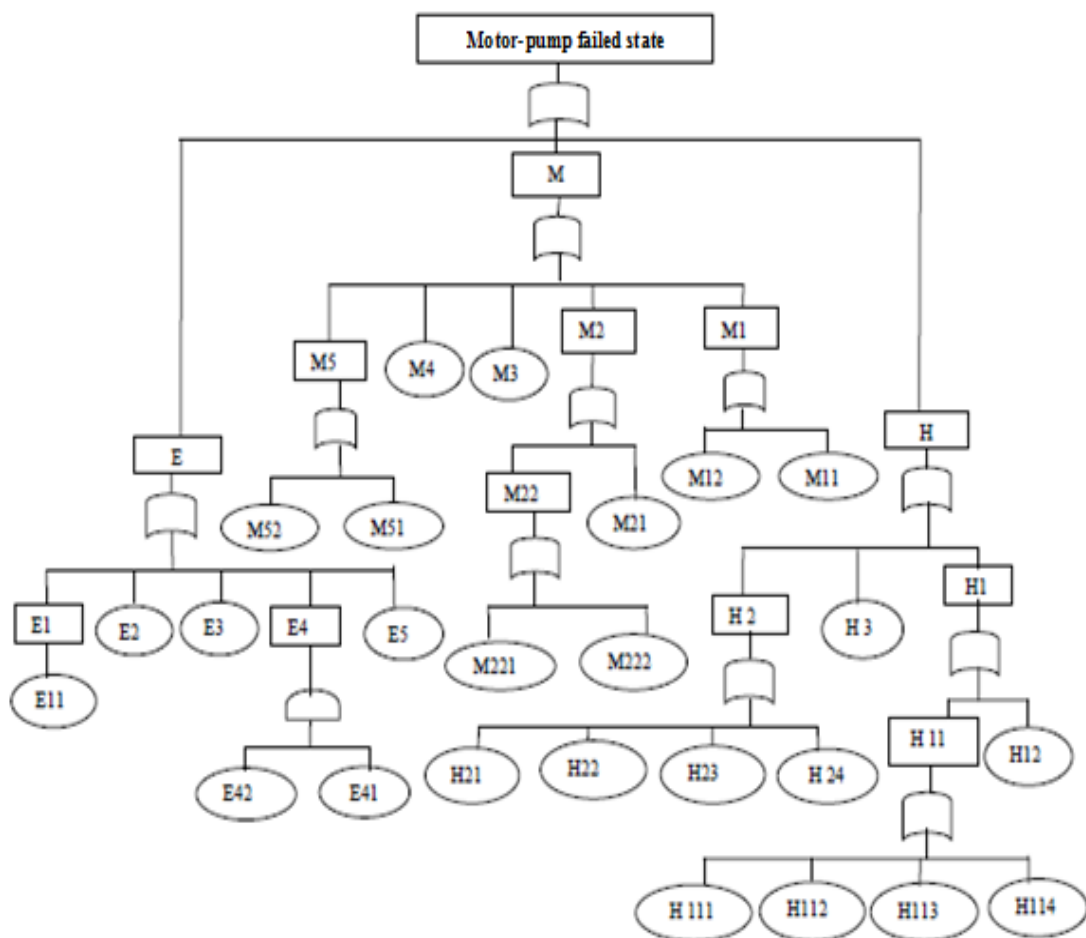


Fig. IV. 2 : Arbre de défaillances de la motopompe

IV.3.2. Modélisation du comportement de la motopompe par RB

Pour modéliser efficacement le comportement de la motopompe, nous considérons les deux étapes successives suivantes :

- Conversion de la représentation graphique de l'AdD vers la représentation graphique d'un RB
- Calcul des probabilités des événements de base (probabilités a priori), des événements intermédiaires (induits), et l'événement du sommet (redouté ou final).

Dans la première étape, il s'agit de faire une transformation de l'AdD en un RB. Rappelons que les éléments graphique de base pour un AdD sont les événements et les portes logiques « ET » et « OU », tandis que pour les RBs les éléments de base sont les nœuds, qui représentent les événements, et les arcs, qui modélisent les dépendances. Il existe plusieurs méthodes qui permettent d'achever cette transformation. La méthode adoptée dans ce travail consiste à transformer les différents types d'événements de l'AdD en nœuds dans le RB développé, et les portes logiques (ET, OU) ne participant pas à la forme de la structure graphique du réseau [60], [114]. La figure IV.3 montre le schéma qui représente le principe de l'algorithme de transformation de l'AdD en RB. L'application de l'algorithme de transformation précédent sur l'AdD de la motopompe de la figure IV.2 donne le RB de la figure IV.4.

Dans la seconde étape, il s'agit d'évaluer les probabilités des trois événements (de base, intermédiaire, de sommet). Pour pouvoir effectivement évaluer les probabilités a priori, c'est-à-dire les probabilités des événements de base, nous allons supposer que les composants (défaits) correspondant à ce type d'événements suivent une loi de Weibull à deux paramètres. Cela signifie que le temps entre deux défaillances consécutives $t = t_1, \dots, t_n$ de la motopompe suit le modèle de Weibull et la probabilité d'avoir un composant (X) défectueux à l'instant t est donc donné par [115] :

$$P(X = \text{faulty}, t) = F(t) = 1 - \exp \left[- \left(\frac{t}{\eta} \right)^\beta \right] \quad (\text{IV.1})$$

Le paramètre de forme, β , et d'échelle, η , de la loi de Weibull peuvent être obtenus à partir d'une base d'apprentissage en utilisant la méthode qui maximise le logarithme de la vraisemblance, c'est-à-dire :

$$L(t_i, \beta, \eta) = \ln \left\{ \prod_{i=1}^n \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t_i}{\eta} \right)^{\beta-1} \exp \left[- \left(\frac{t_i}{\eta} \right)^\beta \right] \right\} \quad (\text{IV.2})$$

En ce qui concerne les événements intermédiaires et l'événement redouté, les probabilités associées sont calculées sur la base du calcul des probabilités conditionnelles comme le montre la figure IV.3.

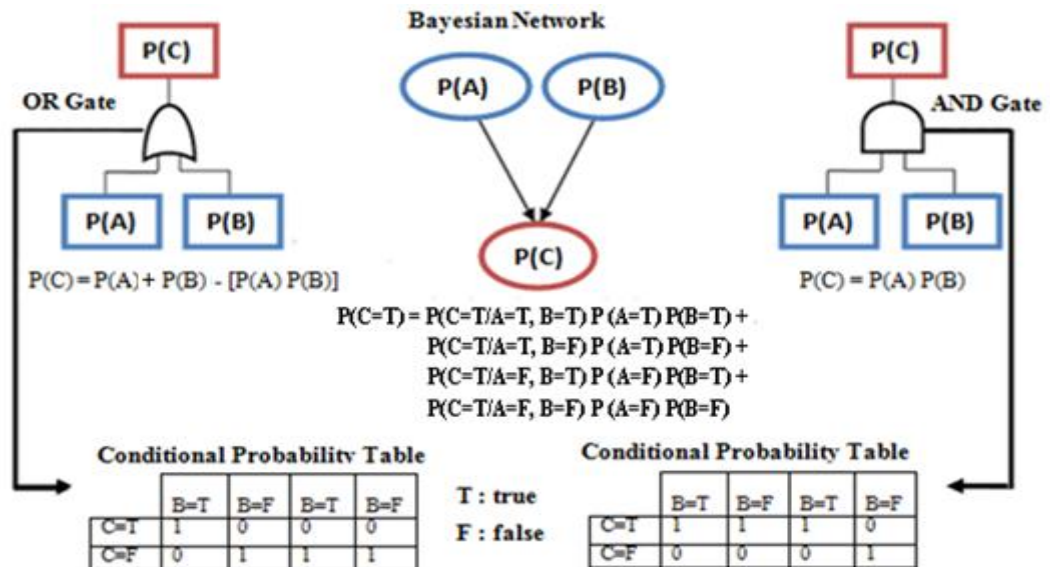


Fig. IV. 3 : Schéma de principe de la conversion d'une Add en RB.

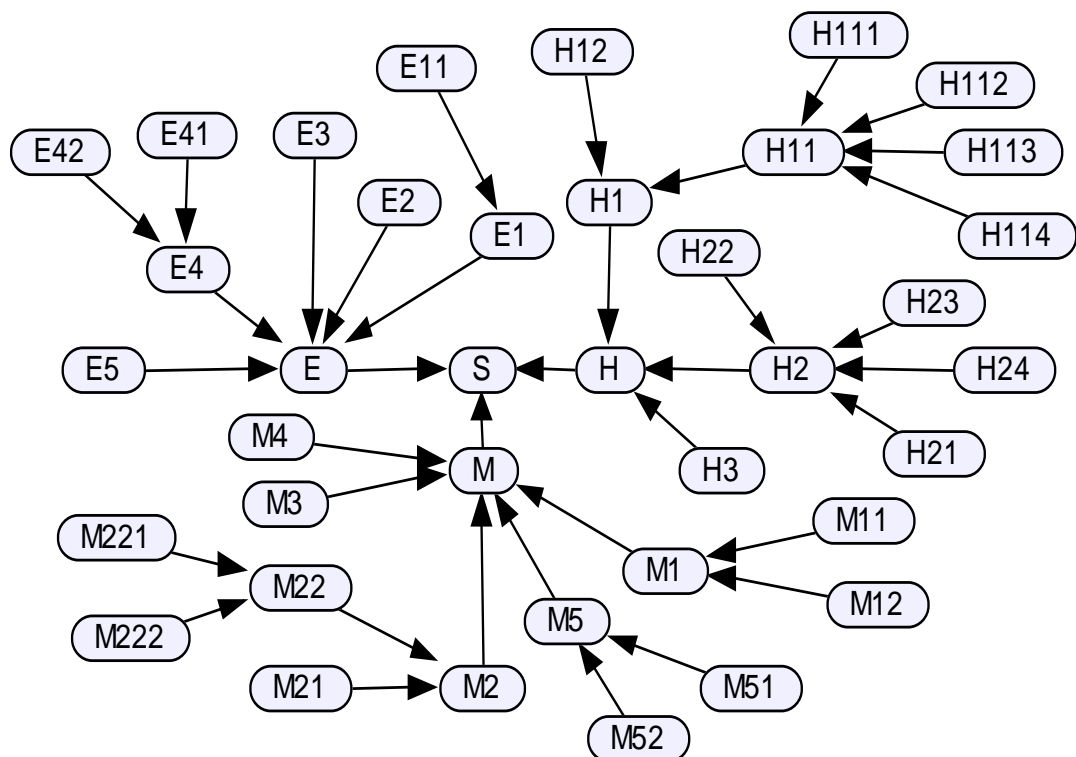


Fig. IV. 4 : Résultat de conversion de l'Add de la motopompe en RB

Tableau IV.1 : Les événements et leurs probabilités a priori et a posteriori

Evénement de la motopompe (G18 A)		Nœuds	t (h)	F(t)	probabilités a priori	probabilités a posteriori
Événements indésirables	motopompe à l' état défaillant (à l'arrêt)	S			Porte OR	18.9
Défauts mécanique		M			Porte OR	99.20
	balourd	M5			Porte OR	11.30
	Fléchissement rotor	M51	4464	0.9941	99.41	99.41
	Rupture ailettes	M52	3552	0.9151	91.51	91.51
	Echauffement	M1			Porte OR	84.00
	Poussé axial du palier	M11	1896	0.2802	28.02	28.02
	Usure palier du moteur	M12	2520	0.5593	55.93	55.93
	Défaut sur la bague d'étanchéité	M3	2016	0.3299	32.99	32.99
	Changement garniture mécanique	M4	1776	0.2339	23.39	23.39
	Vibration	M2			Porte OR	97.90
	Bruit mécanique	M22			Porte OR	85.10
	Changement clapet	M221	1728	0.2165	21.65	21.65
	Défaut de roulement coté pompe	M222	2808	0.6864	68.64	68.64
	Passage a la valeur limite de vibration	M21	792	0.0197	1.97	1.97
Défauts Hydrauliques		H			Porte OR	83.00
	Fuite	H1			Porte OR	83.2
	Fuite au niveau de la pompe	H11			Porte OR	95.2
	Fuite dans la Garniture mécanique	H111	2760	0.6662	66.62	66.62
	Fuite au niveau de la Volute	H112	1752	0.2252	22.52	22.52
	Fuite dans la Bague d'étanchéité	H113	3696	0.9393	93.93	93.93
	Fuite au Joint d'étanchéité	H114	2040	0.3402	34.02	34.02
	Fuite au niveau de conduite	H12	1608	0.1761	17.61	17.61
	Augmentation de température	H2			Porte OR	81.4
	L'huile de lubrification dégradée	H21	3048	0.7789	77.89	77.89
	Encrassement vanne	H22	2328	0.4703	47.03	47.03
	Colmatage filtre	H23	2640	0.6138	61.38	61.38
	Pert de lubrification	H24	3192	0.8262	82.62	82.62
	Fuite	H3	1824	0.2520	25.20	25.20
Défauts Electriques		E			Porte OR	98.3
	Court-circuit	E5	3168	0.8188	81.88	81.88
	Surcharge	E4			Porte AND	49.1
	Contacteur relais activée	E41	1944	0.2297	22.97	22.97
	Dilatation bilames au niveau du relais	E42	2064	0.3506	35.06	35.06
	Survitesse électrique	E3	2304	0.4591	45.91	45.91
	Défaut de mise à la terre	E2	1512	0.1470	14.70	14.70
	Surtension	E1	2664	0.6245	62.45	62.45
	Battement au niveau du rotor	E11	2664	0.6245	62.45	62.45

IV.3.3. Inférence et probabilités conditionnelles

L'utilisation essentielle des RBs est le calcul des probabilités d'événements reliés les uns aux autres par des relations de cause à effet. Cette utilisation s'appelle l'inférence. Pour notre application, la structure du RB et la table des probabilités conditionnelles "CPT" pour chaque nœud enfant (voir Figure IV.3) étant données, il reste à évaluer numériquement les probabilités a priori des nœuds racines pour pouvoir effectivement mener à bien une opération d'inférence. L'application de la fonction « wblfit » du logiciel MATLAB sur les données historiques du temps de bon fonctionnement, ou du temps séparant deux défaillances consécutives, du Tableau IV.1 a permis d'estimer les paramètres de la loi de Weibull avec leurs intervalles de confiance. Les valeurs obtenues sont $\beta = 3.21$ et $\eta = 2681.22$ avec des intervalles de confiance à 95% donnés par $\beta \in [2.3984, 4.3015]$ et $\eta \in [2356.4, 3050.8]$. Les probabilités de défaillance des composants obtenues en utilisant la relation IV.1 sont normalisées pour devenir des probabilités à priori et sont rangées dans le Tableau IV.1.

Selon le principe de la probabilité totale et le théorème Bayes, le modèle probabiliste qui caractérise les défauts de la motopompe est donné par :

$$P(S) = P(M \cup E \cup H) \quad (IV.3)$$

$$P(S, M, E, H) = P(S / M, E, H)P(M, E, H) \quad (IV.4)$$

$$P(M / S) = \frac{P(S / M)P(M)}{P(S)} \quad (IV.5)$$

$$P(H / S) = \frac{P(S / H)P(H)}{P(S)} \quad (IV.6)$$

$$P(E / S) = \frac{P(S / E)P(E)}{P(S)} \quad (IV.7)$$

Nous allons commencer par la construction d'un espace de probabilité sur la connaissance initiative, et nous verrons comment les croyances varient. Les probabilités de défaillance des sous-systèmes sont normalisées pour devenir des probabilités a priori et deux modalités uniquement sont retenus :

- Présence de défaut (T: vrai)
- Absence de défaut (F: faux)

Abordons maintenant la question suivante : quelle est la probabilité que la motopompe demeure fonctionnelle sachant qu'il y a un défaut mécanique? Pour répondre à cette question de vraisemblance nous appliquons la loi de Bayes, et nous pouvons recalculer toutes les probabilités de chacune des modalités de chaque variable du réseau.

Soit $P(M=T/S=T)$ la probabilité de présence d'un défaut mécanique sachant qu'il y a un dysfonctionnement dans la motopompe. Dans le cas où la variable prend l'état T, la probabilité pour l'état où la variable soit F se traduit par $P(S=F) = 1 - p(S=T)$. Le tableau ci-dessus représente les probabilités conditionnelles des variables M, E, H et exprime notre connaissance sur la présence des différents défauts (mécanique, électrique ou hydraulique) dans la motopompe.

Tableau I V.2 : Probabilités conditionnelles des variables M, E, et H.

	$M = T$				$M = F$			
	$E = T$		$E = F$		$E = T$		$E = F$	
	$H = T$	$H = F$	$H = T$	$H = F$	$H = T$	$H = F$	$H = T$	$H = F$
$S = T$	1	1	1	1	1	1	1	0
$S = F$	0	0	0	0	0	0	0	1

Nous avons alors :

$$P(S=T) =$$

$$P(S=T | M=T, E=T, H=T).p(M=T).p(E=T).p(H=T) +$$

$$P(S=T | M=T, E=T, H=F).p(M=T).p(E=T).p(H=F) +$$

$$P(S=T | M=T, E=F, H=T).p(M=T).p(E=F).p(H=T) +$$

$$P(S=T | M=T, E=F, H=F).p(M=T).p(E=F).p(H=F) +$$

$$P(S=T | M=F, E=T, H=T).p(M=F).p(E=T).p(H=T) +$$

$$P(S=T | M=F, E=T, H=F).p(M=F).p(E=T).p(H=F) +$$

$$P(S=T | M=F, E=F, H=T).p(M=F).p(E=F).p(H=T) +$$

$$P(S=T | M=F, E=F, H=F).p(M=F).p(E=F).p(H=F)$$

$$P(S=T) = 18.9\%$$

$$P(M/S) = 99.4\%$$

$$P(H/S) = 98.3\%$$

$$P(E/S) = 83\%$$

Les résultats obtenus à partir des équations (IV.4), (IV.5), (IV.6) et (IV.7) sont présentés sur la Fig. IV.5, qui montre l'inférence qui permet d'obtenir une nouvelle table de croyances sur chaque nœud. Les probabilités élevées des pannes de la motopompe (Top event) sont de l'ordre de 18,9%. Les probabilités de défaillance de la motopompe d'origines mécanique, électrique et hydraulique sachant qu'il existe un dysfonctionnement dans la motopompe sont données par 99,4%, 98,3% et 83%, respectivement; ces probabilités nous permettent de mettre à jour les croyances à priori.

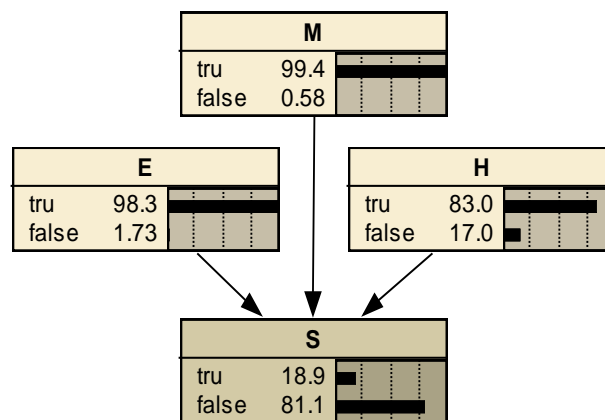


Fig. IV. 5 : Inférence utilisant le RB de la motopompe

IV.4. Diagnostic des défauts de la motopompe par RB

D'après les valeurs des probabilités a posteriori du tableau IV.1, la présence des défauts dans la motopompe est principalement due à l'événement M51, ce qui indique que le défaut de balourd (M51) est la source d'événement la plus probable à l'arrêt de la motopompe. Dans la suite de cette section, nous allons faire un diagnostic sur le défaut de balourd dans la motopompe et nous nous intéresserons à la présence ou à l'absence de défaut de fléchissement du rotor. Nous considérons ci-dessous deux types de diagnostics.

IV.4.1 Diagnostic sans incertitude

Le diagnostic dans cette application consiste à calculer les probabilités de nouvelles observations décrites dans deux types de scénarios.

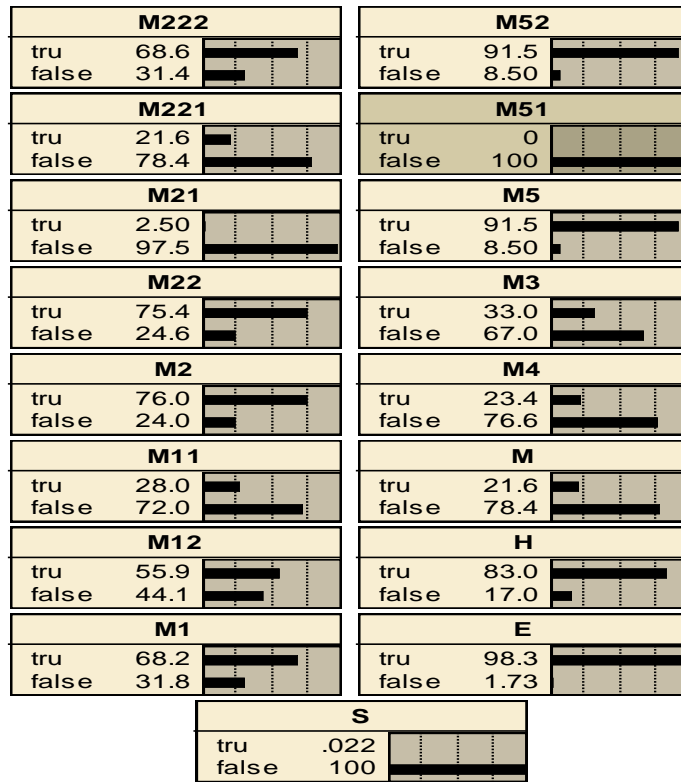
Scénarios 1: Ce scénario est lié à l'état de fonctionnement nominal du système. Cette étape donne le fait qu'il n'y a pas de défaut constaté sur la motopompe, la probabilité conjointe est donc égale à 1. Le RB correspondant à ce scénario est représenté par la figure IV. 6.

M222	tru 68.6	false 31.4
M221	tru 21.6	false 78.4
M21	tru 2.50	false 97.5
M22	tru 85.1	false 14.9
M2	tru 97.9	false 2.13
M11	tru 28.0	false 72.0
M12	tru 55.9	false 44.1
M1	tru 84.3	false 15.7
M52	tru 91.5	false 8.50
M51	tru 99.4	false 0.60
M5	tru 9.03	false 91.0
M3	tru 33.0	false 67.0
M4	tru 23.4	false 76.6
M	tru 99.4	false 0.58
H	tru 83.0	false 17.0
E	tru 98.3	false 1.73
S	tru 18.9	false 81.1

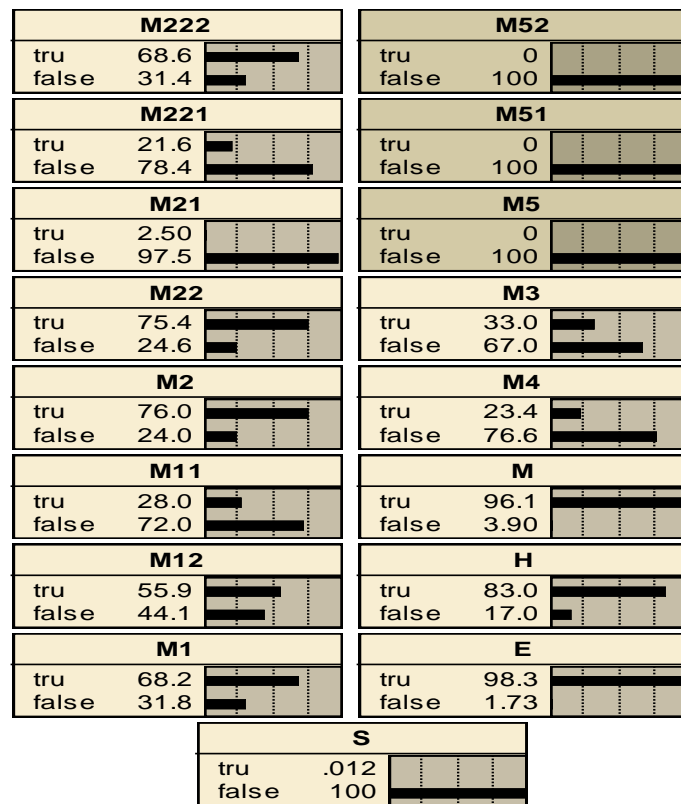
Fig. IV. 6 Scénario 1: condition de fonctionnement nominale

La figure précédente indique que la probabilité d'occurrence de l'événement sommet P (motopompe à l'état défaillant) = $P(S) = 18,9\%$ et que le fléchissement du rotor, la rupture d'ailettes et le balourd restent dans leurs cas nominaux (état de présence des défauts), avec des probabilités égales à 99,4%, 91,5% et 9,03% respectivement. Ces probabilités sont quantitativement inacceptables, d'autant plus que la machine est stratégique. De plus, afin d'optimiser la sûreté de fonctionnement, il est obligatoire de chercher à identifier les causes principales des pannes du système pour mieux planifier les actions de maintenance et identifier les solutions préventives pour minimiser ces pourcentages. La probabilité élevée de 99,4% signifie que le fléchissement du rotor (M51) est l'événement le plus probable pour arrêter la motopompe et doit être traité en priorité.

Scénario 2: (Absence de défaut de balourd) Nous avons alors tendance à croire que la présence du balourd (déséquilibre) peut avoir été provoquée par une faute sur le fléchissement du rotor ou la rupture des ailettes et ce scénario conduit à considérer deux situations :



(a) : Absence le défaut de fléchissement de rotor.



(b) : Absence le défaut de la rupture ailettes.

Fig. IV. 7 Scénario 2 : Absence le défaut de balourd

- Nous supposons que le défaut est un fléchissement du rotor ($P(S = F) = 1$) avec une probabilité $P(S = T | M51 = F) = 0.022$: Dans cette situation, nous obtenons sur la figure IV.7.a une probabilité $P(M5 = F / M51 = T) = 8,50\%$.
- Nous supposons que le défaut est celui de fléchissement du rotor et de rupture d'ailettes ($P(S = F) = 1$) avec une probabilité $P(S = T | M51 = F, M52 = T) = 0.012$: nous obtenons sur la figure IV.7.b une probabilité $P(M5 = F / M51 = T, M52 = T) = 0\%$.

Selon ce scénario, la probabilité d'occurrence de l'événement sommet P (motopompe à l'état défaillant) P(S) est égale à 1,2%. Ce résultat justifie la diminution dans la valeur de probabilité de 18 à 1,2%. Cela signifie que le balourd constitue la cause de la diminution de la fiabilité de la motopompe. Un tel résultat est pratiquement plus crédible compte tenu du nombre d'éléments et de composants qui y participent dans sa fonction et qui peut produire cette situation défectueuse (motopompe à l'état défaillant).

IV.4.2 Diagnostic avec incertitude

Pour améliorer l'analyse des résultats, les incertitudes sur les paramètres " β " et " η " doivent être prises en compte. Pour atteindre cet objectif, nous avons considéré cinq valeurs, uniformément générées sur l'intervalle de confiance de chaque paramètre: $[\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5] = [2.398, 2.874, 3.349, 3.825, 4.301]$; $[\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4, \eta_5] = [2356.42, 2530, 2703.58, 2877.17, 3050.75]$. Les résultats obtenus pour les deux scénarios 1 et 2 sont résumés dans les tableaux IV.3, 4 et 5 respectivement.

Tableau I V.3 : Probabilité a posteriori de l'événement sommet pour le premier scénario avec incertitude sur " β " et " η ".

η β	η_1	η_2	η_3	η_4	η_5
β_1	0.267	0.231	0.196	0.178	0.156
β_2	0.248	0.219	0.191	0.167	0.146
β_3	0.237	0.260	0.178	0.152	0.131
β_4	0.227	0.191	0.161	0.135	0.113
β_5	0.206	0.175	0.144	0.116	0.095

Tableau I V.4 : Probabilité a posteriori de l'événement sommet pour l'absence de défaut de balourd avec incertitude sur " β " et " η ".

$\eta \backslash \beta$	η_1	η_2	η_3	η_4	η_5
β_1	0.01	0.08	0.012	0.015	0.013
β_2	0.044	0.038	0.032	0.018	0.017
β_3	0.005	0.04	0.024	0.016	0.015
β_4	0.026	0.03	0.021	0.015	0.014
β_5	0.017	0.009	0.017	0.013	0.012

Tableau I V.5 : Probabilité a posteriori de l'événement sommet pour l'absence de défaut de rupture d'ailettes avec incertitude sur " β " et " η ".

$\eta \backslash \beta$	η_1	η_2	η_3	η_4	η_5
β_1	0.009	0.005	0.002	0.004	0.003
β_2	0.012	0.011	0.009	0.006	0.005
β_3	0.002	0.015	0.009	0.006	0.004
β_4	0.014	0.01	0.007	0.004	0.003
β_5	0.013	0.008	0.005	0.002	0.001

Nous remarquons que le balourd (M51) est toujours l'événement la plus probable pour arrêter la motopompe pour chaque couple (β, η). Afin de caractériser l'incertitude liée aux probabilités a posteriori, nous donnons ci-après la moyenne (μ) et l'écart-type (σ) pour chaque scénario.

- Scénario 1: $\mu = 0.1808, \sigma = 0.0474$
- Scénario 2 (a): $\mu = 0,0221, \sigma = 0,0157$
- Scénario 2 (b): $\mu = 0,0068, \sigma = 0,0041$

IV.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une méthodologie pour la résolution du problème de diagnostic de défauts d'une motopompe industrielle. Le passage de la représentation par AdD de la motopompe vers une représentation par un RB et la prise en considération de l'incertitude dans les paramètres de la loi de Weibull, qui permettent l'évaluation des

probabilités a priori des événements de base, constituent les points forts de la méthodologie proposée. Les résultats de diagnostic obtenus indiquent clairement que le défaut de balourd est la source la plus probable à l'arrêt de la motopompe. La prise en considération des incertitudes dans les probabilités a priori ne modifie pas le résultat obtenu.

Conclusion générale

Conclusion générale :

Dans cette thèse nous nous sommes intéressés au problème de diagnostic des défauts des machines tournantes. Une résolution efficace de ce problème doit permettre non seulement l'identification avec précision des principales causes de défaillance de ces systèmes mais aussi la localisation des équipements qui doivent être fréquemment examinés et réparés. Les difficultés du problème de diagnostic proviennent des comportements imprévisibles des machines tournantes qui ne se laissent pas adéquatement modéliser par des processus stochastiques simples, comme le processus de Wiener ou le processus Gamma, ou par une simple représentation graphique par arbre de défaillances. Les difficultés proviennent également des choix multiples à faire pour modéliser ses comportements et exploiter pleinement les données historiques disponibles sur ces machines. Il faut évidemment ajouter à ces points les performances demandées à l'algorithme de diagnostic.

Certes il existe plusieurs méthodes classiques et modernes qui ont été proposées pour la résolution du problème de diagnostic. Mais pour tirer le maximum d'informations à partir des données pratiques analysées, il s'avère utile d'utiliser des techniques de traitement Stochastique, de l'intelligence artificielle et d'aide à la décision. Nous avons alors proposé une méthodologie bien adaptée à la résolution de ce problème. Cette méthodologie consiste à modéliser et par conséquent à estimer les probabilités de défaillance du système par une loi de Weibull avant d'utiliser la transformation de l'arbre de défaillance en RB pour identifier les principaux défauts de la motopompe et quantifier leurs gravités. Le passage de la représentation par AdD de la machine tournante vers une représentation par un RB et la prise en considération de l'incertitude dans les paramètres de la loi de Weibull, qui permettent l'évaluation des probabilités a priori des événements de base, constituent les points forts de la méthodologie proposée. La méthodologie proposée à l'avantage d'être facilement applicable sur d'autres types de défauts et/ou sur d'autres types de systèmes.

L'application de cette méthodologie au diagnostic d'une motopompe industrielle et stratégique de refroidissement de brames de fer avec différents scénarios, sans et avec incertitudes, indiquent clairement que le défaut de balourd est la source la plus probable à l'arrêt de la motopompe.

Les résultats obtenus peuvent être améliorés avec la collection d'autres données sur le fonctionnement de la motopompe et/ou avec l'optimisation de la structure et de la composition du RB. Envisager l'utilisation des RB dynamiques pour aborder le problème de diagnostic entre dans les perspectives de ce travail.

Bibliographies

Bibliographie

- [1] Ayadi, Inès. Optimisation des politiques de maintenance préventive dans un cadre de modélisation par modèles graphiques probabilistes. Thèse de doctorat, Spécialité : informatique, Université de Paris-Est, 2013.
- [2] Alhouaij Alali, Ahmad. Contribution à l'optimisation de la maintenance dans un contexte distribué. Thèse de doctorat, Spécialité : Automatique-Productique, Université de Grenoble, 2010.
- [3] NF EN 13306 X 60- 319. "Terminologie de la maintenance ". Norme AFNOR 2001.
- [4] Laurens, Jérémy. Mise en place d'un plan de maintenance préventive sur un site de production pharmaceutique. Thèse de doctorat, Spécialité : Pharmacie, Université de Joseph Fourier, 2011.
- [5] Deloux, Estelle. Politique de la maintenance conditionnelle pour un système à dégradation continue soumis à un environnement stressant. Thèse de doctorat, Spécialité : Sciences et Génie des activités à risques, Université de Nantes, 2008.
- [6] Adriaan, Van Horenbeek, Liliane. Pintelon and Peter Muchiri. Maintenance optimization models and criteria. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 1(3):189–200, 2010.
- [7] Georges Javel. Organisation et gestion de la production-4^{ième} édition : Cours, exercices et études de cas. Dunod, 2010.
- [8] François Monchy and Jean-Pierre Vernier. Maintenance-3^{ème} édition, Méthodes et organisations. Dunod, 2010.
- [9] Dekker, Rommert. Applications of maintenance optimization models: a review and analysis. *Journal of Reliability Engineering and System Safety* 51: 229–240, 1996.
- [10] Ranganath, Kothamasu. Samuel H, Huang. William H, Verduin. System health monitoring and prognostics: a review of current paradigms and practices, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 28, no. 9–10, pages 1012–102, 2006.
- [11] Mili, Aymen. Vers des méthodes fiables de contrôle des procédés par la maîtrise du risque : Contribution à la fiabilisation des méthodes de processus control d'une unité de recherche et de production de circuits semi-conducteurs. Thèse de doctorat, Spécialité: Génie industriel, Institut polytechnique de Grenoble ,2009.

- [12] Hoang, Anh. Energy efficiency-based prognostics for optimizing the maintenance decision-making in Industrial Systems .Thèse de doctorat, Spécialité: Automatic, Signal and Image Processing, Université de Lorraine, 2017.
- [13] Glade, Mathieu. Modélisation des coûts de cycle de vie : prévision des coûts de maintenance et de la fiabilité application à l'aéronautique. Thèse de doctorat, Spécialité : Génie Mécanique, Ecole centrale de Lyon, 2005.
- [14] Luce, S. Choice criteria in conditional preventive maintenance. *International Journal of Mechanical Systems and Signal Processing*, 1(3):163–168, 2010.
- [15] Soualhi, Abdenour. Du diagnostic de pannes des entraînements électriques. Thèse de doctorat, Spécialité : Génie électrique, Université Claude Bernard Lyon1, 2013.
- [16] Carnero. M. C. Selection of diagnostic techniques and instrumentation in a predictive maintenance program ; A case study : decision support Systems, vol.38: pp.539 - 555, 2005.
- [17] Bouaziz, Mohamed Farouk. E. ZAMAÏ, S. HUBAC .Modélisation de L'état De Sante D'un Equipement De, Fabrication Par Une Méthode Probabiliste : Applications Aux Ateliers Semi Conducteurs, Bordeaux – France, MOSIM'12 - 2012.
- [18] Hohmann, Christian. Techniques de productivité, 2009.
- [19] A. Jardine, Daming. Lin and D. Banjevic, “A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance”, *Mechanical systems and signal processing*, vol. 20, no. 7, 2006, pages 1483–1510.
- [20] Demri, Amel. Contribution à l'évaluation de la fiabilité d'un système mécatronique par modélisation fonctionnelle et dysfonctionnelle. Thèse de doctorat, Spécialité : Sciences de l'ingénieur, Université d'Angers. 2009.
- [21] Laronde, Rémi. Fiabilité et durabilité d'un système complexe dédié aux énergies renouvelables : Application à un système photovoltaïque. Thèse de doctorat, Spécialité : Sciences de l'ingénieur, Université d'Angers. 2011.
- [22] Schoenig, Raphaël. Définition d'une méthodologie de conception des systèmes mécatroniques surs de fonctionnement. Thèse de doctorat, Spécialité : Automatique, Institut National Polytechnique de Lorraine - INPL, 2004.
- [23] AFNOR. En 13306–x60-319 (2001). Terminologie de la maintenance, 2001.

- [24] Villemeur, Alain. Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels. Paris, « Collection de la direction des études et recherches d'Électricité de France, Ed. Eyrolles, Paris, 1988.
- [25] <http://www.afis.fr/nm-is/Pages/fonctionnement.aspx>.
- [26] Mortureux, Y. La sûreté de fonctionnement : méthodes pour maîtriser les risques. Techniques de l'Ingénieur, AG4670 :1–17. octobre 2001.
- [27] Henri. Procaccia, Patrick. Morilhat. "Fiabilité des structures des installations industrielles". Théorie et Applications de la mécanique probabiliste, 1996.
- [28] J.C. Laprie, J. Arlat, J- P. Blanquart, A. Costes, Y. Crouzet, Y. Deswarte, J- C. Fabre, H. Guillermain, M. Kaâniche, K. Kanoun, C. Mazet, D. Powell, and C. Rabéjac, P. Thévenod. "Guide de la sûreté de fonctionnement". 1995.
- [29] Harding, J. A, Shahbaz. M, Srinivas, S. Kusiak, A. Data Mining in Manufacturing: A Review. Journal of Manufacturing Science and Engineering, Volume 128, Issue 4, 969, 8 pages .2006.
- [30] Combacau, M. Berruet, P. Zamaï, E. Charbonnaud, P. Khatab, A. Supervision and monitoring of production systems. In Proc of MCPL, 6, Grenoble, July 5–8. N°. 00160.2000.
- [31] G, Zwingelstein. Diagnostic des défaillances : Théorie et pratique pour les systèmes industriels, Hermes.1995.
- [32] Ribot Pauline. Vers l'intégration diagnostic/pronostic pour la maintenance des systèmes complexes. Thèse de doctorat, Spécialité : Systèmes Automatiques, Université de Toulouse. 2009.
- [33] V, Venkatasubramanian. R, Rengaswamy. S, N, Kavuri. K, Yin. (2003). A review of process fault detection and diagnosis : Part III : Process history based methods. Computers and chemical engineering, 27(3), pp. 327–346 .
- [34] Noyes, Daniel and Peres, François. Analyse des systèmes - Sûreté de fonctionnement. Techniques de l'Ingénieur.
- [35] Pierre, devolder. ; Jacques, janssen. ; Raimondo, manca, Basic stochastic processes. livre : ISBN 978-1-84821-882-6,2015.
- [36] Y, Velenik. Cours Probabilités et Statistique, Université de Genève. 2012.
- [37] Alan .Ruegg, Probabilités et statistique, methods mathématique pour l'ingénieur 4^e édition, presses polytechnique et universitaires romandes.

- [38] Beleulmi, Salima. Contribution à l'analyse bayésienne en fiabilité et maintenabilité des systèmes mécaniques. Thèse de doctorat en sciences. Université des frères Mentouri Constantine.2016.
- [39] Ilya, Gertsbakh. Reliability theory: with applications to preventive maintenance. Springer Science and Business Media, 2000.
- [40] Gaudoin, O.(2011). Fiabilité des Systèmes et des Logiciel, Notes de cours. Ensimag-4^{ième} année. Université Joseph Fourier, Grenoble.
- [41] Platen, E. and Heath, D. (2010). A benchmark approach to quantitative finance. Springer Finance. Springer, Berlin, 2010.
- [42] Letot, Christophe. Maintenance prévisionnelle d'équipements industriels basée sur la modélisation, l'estimation et la simulation de lois de dégradation. Thèse de Doctorat, Université de Mons, 2013.
- [43] Rémi, R. Processus de Lévy et calcul stochastique. Document de travail, Université de Paris-Dauphine.2010.
- [44] Salami, Ali. Inférence statistique pour un modèle de dégradation en présence de variables explicative .Thèse de Doctorat. Université de Pau et des Pays de l'Adour, 2011.
- [45] Michale, L. Wenocur. A reliability model based on the gamma process and its analytic theory », advances in applied probability, vol 21, N 4, page 899-918, 1989.
- [46] Baussaron, Julien. Mise au point de modèles predictive de fiabilité dans un contexte de dégradation associé à des profils de mission. Thèse de Doctorat, Spécialité: Sciences de l'ingénieur, Université d'Angers.2011.
- [47] Julien, Hersant. Comparaison de plusieurs méthodes de calcul de fiabilité associées à la prediction de l'usure dans les contacts roulants ». Thèse de master SDS. Institut des sciences et techniques de l'ingénieur d'Angers. 2009.
- [48] LOUAHEM M'SABAH, Hanene. Modélisation du phénomène de dégradation des roulements par le processus Wiener et Gamma. Thèse de doctorat, spécialité mécanisation industrielle, université de 20 Août 1955-Skikda.
- [49] Balbir S, Dhillon. Reliability, quality, and safety for engineers. CRC Press, 2004.
- [50] AFNOR, Recueil des normes Françaises X 06, X 50, X 60, AFNOR ; 1985.
- [51] Przytula K.W, Dash D, Thompson D, "Evaluation of Bayesian networks used for diagnostics", proc. IEEE Vol.7, pp: 3177- 3187, Sep 2003.

- [52] Rudolph Frederick, Stapelberg. Handbook of reliability, availability, maintainability and safety in engineering design. Springer Science & Business Media, 2009.
- [53] Bruno, Baynat. Théorie des files d'attente. Des chaînes de Markov aux réseaux à forme produit. Editions Hermès- Lavoisier, 2000.
- [54] Carl, Adam .Petri, Communication with Automata, NEWYORK, 1962.
- [55] Koller, Glenn. Risk assessment and Decision Making in Business and Industry. A practical Guide. CRC Press LCC, 1999.
- [56] Finn -V, Jensen .Introduction to Bayesian networks.UCL Press, London.1996.
- [57] Naim P, Henri P, Vuillemin K, Leray P, Pourret O, Becker A. Réseaux bayésiens. 3éme édition, Eyrolles. 2007.
- [58] Philippe Weber, Gabriela Medina-Oliva, Christophe Simon, and Benoît Iung. Overview on Bayesian networks applications for dependability, risk analysis and maintenance areas. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 25(4): 671–682, 2012.
- [59] Philippe Weber and Christophe Simon. Réseaux bayésiens : un nouveau formalisme de modélisation pour la sûreté de fonctionnement. BIVI Maîtrise des risques, 2013.
- [60] Andrea Bobbio, Luigi, Portinale. Michele, Minichino. Ester, Ciancamerla. Improving the analysis of dependable systems by mapping fault trees into bayésien networks. Reliability Engineering & System Safety, 71(3):249–260, 2001.
- [61] Boudali, Hichem. Dugan, Bechta, Joanne. A continuous-time Bayesian network reliability modeling, and analysis framework. Reliability, IEEE Transactions on, 55(1) : 86–97, 2006.
- [62] Weber, Philippe. Lionel, Jouffe. Reliability modeling with dynamic Bayesian networks. In 5th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes (SAFEPROCESS'03), Washington, DC, USA, pages 57–62. IFAC, 2003.
- [63] Jose M. Bernardo and Adrian F. M. Smith, BAYESIAN THEORY. John Wiley & Sons, Inc, 1994.
- [64] Richard E. Neapolitan, Learning Bayesian Networks. Prentice Hall, publisher, 2003.

- [65] Pearl, Judea. (1988). Probabilistic reasoning in intelligent systems: Networks of plausible inference. Morgan – Kaufmann, San Diego
- [66] Kang C.W, Golay M.W. A Bayesian belief network-based advisory system for operational availability focused diagnosis of complex nuclear power system. Expert systems with applications 17, 21–32, 1999.
- [67] Mahadevan, Sankaran. Zhang R., Smith N. Bayesian networks for system reliability reassessment. Structural safety. 23(3), 231- 251, 2001.
- [68] Langseth .H and Portinale. L, “Bayesian networks in reliability. Reliability engineering & system safety. vol. 92, no. 1, pp. 92–108, 2007
- [69] Corset, F. (2003). Aide à l’optimisation de maintenance à partir de Réseaux Bayésiens et fiabilité dans un contexte doublement censuré. Doctorat de l’université Joseph Fourier Grenoble. Franc.
- [70] Boudali, H., Dugan, J.-B, A discrete-time Bayesian network reliability modeling and analysis framework. Reliability Engineering and System Safety. 87(3), 337-349, 2005
- [71] Lung, B., Verron, M., M.C. SUHNER., A. MULLER «Integration of Maintenance Strategies into Prognosis Process to Decision-Making Aid on System Operation» CIRP Annals - Manufacturing Technology, Volume 54, Issue 1, Pages 5-8, 2005.
- [72] Borgia, O., De Carlo, F., Peccianti, M., Tucci, M. The use of Dynamic Object Oriented Bayesian Networks in Reliability Assessment: a Case Study. Recent Advances in Maintenance and Infrastructure Management. Springer, London limited, England.
- [73] Simon, C., Weber, P. and Levrat, E. Bayesian networks and evidence theory to model complex systems reliability. Journal of Computers, Vol. 2, No. 1, pp.33–43, 2007.
- [74] Huang, Y. et al. Probability based vehicle fault diagnosis: Bayesian network method. Journal of Intelligent Manufacturing, Vol. 19, No. 3, pp.301– 311.2008.
- [75] Kannan, P.R. Bayesian networks: application in safety instrumentation and risk reduction’, ISA Transactions, Vol. 46, No. 2, pp.255–259.2007.
- [76] Donat R, Thèse de doctorat « Modélisation de la fiabilité et de la maintenance par modèles Graphiques probabilistes .Application à la prévention des ruptures de rails. Institut national des sciences appliquées de Rouen, 2009.

- [77] Khakzad, N., Khan, F. and Amyotte, P. (2011) ‘Safety analysis in process facilities: comparison of fault tree and Bayesian network approaches’, *Reliability Engineering and system safety*, Vol. 96, No. 8, pp.925–932, <http://dx.doi.org/10.1016/j.ress.2011.03.012>.
- [78] Verron, Sylvain. diagnostic et surveillance des processus complexes par réseaux bayésiens. Thèse de doctorat, Spécialité : Sciences de l'ingénieur, université d'angers, 2007.
- [79] Patrick Naim, Pierre-Henri Vuillemin, Philippe Leray. Olivier Pourret, et Anna, Becker. Réseaux bayésiens - 2^{ème} édition. Eyrolles, 2004.
- [80] Pearl, Judea. Probabilistic reasoning in intelligent system: networks of plausible inference. Morgan Kaufmann, 2nd edition 1997.
- [81] Pages. A and M. Gondran. “Fiabilité des systèmes”. Ed Eyrolles. 1980.
- [82] C. Robert. The Bayesian choice: from decision-theoretic foundations to computational implementation. Springer Verlag, 2^{ème} édition, 2006.
- [83] Pournara and L. Wernisch. Reconstruction of gene networks using Bayesian Learning and manipulation experiments. *Bioinformatics*, 20 (17) :2934–2942, 2004.
- [84] Hauser and P. Bühlmann. Two optimal strategies for active Learning of causal models from interventions. In *Proceedings of the Sixth Edition of European Workshop on Probabilistic Graphical Models, PGM'12*, pages 123–130, 2012.
- [85] Pearl, Judea., Paz, A. Graphoids : A graph-based logic for reasoning about relevance relations. Technical report, R-53, CSD-850038. Cognitive Systems Laboratory, University of California, Los Angeles.1985.
- [86] H. Procaccia, L. Piepszownik, and C. Clarotti. "Fiabilité des équipements et théorie de la décision statistique fréquentielle et bayésiens". Ed Eyrolles. 1992.
- [87] P. Leray, S. Meganek, S. Maes, and B. Manderick. Causal graphical models with latent variables : Learning and inference. *Innovations in Bayesian networks*, 156 :219–249, 2008.
- [88] Darwiche, Adnan. What are Bayesian networks and why are their applications growing across all fields. *Comm. ACM*, vol. 53, no. 12, 80–90.2010.
- [89] Dawid, Alexander Philip. Conditional Independence in statistical theory. *Journal of the royal statistical Society*, vol. 41, pages 1-31.1979

- [90] Verma, T., Pearl, J. (1991). Equivalence and Synthesis of Causal Models. In M. Henrion, Proceedings of the Sixth Conference on Uncertainty in AI, pages 220-227, San Francisco.
- [91] J. Ringler, "Utilisation des techniques bayésiens dans le cas de système complexe. Revue de Statistique Appliqué", vol XXVII n°2. 1979.
- [92] Kjarulff, Uffe. Reduction of computationnel complexity in Bayesian networks through removal of weak dependences. In Proceedings of the tenth international conference on uncertainty in artificial intelligence, Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1994.
- [93] Bruce D'Ambrosio. Incremental probabilistic inference. In Proceedings of the Ninth international conference on Uncertainty in artificial intelligence. Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1993.
- [94] C. Robert, "L'analyse statistique bayésiens". Edition ECONOMICA, 1992.
- [95] R. Robinson. Counting unlabeled acyclic digraphe. Combinatorial mathematics V, 622 : 28–43,1977.
- [96] P. Spirtes, C. Glymour et R. Scheines. Causation, Prediction and Search. MIT Press, 2001.
- [97] Frank, Jensen and SK Anderson. Approximations in Bayesian belief univers for Knowledge based Systems. arXiv preprint arXiv : 1304.1101, 2013.
- [98] Eric J, Horvitz, Jaap Suermondt, and Gregory F Cooper. Bounded conditioning : Flexible inference for décisions under scarce resources. arXiv preprint arXiv : 1304.1512, 2013.
- [99] Judea, Pearl. Probabilistic reasoning in intelligent Systems : networks of plausible inference. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, 1988.
- [100] Bruce, D'Ambrosio. Incremental Probabilistic inference. In Proceedings of the Ninth international conference on Uncertainty in artificial intelligence, pages 301–308. Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1993.
- [101] Max Henrion. Propagating uncertainty in Bayesian networks by Probabilistic logic sampling. In *UAI*, pages 149–164, 1986.
- [102] F. Jensen, Introduction to Bayesian networks. UCL Press, Londres, 1996.
- [103] Ross D, Shachter and Mark Alan Peot. Simulation approaches to general Probabilistic inference on belief networks. arXiv preprint arXiv : 1304.1526, 2013.

- [104] Robert Fung and Brendan Del Favero. Backward simulation in Bayesian networks. In Proceedings of the Tenth international conference on Uncertainty in artificial intelligence, pages 227–234. Morgan Kaufmann, Publishers Inc., 1994.
- [105] Thomas Dean and Keiji Kanazawa. A model for reasoning about persistence and causation. *Computational intelligence*, 5(2) :142–150,1989.
- [106] D. Koller et A. Pfeffer. Object-oriented bayesian networks. Dans Proceedings of the UAI-97, pages 302–313, 1997.
- [107] Kahan N'GUESSAN, Méthodes et outils d'aide au diagnostic et à la maintenance des tableaux électriques généraux par le suivi des grandeurs physiques caractéristiques et de leur fonctionnement. Thèse de doctorat, Spécialité : Génie Electrique, INP Grenoble, France, 07 décembre 2007.
- [108] N. D. Singpurwalla, *Reliability and Risk : A Bayesian Perspective*. John Wiley & Sons Ltd, ISBN-10 : 0-470-85502-9, 2006.
- [109] F. V. Jensen, T. D. Nielsen, *Bayesian Networks and Decision Graphs*. Second Edition in Information Science and Statistics Springer ISBN-10: 0-387-68281-3, 2007.
- [110] W. Watthayu, Y.Peng, A Bayesain Network based framework for multi-criteria decision making. MCDM 2004, Whistler, B. C. Canada Août 6-11, 2004.
- [111] Houhou, Mourad. Youcef, Smaili. Smail, Adjerid. The Ardebayes Approach For The Reliability Evaluation. *Academic Journal of Science*, ISSN: 2165-6282 : 1(2):65–72. 2012.
- [112] Lakehal, Abdelaziz. Une nouvelle méthode de diagnostic basée sur la conversion de l'arbre de défaillance en réseau Bayésien. ICIEM'14, International Conference on Industrial Engineering and Manufacturing, Batna University, Algeria May, 11-13, 2014.
- [113] **M. MEDKOUR**, L. KHOCHMANE, A. BOUZAOUIT, O. BENNIS. « Transformation of Fault Trees into Bayesian Networks Methodology for Fault Diagnosis ». *MECHANIKA*. Volume. 23 (2017) N° (6). ISSN 1392-1207. Page: 891-899. Université de technologie Kaunas, Lituanie.
- [114] Sou-Sen, Leu. Ching-Miao, Chang.2013, Bayesian-network-Based Safety Risk Assessment for Stee Construction Projets. Doi. org/10.1016/j.aap.2013.02.019.

- [115] **Malika, MEDKOUR. A, BOUZAOUT.** « Diagnostic des défauts par la conversion d'un arbre de défaillance en réseau bayésien ». La Maintenance et la Sécurité Industrielle. (ICM'2015). Constantine. ISBN-978-9947-0-4506-0.

Annexe

Annexe A :

Notions de graphe et notions de Probabilités

Annexe B :

Probabilités a posteriori du premier scénario en fonction de β et η

Annexe C :

Publication et communication relatives à ce travail

Annexe A :

Notions de graphe et notions de Probabilités

La structure d'un réseau Bayésien où la structure graphique du modèle historique que nous manipulons dans ce mémoire s'apparente à un graphe orienté modélisant des relations de causes à effets. Aussi, dans cette annexe, nous proposons quelques notions de base concernant ces graphes.

Arbres et Polyarbres : Une arborescence est un graphe orienté sans circuits dans lequel chaque nœud possède au plus un parent ; le graphe non-orienté sous-jacent à une arborescence est appelé arbre. Il est caractérisé par le fait qu'il ne contient pas de cycle. Plus généralement, un graphe orienté tel que, s'il existe un chemin entre deux nœuds, celui-ci est unique, est appelé polyarbre.

La figure A.1 illustre ce qu'est un polyarbre. Dans ce cas, la propagation de l'information est plus complexe, car l'information peut circuler d'un parent à un autre.

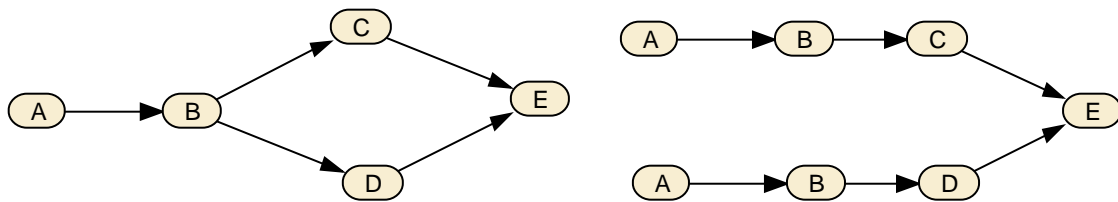


Fig. A. 1 : Exemple d'un polyarbre

Selon la figure A.1, nous pouvons écrire que :

$$p\left(\frac{E}{A}\right) = \sum_B p\left(\frac{E}{B, A}\right) \cdot p(B|A) \quad (\text{A.1})$$

Probabilité : soit Ω un ensemble fini non vide, $(\mathcal{E}, \cap, \cup)$ une algèbre sur Ω ($\mathcal{E} \in 2^\Omega$, l'ensemble des parties de Ω). Soit $P : \mathcal{E} \rightarrow [0,1]$ une fonction à valeurs réelles. P est une probabilité sur (Ω, \mathcal{E}) si et seulement si elle vérifie que :

- $\forall A \in \mathcal{E} \leq P(A) \leq 1$;
- $\forall A, B \in \mathcal{E} [A \cap B = \emptyset] \Rightarrow P(A \cup B) = P(A) + P(B)$. A et B sont alors dits mutuellement exclusifs ;
- $P(\Omega) = 1$ et donc $P(\emptyset) = 0$.

Variable aléatoire : Une variable aléatoire est une fonction X définie sur Ω :

$$X : \Omega \rightarrow D_x$$

$$w \rightarrow X(w)$$

Pour $x \in D_x$, nous notons alors $X = x$ l'événement $w \in \Omega \mid X(w) = x$ est le domaine de définition de X .

Probabilités jointes : la probabilité jointe entre deux variable aléatoire X et Y est représentée par $P(x, y) = P(X = x, Y = y)$, pour $x \in D_x$ et $y \in D_y$. Si X et Y sont indépendants, nous obtenons : $P(x, y) = P(x).P(y)$. si la valeur de Y est connue, la probabilité de $X = x$ dans ce cas est calculée par $P(x/y) = P(X = x/Y = y)$. appelée également probabilité conditionnelle, elle est représenté par :

$$p(x/y) = \frac{P(x, y)}{p(y)} \quad (\text{A.2})$$

Si X et Y sont indépendants, nous pouvons obtenir :

$$p(x/y) = \frac{P(x, y)}{p(y)} = p(x) \quad (\text{A.3})$$

Probabilités marginale : la donnée d'une probabilité jointe d'ensemble de variables permet de retrouver la probabilité jointe de chacun de ses sous-ensembles. C'est ce que nous appelons une probabilité marginale. Par conséquent, si deux ensembles de variables X et Y sont disponibles, la règle de marginalisation :

$$P(X) = \sum_y P(X, y) = \sum_y P(X/y)P(y) \quad (\text{A.4})$$

Théorème de Bayes : le théorème de Bayes est plus qu'un théorème opératoire. Il est à la base de tout un pan de la statistique ; la statistique bayésienne. Il est défini comme suit :

$$P(a/b) = \frac{P(b/a)P(a)}{P(b)} \quad (\text{A.5})$$

Plus généralement,

$$P(a/b, c) = \frac{P(b/a, c)P(a/c)}{P(b/c)} \quad (\text{A.6})$$

Annexe B :

Probabilités a posteriori du premier scénario en fonction de β et η .Cas $\beta = 2.39841432004569$ et $\eta = 2356,42450465193$

M51	M52	M11	M12	M3
0,990235732388816	0,931144192251751	0,447709509947449	0,691071347381038	0,497330452323905
M4	M221	M222	M21	H111
0,398010678880692	0,378262217337653	0,781885095025758	0,0705493238230307	0,768006961323444
H112	H113	H114	H12	H21
0,388121549913899	0,947309776393197	0,507186809422769	0,329606622816955	0,843350737440818
H22	H23	H24	H3	E5
0,621414223609767	0,731067868493532	0,873912289984028	0,417856132732966	0,869140480292654
E41	E42	E3	E2	E1
0,467604843812508	0,738707097581854	0,612278853819980	0,291780937241808	0,517008587500904

Cas $\beta = 2,87418034724073$ et $\eta = 2356,42450465193$

M51	M52	M11	M12	M3
0,998114132112743	0,961327666376542	0,414532690840264	0,702623697043528	0,471975057581737
M4	M221	M222	M21	H111
0,358296779594210	0,336372246398241	0,808946074224255	0,0426158891801201	0,793028390525403
H112	H113	H114	H12	H21
0,347285859328546	0,973909869154511	0,483514149008587	0,283524112084835	0,876952603055007
H22	H23	H24	H3	E5
0,619291221493957	0,749989213237860	0,908595027459193	0,380579175048606	0,903779900945953
E41	E42	E3	E2	E1
0,437424396582069	0,758957457770674	0,608347835051772	0,243720837198841	0,495049873829442

Cas $\beta = 3,34994637443577$ et $\eta = 2356,42450465193$

M51	M52	M11	M12	M3
0,999796901251965	0,980820217616482	0,382910347928352	0,714097803292613	0,447290103238719
M4	M221	M222	M21	H111
0,321441887776202	0,297968397085814	0,834567068161201	0,0255910565743149	0,816989911412578
0,309616018253260	0,989077371265995	0,460385594096202	0,242690103006194	0,906338819100558
H22	H23	H24	H3	E5
0,617168639496319	0,768519334095143	0,936967401647646	0,345591436432781	0,932464047724370
E41	E42	E3	E2	E1
0,408393381493954	0,778713943367965	0,604419449879842	0,202427679384196	0,473524807048825

Cas $\beta = 3,82571240163081$ et $\eta = 2356,42450465193$

M51	M52	M11	M12	M3
0,999990089035293	0,991822425739679	0,352933336645281	0,725479887059034	0,423339262970831
M4	M221	M222	M21	H111
0,287496632192946	0,263052287702771	0,858535333038142	0,0153133447193597	0,839725179378270
H112	H113	H114	H12	H21
0,275140982911088	0,996285715021141	0,437856466580282	0,206871016751122	0,931196390726958
H22	H23	H24	H3	E5
0,615046545657815	0,786590942080779	0,958971300927858	0,312971762507224	0,955067552171110
E41	E42	E3	E2	E1
0,380596424580068	0,797892654515515	0,600494115908009	0,167346793280721	0,452480287911574

Cas $\beta = 4,30147842882585$ et $\eta = 2356.42450465193$

M51	M52	M11	M12	M3
0,999999834569422	0,997098744319823	0,324655263902884	0,736756050372817	0,400173797923924
M4	M221	M222	M21	H111
0,256436352256190	0,231534297206564	0,880666941034874	0,00914397073638307	0,861082953191262
H112	H113	H114	H12	H21
0,243806322099867	0,999023761621904	0,415972743342612	0,175714928063878	0,951446917485713
H22	H23	H24	H3	E5
0,612925007580330	0,804138120336605	0,975017115779356	0,282739866879016	0,971892228156388
E41	E42	E3	E2	E1
0,354092772495035	0,816412262252048	0,596572245303342	0,137814761886764	0,431956373230284

Cas $\beta = 2,39841432004569$ et $\eta = 2530,00702129508$

M51	M52	M11	M12	M3
0,979828935872007	0,895269482290424	0,393852483119361	0,628623792524908	0,440111748355409
M4	M221	M222	M21	H111
0,348169880130464	0,330183649446470	0,723092349801120	0,0598301561609844	0,708307168343091
H112	H113	H114	H12	H21
0,339151822273122	0,916424939070862	0,449383726623414	0,286244410580773	0,790536005576407
H22	H23	H24	H3	E5
0,559161283937027	0,669602832114815	0,825567777287311	0,366337873711620	0,820017292899038
E41	E42	E3	E2	E1
0,412318315293545	0,677534871322119	0,550207793521293	0,252431071982182	0,458652134640643

Cas $\beta = 2,87418034724073$ et $\eta = 2530,00702129508$

M51	M52	M11	M12	M3
0,993989373641365	0,929464322935972	0,353659179516184	0,627930177222639	0,405844592481989
M4	M221	M222	M21	H111
0,303480296703173	0,284140407089049	0,740595196592355	0,0348808168663873	0,723107547211889
H112	H113	H114	H12	H21
0,293752428789042	0,948823961929634	0,416451286499470	0,237997787368945	0,818782008945955
H22	H23	H24	H3	E5
0,544920299693644	0,677002661392257	0,857782442954105	0,323261408562426	0,851703969804906
E41	E42	E3	E2	E1
0,374337104597712	0,686479958218367	0,534284170125450	0,203660523612973	0,427098746463769

Cas $\beta = 3,34994637443577$ et $\eta = 2530,00702129508$

M51	M52	M11	M12	M3
0,998769661707347	0,955672615247471	0,316452104747038	0,627236576732782	0,373304568840531
M4	M221	M222	M21	H111
0,263334851936214	0,243323273666883	0,757797211302944	0,0202241161097004	0,737734790060103
H112	H113	H114	H12	H21
0,253235061099557	0,971557786919386	0,385036609130429	0,196745903523923	0,845309376844628
H22	H23	H24	H3	E5
0,530798671399008	0,684383017387152	0,886783041876096	0,284076514757447	0,880455020679669
E41	E42	E3	E2	E1
0,338797761371258	0,695389986798568	0,518526740380921	0,163274742404949	0,396868611741837

Cas $\beta = 3,82571240163081$ et $\eta = 2530,00702129508$

M51	M52	M11	M12	M3
0,999846021498859	0,974320003196074	0,282273443048461	0,626542993490681	0,342582308917482
M4	M221	M222	M21	H111
0,227611172587516	0,207502562909303	0,774646135736274	0,0116888887085558	0,752158483458560
H112	H113	H114	H12	H21
0,217426883744462	0,985924988139790	0,355230382039390	0,161875695550701	0,869876044348509
H22	H23	H24	H3	E5
0,516812331148780	0,691740507228276	0,912241497532954	0,248743381906304	0,905948915097554
E41	E42	E3	E2	E1
0,305773135315295	0,704258814302868	0,502956854049907	0,130238137001317	0,368050228728405

Cas $\beta = 4,30147842882585$ et $\eta = 2530,00702129508$

M51	M52	M11	M12	M3
0,999989885271299	0,986479696416336	0,251086670303373	0,625849429926908	0,313726036602992
M4	M221	M222	M21	H111
0,196075506002418	0,176330368386863	0,791090314767969	0,00674342753584067	0,766348197564762
H112	H113	H114	H12	H21
0,186039594242702	0,993938767387234	0,327087136871030	0,132670443507796	0,892281348799781
H22	H23	H24	H3	E5
0,502976083132379	0,699071699750304	0,933971366016303	0,217122079347588	0,927983267552247
E41	E42	E3	E2	E1
0,275272503229012	0,713080229353872	0,487594064005030	0,103470578436813	0,340701682625780

Cas $\beta = 2,39841432004569$ et $\eta = 2703,58953793824$

M51	M52	M11	M12	M3
0,964176878219122	0,854032796146898	0,347517628989270	0,570355052263407	0,390232048898310
M4	M221	M222	M21	H111
0,305804404466447	0,289500399860591	0,665506799098637	0,0512569234689915	0,650333370671096
H112	H113	H114	H12	H21
0,297621630772012	0,879585852855916	0,398854839298130	0,249937262849871	0,736367887367072
H22	H23	H24	H3	E5
0,502699588860214	0,611131145387086	0,774466859418614	0,322340525655733	0,768360408075715
E41	E42	E3	E2	E1
0,364508792038764	0,619107513886990	0,494098229674426	0,219735886283318	0,407495688893563

Cas $\beta = 2,87418034724073$ et $\eta = \eta = 2703,58953793824$

M51	M52	M11	M12	M3
0,985392035317199	0,888217978678489	0,302774644881067	0,558244944999857	0,349630431957415
M4	M221	M222	M21	H111
0,258337086484793	0,241360159871871	0,672104622879702	0,0289125907774565	0,653942219712834
H112	H113	H114	H12	H21
0,249787686066315	0,914251751821528	0,359239614299187	0,201171708980511	0,756214556334897
H22	H23	H24	H3	E5
0,478256072959156	0,606973355972071	0,800457674788051	0,275786238919854	0,793435735026421
E41	E42	E3	E2	E1
0,321259131448996	0,616527554327998	0,468199539834901	0,171539861281053	0,368916282465317

Cas $\beta = 3,34994637443577$ et $\eta = \eta = 2703,58953793824$

M51	M52	M11	M12	M3
0,995322139961979	0,917506374865931	0,262599945932135	0,546208719764205	0,312127946057472
M4	M221	M222	M21	H111
0,217064233194960	0,200080607963749	0,678688771871735	0,0162259057663982	0,657548901007148
H112	H113	H114	H12	H21
0,208481302568790	0,942174048169919	0,322457893241980	0,160891988363691	0,775600542791601
H22	H23	H24	H3	E5
0,454412224766505	0,602818678082594	0,825221536174983	0,234764842747785	0,817442443202546
E41	E42	E3	E2	E1
0,281964902393943	0,613948346249972	0,443016176706403	0,133010517502717	0,332915721348214

Cas $\beta = 3,82571240163081$ et $\eta = \eta = 2703,58953793824$

M51	M52	M11	M12	M3
0,998897819712915	0,941632300378222	0,226867727924354	0,534256680377968	0,277758638444548
M4	M221	M222	M21	H111
0,181565785795573	0,165083384740371	0,685256872155361	0,00908011475401294	0,661153044853817
H112	H113	H114	H12	H21
0,173206172348842	0,963391932458701	0,288561904851320	0,128026858107107	0,794447263835821
H22	H23	H24	H3	E5
0,431227200365249	0,598667603716155	0,848570805104721	0,198991252035376	0,840213042985463
E41	E42	E3	E2	E1
0,246579078880420	0,611370010738830	0,418614474570615	0,102597788462965	0,299560492361678

Cas $\beta = 4,30147842882585$ et $\eta = \eta = 2703,58953793824$

M51	M52	M11	M12	M3
0,999824085426533	0,960636691884475	0,195340472653493	0,522398556893096	0,246474885582706
M4	M221	M222	M21	H111
0,151304720843383	0,135683345474851	0,691806523751585	0,00507318546680080	0,664754278675126
H112	H113	H114	H12	H21
0,143353043586762	0,978462982124944	0,257529283553922	0,101467097774137	0,812678282388888
H22	H23	H24	H3	E5
0,408749486191091	0,594520618025550	0,870338469599567	0,168061031088534	0,861595416229512
E41	E42	E3	E2	E1
0,214953237433440	0,608792667909421	0,395047220640007	0,0788221055736530	0,268849586757347

Cas $\beta = 2,39841432004569$ et $\eta = 2877,17205458139$

M51	M52	M11	M12	M3
0,943164454513846	0,809398506097257	0,307726491154365	0,516966939709907	0,346944276531066
M4	M221	M222	M21	H111
0,269770375340522	0,255021696003192	0,610660779719533	0,0443104724893429	0,595495080426717
H112	H113	H114	H12	H21
0,262362266329045	0,838513551014244	0,354906676167658	0,219425133719707	0,682843632352807
H22	H23	H24	H3	E5
0,452125853966452	0,556723710204426	0,722742127647226	0,284778174919801	0,716288001442631
E41	E42	E3	E2	E1
0,323282774120102	0,564566691255977	0,443973292126427	0,192427192658706	0,362901653095801

Cas $\beta = 2,87418034724073$ et $\eta = 2877,17205458139$

M51	M52	M11	M12	M3
0,970813818350401	0,839962653605717	0,260353587843824	0,495000883462688	0,302154614743327
M4	M221	M222	M21	H111
0,221133533985925	0,206252506363076	0,606410081993342	0,0242354307424547	0,588260191481666
H112	H113	H114	H12	H21
0,213632712201595	0,871786909984480	0,310787155543646	0,171240028327227	0,692816192758264
H22	H23	H24	H3	E5
0,419596827574091	0,542022607936535	0,740182010488700	0,236486752552323	0,732558062922872
E41	E42	E3	E2	E1
0,276787275974938	0,551351138557996	0,410256442142299	0,145609555482864	0,319501776652798

Cas $\beta = 3,34994637443577$ et $\eta = 2877,17205458139$

M51	M52	M11	M12	M3
0,987162980179747	0,868079342059476	0,219097380038745	0,473468910700346	0,261954502424730
M4	M221	M222	M21	H111
0,180171106123230	0,165762723689082	0,602162707063007	0,0131929879164705	0,581041399775671
H112	H113	H114	H12	H21
0,172882341706012	0,901133601981622	0,270965188411688	0,132733192494985	0,702739515475831
H22	H23	H24	H3	E5
0,388526474753383	0,527452650821327	0,757324662771185	0,195250499962983	0,748592071225258
E41	E42	E3	E2	E1
0,235787546790699	0,538231254223967	0,378177735699193	0,109410655279983	0,280113796232644

Cas $\beta = 3,82571240163081$ et $\eta = 2877,17205458139$

M51	M52	M11	M12	M3
0,995335057294183	0,893449182069792	0,183554797923508	0,452417957656019	0,226215091628545
M4	M221	M222	M21	H111
0,146078372216863	0,132553144437884	0,597919179719273	0,00716341663820197	0,573841145413916
H112	H113	H114	H12	H21
0,139211451003423	0,926229864760554	0,235351900862041	0,102349200412191	0,712604950106205
H22	H23	H24	H3	E5
0,359005050952429	0,513031168048699	0,774118432815342	0,160440385410757	0,764348764033919
E41	E42	E3	E2	E1
0,200005443541694	0,525220088717243	0,347828126738383	0,0817800387382472	0,244684149729822

Cas $\beta = 4,30147842882585$ et $\eta = 2877,17205458139$

M51	M52	M11	M12	M3
0,998660152372982	0,915856536931872	0,153205155089894	0,431888107122926	0,194695531026995
M4	M221	M222	M21	H111
0,117969258196666	0,105573564651574	0,593680017257562	0,00388411543030021	0,566661801164605
H112	H113	H114	H12	H21
0,111652900973879	0,946957939086156	0,203750807223977	0,0786045421213738	0,722403755074122
H22	H23	H24	H3	E5
0,331088409429046	0,498774200958936	0,790512247005540	0,131325259662355	0,779787098894565
E41	E42	E3	E2	E1
0,169043538962695	0,512329866607644	0,319258823935222	0,0608886684888619	0,213056777873446

Cas $\beta = 2,39841432004569$ et $\eta = 3050,75457122454$

M51	M52	M11	M12	M3
0,917232145004628	0,763143252178670	0,273536566458874	0,468625786681275	0,309432467802684
M4	M221	M222	M21	H111
0,239048665189164	0,225711591909241	0,559417706431541	0,0386160796524467	0,544543010937844
H112	H113	H114	H12	H21
0,232345221904783	0,794915959358136	0,316754460365778	0,193662930788906	0,631323533245000
H22	H23	H24	H3	E5
0,407164841365314	0,506840241234192	0,671973113864725	0,252656358497588	0,665348103379669
E41	E42	E3	E2	E1
0,287742421662379	0,514430942299915	0,399506993213087	0,169483801710785	0,324118339285409

Cas $\beta = 2,87418034724073$ et $\eta = 3050,75457122454$

M51	M52	M11	M12	M3
0,949532122588086	0,787413320950053	0,224966792418952	0,438604380962207	0,262145977024116
M4	M221	M222	M21	H111
0,190378535361763	0,177326147877043	0,545225209555007	0,0205187028211274	0,527565821500875
H112	H113	H114	H12	H21
0,183794660115608	0,823734176315616	0,269866463128889	0,146764077124931	0,631165430071801
H22	H23	H24	H3	E5
0,368544919002828	0,483107765691473	0,679835852416862	0,203885664144789	0,671914805312800
E41	E42	E3	E2	E1
0,239543564676821	0,492018966268870	0,359968308666960	0,124518482334515	0,277675572645211

Cas $\beta = 3,34994637443577$ et $\eta = 3050,75457122454$

M51	M52	M11	M12	M3
0,972105862548501	0,810738450365298	0,183916095082180	0,409713462076017	0,220907327487549
M4	M221	M222	M21	H111
0,150630433938386	0,138381864992710	0,531150869140027	0,0108549681037449	0,510789653660137
H112	H113	H114	H12	H21
0,144429501573328	0,850679705790086	0,228732804271603	0,110444274993886	0,631007327074787
H22	H23	H24	H3	E5
0,332513375599628	0,459923571730241	0,687675099634135	0,163490588983994	0,678468029845554
E41	E42	E3	E2	E1
0,198277745921746	0,470068164037217	0,323243500780444	0,0908315538078217	0,236695714967781

Cas $\beta = 3,82571240163081$ et $\eta = 3050,75457122454$

M51	M52	M11	M12	M3
0,986294760710735	0,832967764010455	0,149625947450105	0,382037120625689	0,185328237750171
M4	M221	M222	M21	H111
0,118570365481036	0,107430092044610	0,517210473798385	0,00572930161671792	0,494239671698484
H112	H113	H114	H12	H21
0,112909921967385	0,875496007633097	0,193025606416158	0,0826768825693789	0,630849224283076
H22	H23	H24	H3	E5
0,299136220863681	0,437343278478010	0,695486754864519	0,130438732270628	0,685005437678523
E41	E42	E3	E2	E1
0,163347997762227	0,448627638402587	0,289386008387730	0,0659155408226374	0,200906713280704

Cas $\beta = 4,30147842882585$ et $\eta = 3050,75457122454$

M51	M52	M11	M12	M3
0,994152288377323	0,853962158536656	0,121250358301124	0,355634608891746	0,154902319170969
M4	M221	M222	M21	H111
0,0929590722713007	0,0830666695231506	0,503418700164993	0,00302026089364382	0,477938692994439
H112	H113	H114	H12	H21
0,0879144512024956	0,897975784359106	0,162297669489779	0,0616486472391454	0,630691121725777
H22	H23	H24	H3	E5
0,268411698404594	0,415413061926342	0,703266670903702	0,103652579505729	0,691524663872196
E41	E42	E3	E2	E1
0,134052207742358	0,427739042934117	0,258375213035434	0,0476552732603944	0,169917305654934

Annexe C :**Publication et communication relatives à ce travail**

- M. MEDKOUR, L. KHOCHMANE, A. BOUZAOUIT, O. BENNIS. « Transformation of Fault Trees into Bayesian Networks Methodology for Fault Diagnosis ». MECHANIKA. Volume. 23 (2017) N° (6). ISSN 1392-1207. Page: 891-899. Université de technologie Kaunas, Lituanie.
- Malika, MEDKOUR. A, BOUZAOUIT. « Analyse de la sûreté de fonctionnement des machines tournantes par les Réseaux bayésiens». International Seminar in Industrial Engineering and Applied Mathematics (ISIEAM'2018). Skikda.
- Malika, MEDKOUR. Lakhdar, KHOCHMANE. « Bayesian network and fault tree tool used in reliability and safety analysis of process system ». Journée des Doctorants en Automatique, électronique, énergies renouvelables et protection de l'environnement. (JDDOCS 2017). Skikda.
- Malika, MEDKOUR. Amina, GABOUR. « Contribution à l'aide de la décision pour le diagnostic industriel par les modèles stochastiques ». International conference on Technological Advances in Electrical Engineering. (CEE 2016). Batna 2.
- Malika, MEDKOUR. Wafa, KRIKA. « Bayesian approach applied to analyzing reliability of rotating machinery ». conférence national .Maintenance-qualité. (CNMQ 2016). Oran 2.
- Malika, MEDKOUR. Amina, GABOUR. « Contribution by using Bayesian Network for fault Diagnosis of an Asynchrones Motor process system ». International conference on Technological Advances in Electrical Engineering. (ICTAEE2016). Skikda.
- Malika, MEDKOUR. A, BOUZAOUIT. « Diagnostic des défauts par la conversion d'un arbre de défaillance en réseau bayésien ». La Maintenance et la Sécurité Industrielle. (ICM'2015). Constantine. ISBN-978-9947-0-4506-0.
- Malika, MEDKOUR. A, BOUZAOUIT. « Diagnostic des défauts par réseau bayésien basé sur la méthodologie Ardweibull : Etude de cas d'une motopompe ». 3ème Conférence internationale sur la Maintenance et la Sécurité Industrielle. (CIMSI'2015). Skikda.