

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



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



N° de série :04/D3C/2022

N° d'ordre :04/Tr/2022



Thèse

Pour l'obtention du diplôme de

Doctorat 3ème cycle

Domaine: Sciences et Technologie

Filière : Hygiène & Sécurité Industrielle

Spécialité : Hygiène & Sécurité Industrielle

Présentée par: **DAHIA Zakaria**

Thème

Optimisation des maintenances préventives des systèmes technologiques en tenant compte de leurs niveaux de performances et de leurs dégradations

Soutenue le 21 /12/2022

Devant le Jury :

Pr. KHOLAI Omar	Prof	Université des Frères Mentouri Constantine 1	Président
Pr. BELLAOUAR Ahmed	Prof	Université des Frères Mentouri Constantine 1	Rapporteur
Pr. DRON Jean-Paul	Prof	Université Reims Champagne Ardenne	Co-Rapporteur
Dr. MOUDA Mohamed	MCA	Université Mostafa Ben Boulaid Batna 2	Examineur
Dr. BOUYAYA Linda	MCA	Université des Frères Mentouri Constantine 1	Examinatrice
Dr. MOUADJI Youcef	MCA	Ecole Nationale de Polytechnique de Constantine	Examineur

Dédicaces

À la mémoire de mon Père

A l'être le plus chère de ma vie, ma mère.

*A mes chères Frères et Sœurs qui m'avez toujours soutenu et
encouragé durant ces années d'étude.*

À toute la famille

À tous ceux qui me sont cher(e)s

À mes enseignant(e)s

Zakaria

Remerciements

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

Mes premiers remerciements vont à mon Directeur de thèse, monsieur BELLAOUAR Ahmed, Professeur à l'Université des Frères Mentouri, Constantine 1. Qu'il trouve ici ma profonde gratitude et ma reconnaissance pour les efforts fournis et les conseils prodigués, son soutien et encouragement m'ont permis de mener ce travail à bien et dans les meilleures conditions. Je remercie ainsi mon Co- encadreur le professeur DRON Jean-Paul

Je remercie Professeur KHOLAI Omar de l'Université des Frère Mentouri Constantine 1 d'avoir accepté de présider le jury de ma thèse. Je remercie très sincèrement, les membres de jury d'avoir bien voulu accepter de faire partie de la commission d'examineur:

Monsieur MOUDA Mohamed MCA à l'Université Mostafa Ben Boulaïd Batna 2 pour avoir accepté d'examiner mon travail.

Monsieur MOUADJI Youcef MCA à l'Ecole Nationale de Polytechnique de Constantine pour avoir accepté d'examiner mon travail.

Madame BOUYAYA Linda MCA à l'Université des Frère Mentouri Constantine 1 pour avoir accepté d'examiner mon travail.

Je tiens à remercier également les ingénieurs de maintenance de l'entreprise boissons Atlas Bottling Corporation (Pepsi) de Rouiba.

Le plus valeureux remerciement est à ma famille, qui m'a transmis tout ce qui est beau, qui étaient patients, en me soutenant tout au long de ma vie afin d'atteindre mes objectifs.

Finalement, j'adresse mes remerciements les plus chaleureux à mes amis, et toutes les personnes qui m'ont aidé de près ou de loin par le fruit de leur connaissance dans la réalisation de ce modeste travail.

Liste des Figures

FIGURE 1. 1 ÉVOLUTION DE LA MAINTENANCE	5
FIGURE 1. 2 LES DIFFÉRENTES POLITIQUES DE MAINTENANCE.....	7
FIGURE 1. 3 L'INTENSITÉ DE DÉFAILLANCE CAS D'UNE MAINTENANCE PARFAITE (AGAN).....	10
FIGURE 1. 4 L'INTENSITÉ DE DÉFAILLANCE CAS D'UNE MAINTENANCE MINIMALE (ABAO).....	11
FIGURE 1. 5 L'INTENSITÉ DE DÉFAILLANCE CAS MAINTENANCE IMPARFAITE (MODÈLE D'ÂGE VIRTUEL) (DIJOUX, 2008).....	11
FIGURE 1. 6 ELÉMENTS CLÉS DE LA SÛRETÉ DE FONCTIONNEMENT	12
FIGURE 1. 7 LES PRINCIPAUX INDICATEURS DE TEMPS EN MAINTENANCE	16
FIGURE 1. 8 FONCTION DE TAUX DE DÉFAILLANCE (COURBE BAIGNOIRE).....	17
FIGURE 1. 9 PERFORMANCE DU SYSTÈME.....	19
FIGURE 1. 10 LA RELATION DÉGRADATION/PERFORMANCE	20
FIGURE 1. 11 STRUCTURE D'ARBRE DE DÉFAILLANCE.....	22
FIGURE 1. 12 PRINCIPALES DÉMARCHES DE L'AMDEC	23
FIGURE 2. 1 ÉQUILIBRE ENTRE MAINTENANCE PRÉVENTIVE ET MAINTENANCE CORRECTIVE(LESOBRE, 2015)	28
FIGURE 2. 2 POLITIQUE BASÉE SUR L'ÂGE	29
FIGURE 2. 3 POLITIQUE DE MAINTENANCE PÉRIODIQUE	30
FIGURE 3. 1 CLASSIFICATION DES MÉTHODES D'OPTIMISATION	46
FIGURE 3. 2 PRINCIPE D'UNE MÉTHODE ÉVOLUTIONNISTE (ABDELHAK, 2016)	47
FIGURE 3. 3 CODAGE DES DONNÉES BINAIRE ET RÉEL	50
FIGURE 3. 4 LES TYPES DE CROISEMENT.....	52
FIGURE 3. 5 OPÉRATEUR DE MUTATION DU CHROMOSOME BINAIRE	52
FIGURE 3. 6 OPTIMISATION MULTI-OBJECTIFS (DEUX VARIABLES ET DEUX OBJECTIFS).....	56
FIGURE 3. 7 EXEMPLE DE DOMINANCE DANS UN PROBLÈME NÉCESSITANT LA MINIMISATION DE DEUX OBJECTIFS F1 ET F2. LES POINTS A ET B SONT NON DOMINÉS(AYADI, 2013).....	57
FIGURE 3. 8 OPTIMALITÉ LOCALE ET GLOBALE AU SENS DE PARETO.....	57
FIGURE 3. 9 L'ÉQUILIBRE INTENSIFICATION ET LA DIVERSIFICATION (MAHDI, 2007)	58
FIGURE 3. 10 LES APPROCHES DE RÉOLUTION D'UN PROBLÈME MULTI-OBJECTIFS	59
FIGURE 4. 1 SCHÉMA REPRÉSENTANT LES ÉTAPES DE L'ALGORITHME NSGA-II.....	69

FIGURE 4. 2 PROCÉDURE D'OPTIMISATION DE NSGA-II	71
FIGURE 4. 3 FRONTIÈRE D'EFFICACITÉ DE PARETO (CAS N=5).....	73
FIGURE 5. 1 EXEMPLE D'UN RB	77
FIGURE 5. 2 MÉTHODOLOGIE BAYÉSIENNE	78
FIGURE 5. 3 REPRÉSENTATION GRAPHIQUE DE CAUSALITÉ.....	78
FIGURE 5. 4 RÉSEAU BAYÉSIEN DYNAMIQUE.....	80
FIGURE 5. 5 LA MÉTHODOLOGIE PROPOSÉE POUR L'OPTIMISATION CONTINUE DE LA MAINTENANCE	83
FIGURE 5. 6 DIAGRAMME D'ÉTAT DE TRANSITION POUR UN COMPOSANT À QUATRE ÉTATS	84
FIGURE 5. 7 DÉPENDANCE ET INDÉPENDANCE FONCTIONNELLE	85
FIGURE 5. 8 LA LIGNE DE PRODUCTION (ADJERID ET AL., 2012).....	89
FIGURE 5. 9 LES COMPOSANTS DE LA SOUFFLEUSE.....	90
FIGURE 5. 10 MODÉLISATION DU SYSTEM GLOBALE AVEC LES DÉPENDANCES FONCTIONNELLE DE T À $T+\Delta t$	92
FIGURE 5. 11 RBD DU SYSTEM GLOBALE SOUS LOGICIEL DE GENIE	93
FIGURE 5. 12 RBD DU MANDRINS	94
FIGURE 5. 13 LA FIABILITÉ ET LA DISPONIBILITÉ DU SOUS-SYSTÈME MANDRINS	96
FIGURE 5. 14 RBD ÉTENDU DE LA SOUFFLEUSE AU FIL DU TEMPS	97
FIGURE 5. 15 LA FIABILITÉ ET LA DISPONIBILITÉ DU SYSTÈME.....	98
FIGURE 5. 16 COMPARAISON ENTRE LES PROBABILITÉS À POSTERIORI ET A PRIORI POUR LES ÉVÈNEMENTS DE BASE À $T=100$ H.....	99
FIGURE 5. 17 L'EFFET DES TAUX DE DÉFAILLANCE DES SOUS-SYSTÈMES CRITIQUES SUR LA PROBABILITÉ DE DÉFAILLANCE DE LA SOUFFLEUSE	100

Liste des Tableaux

TABLEAU 4.1 LES PARAMETRES DU SYSTEME	72
TABLEAU 4.2 LES SOLUTIONS OPTIMALES PARETO OBTENU PAR NSGA-II.....	73
TABLEAU 5.1 RELATIONS DE TRANSITION ENTRE ETATS SANS REPARATION.....	86
TABLEAU 5.2 RELATIONS DE TRANSITION ENTRE ETATS AVEC UNE MAINTENANCE PARFAITE	87
TABLEAU 5.3 RELATIONS DE TRANSITION ENTRE ETATS AVEC UNE MAINTENANCE IMPARFAITE	87
TABLEAU 5.4 PARAMETRES DES SOUS-SYSTEMES DE LA SOUFFLEUSE	91
TABLEAU 5.5 TABLEAU DE PROBABILITE CONDITIONELLE DU SOUS-SYSTEME MANDRINS	95

Liste d'abréviations

ABAO: *As Bad As Old « état aussi mauvais que vieux »*

ACO: *Ant Colony Optimization*

AdD: *Arbre de Défaillance*

AG: *Algorithme génétique*

AGAN: *As Good As New « état aussi bon que neuf »*

AMDEC: *Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité*

DS1 : *état dégradé 1*

DS2 : *état dégradé 2*

GMAO: *Gestion de la Maintenance Assistée par Ordinateur*

MLE : *Maximum Likelihood Estimation*

MOGA: *Multiple Objective Genetic Algorithm*

MSS : *Multi State System*

MTBF: *Mean Time Between Failures*

MTTF: *Mean Time To Failure*

MTTR: *Mean Time To Repair*

NSGA: *Non dominated Sorting Genetic Algorithm*

NSGA-II: *Non dominated Sorting Genetic Algorithm*

PSO: *Particle Swarm Optimization*

RB: *Réseau Bayésien*

RBD: *réseau Bayésien dynamique*

REX: *Retour d'expérience*

RWS : *Roulette Wheel Selection*

SdF: *La Sûreté de Fonctionnement*

TPC: *Tables de Probabilité Conditionnelle*

Table des matières

DEDICACES	II
REMERCIEMENTS	III
LISTE DES FIGURES	IV
LISTE DES TABLEAUX.....	VI
LISTE D'ABREVIATIONS.....	VII
INTRODUCTION GENERALE	1
CHAPITRE 01 : L'ENJEU DE LA MAINTENANCE INDUSTRIELLE	4
1.1 INTRODUCTION.....	5
1.2 DEFINITION ET EVOLUTION DE LA MAINTENANCE.....	5
1.3 LES POLITIQUES DE LA MAINTENANCE.....	6
1.3.1 <i>La maintenance corrective</i>	7
1.3.1.1 Maintenance palliative	8
1.3.1.2 Maintenance curative	8
1.3.2 <i>La maintenance préventive</i>	8
1.3.2.1 Maintenance systématique	8
1.3.2.2 Maintenance conditionnelle	9
1.3.2.3 Maintenance prévisionnelle.....	9
1.4 IMPACT DE LA MAINTENANCE SUR LA PERFORMANCE DES SYSTEMES.....	9
1.4.1 <i>La maintenance parfaite</i>	9
1.4.2 <i>La maintenance minimale</i>	10
1.4.3 <i>La maintenance imparfaite</i>	11
1.4.4 <i>La mauvaise maintenance</i>	12
1.5 LA SURETE DE FONCTIONNEMENT (DEPENDABILITY)	12
1.5.1 <i>Maintenabilité (Availability)</i>	13
1.5.2 <i>La disponibilité (Availability)</i>	14
1.5.3 <i>Sécurité (Safety)</i>	14
1.5.4 <i>La fiabilité (Reliability)</i>	14
1.5.4.1 Probabilité de défaillance et la densité de probabilité.....	15
1.5.4.2 Taux de défaillance $\lambda(t)$	15
1.5.5 <i>Les différents indices de temps liés à la maintenance d'un système réparable</i>	15
1.5.6 <i>Courbe en baignoire</i>	17
1.6 LA PERFORMANCE ET LA DEGRADATION DES SYSTEMES.....	18
1.7 LA DEFAILLANCE.....	19
1.7.1 <i>Analyse de la défaillance</i>	20
1.7.2 <i>Classification des défaillances par l'effet sur la performance du système</i>	20

1.8	METHODES D'EVALUATION ET D'OPTIMISATION DE LA MAINTENANCE ET DE LA SURETE DE FONCTIONNEMENT DES SYSTEMES COMPLEXES	21
1.8.1	<i>Arbres de Défaillances</i>	21
1.8.2	<i>Analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leur criticité (AMDEC)</i>	22
1.8.3	<i>Simulation de Monte Carlo</i>	23
1.8.4	<i>La Gestion de la Maintenance Assistée par Ordinateur (GMAO)</i>	23
1.8.5	<i>Réseaux de Petri</i>	24
1.8.6	<i>L'approche Markovienne</i>	24
1.8.7	<i>Réseau bayésien</i>	24
1.9	CONCLUSION	25
CHAPITRE 2: ETAT DE L'ART OPTIMISATION DES POLITIQUES DE MAINTENANCE PREVENTIVES		25
2.1	INTRODUCTION.....	27
2.2	MISE EN PLACE D'UNE POLITIQUE DE MAINTENANCE: UN PROCESSUS STRATEGIQUE.....	27
2.3	LES MODELES D'OPTIMISATION DES POLITIQUES DE MAINTENANCE	27
2.3.1	<i>Les modèles élémentaires de maintenance des systèmes mono-composant</i>	28
2.3.1.1	Politiques de maintenance basées sur la loi de la durée de vie du composant	29
2.3.1.2	Politiques basées sur l'état courant du composant.....	31
2.3.2	<i>Les modèles de maintenance des systèmes multi-composants</i>	32
2.3.2.1	Dépendance économique.....	33
2.3.2.2	Dépendance stochastique	35
2.3.2.3	Dépendance structurelle	37
2.3.3	<i>Modèles de groupement</i>	37
2.3.3.1	Modèle de regroupement stationnaire.....	37
2.3.3.2	Modèle de regroupement dynamique	39
2.3.3.3	Modèle de regroupement opportuniste.....	40
CHAPITRE 3: LES METHODES D'OPTIMISATION.....		42
3.1	INTRODUCTION.....	43
3.2	UN PROBLEME D'OPTIMISATION	43
3.3	L'OPTIMISATION MONO-OBJECTIVE.....	44
3.3.1	<i>Les variables de décisions</i>	44
3.3.2	<i>Espace de décision et espace objectif</i>	44
3.3.3	<i>Contraintes</i>	44
3.3.4	<i>Méthodes exactes</i>	45
3.3.5	<i>Méthodes approchées</i>	45
3.3.6	<i>Méthodes Méta-heuristiques (évolutionnistes)</i>	46
3.3.6.1	L'algorithme génétique (AG).....	47
3.3.6.2	Les colonies de fourmis.....	53
3.3.6.3	Optimisation par essaims particuliers.....	54
3.4	OPTIMISATION MULTI-OBJECTIFS.....	55

3.4.1	<i>Définition et notions préliminaires</i>	55
3.4.2	<i>La dominance au sens de Pareto</i>	56
3.4.3	<i>Optimalité locale et globale au sens de Pareto</i>	57
3.4.4	<i>L'intensification et la diversification des solutions</i>	58
3.5	RESOLUTION DES PROBLEMES MULTI-OBJECTIFS.....	58
3.5.1	<i>Approches non Pareto</i>	59
3.5.1.1	Méthodes scalaires.....	59
3.5.1.2	Méthodes non scalaires.....	60
3.5.2	<i>Approches Pareto</i>	61
3.5.2.1	Les techniques non élitistes.....	61
3.5.2.2	Les techniques élitistes.....	61
3.6	CONCLUSION.....	62
CHAPITRE 4 : OPTIMISATION MULTI-OBJECTIFS DE LA MAINTENANCE		
PREVENTIVE..... 63		
4.1	INTRODUCTION.....	64
4.2	DESCRIPTION DU PROBLEME ET HYPOTHESES.....	66
4.3	MODELE D'OPTIMISATION MULTI-OBJECTIFS.....	66
4.3.1	<i>Objectif du coût</i>	67
4.3.2	<i>Objectif de disponibilité</i>	68
4.3.3	<i>Contrainte du coût des pièces de rechange</i>	68
4.3.4	<i>Formulation du modèle multi-objectifs</i>	68
4.4	APPLICATION DU NSGA-II A LA RESOLUTION DU PROBLEME.....	69
4.5	EXEMPLE NUMERIQUE.....	72
4.6	RESULTATS ET DISCUSSION.....	72
4.7	CONCLUSION.....	74
CHAPITRE 5 : EVALUATION ET OPTIMISATION DE LA PERFORMANCE D'UN		
SYSTEME MULTI-ETATS BASE SUR UN RESEAU BAYESIEN DYNAMIQUE..... 75		
5.1	INTRODUCTION.....	76
PARTIE 01 : LES RESEAUX BAYESIENS..... 76		
5.2	DEFINITION.....	76
5.3	THEOREME DE BAYES.....	77
5.4	METHODOLOGIE BAYESIENNE.....	78
5.5	REPRESENTATION GRAPHIQUE ET CAUSALITE.....	78
5.6	CONSTRUCTION ET MODELISATION PAR RESEAUX BAYESIENS.....	79
5.7	INFERENCE BAYESIENNE.....	79
5.8	RESEAU BAYESIEN DYNAMIQUE.....	80
5.9	APPLICATION DES RESEAUX BAYESIENS DANS LA MAINTENANCE ET LA SURETE DE FONCTIONNEMENT DES SYSTEMES MULTI ETATS.....	80
5.10	PRESENTATION DE LA METHODOLOGIE.....	82

5.10.1	<i>Modélisation de la dégradation d'un system multi-états</i>	84
5.10.2	<i>Modélisation des dépendances fonctionnelles du système</i>	85
5.10.3	<i>Modélisation des stratégies de maintenance et leur impact sur la performance du système</i>	86
PARTIE 02 : APPLICATION INDUSTRIELLE		88
5.11	DESCRIPTION DU SYSTEME	88
5.12	LES COMPOSANTS DE LA SOUFFLEUSE	90
5.13	APPLICATION DE LA METHODOLOGIE	91
5.14	RESULTATS ET DISCUSSION.....	96
5.14.1	<i>Réseau bayesienne dynamique global</i>	96
5.14.2	<i>Simulation prédictive: évaluation de la fiabilité et la disponibilité</i>	97
5.14.3	<i>Diagnostic</i>	98
5.15	ANALYSE DE SENSIBILITE.....	99
5.16	CONCLUSION.....	101
CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES		103
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES		106

Introduction Générale

Introduction générale

Jusqu'à un passé récent, pour la majorité des entreprises, la maintenance industrielle était considérée comme une obligation, une charge et une source de dépenses à part entière. Les tâches de la maintenance ont certes un coût, mais lorsqu'elles sont organisées et bien gérées, elles contribuent à la création de valeur et rendre l'entreprise plus performante et plus concurrentielle.

La complexité des phénomènes de défaillances, le coût croissant des installations industriels et par conséquent la nécessité d'assurer une production de qualité en continu et la maximisation de la disponibilité donnent à la fonction maintenance une importance stratégique dans l'industrie. Dans ce cadre, le maintien en condition opérationnelle des systèmes industriels aux moindres coûts et l'amélioration des mesures des performances des équipements représente un objectif clé dans lequel est en constante évolution. L'optimisation de la maintenance est un processus d'amélioration de la performance des systèmes en tirant le meilleur profit des ressources existantes, c'est-à-dire, trouver un équilibre entre les exigences économiques et techniques de la maintenance d'une part et les ressources managerielle utilisées (main-d'œuvre, pièces de rechange, équipements) d'autre part. En outre, l'objectif de l'optimisation de la maintenance est de déterminer la stratégie appropriée pour chaque système et de déterminer la planification optimale afin d'atteindre les objectifs tracés.

Dans ce cadre, plusieurs travaux académiques ont été réalisés dans le domaine de l'optimisation de la maintenance et de la sûreté de fonctionnement. Ces travaux s'intéressent essentiellement à la modélisation de la maintenance et de la dynamique de dégradation des systèmes, en vue de déterminer la politique adéquate qui limite les défaillances et optimise leurs performances. Notre objectif dans cette thèse est de développer des démarches et des méthodologies de modélisation efficaces permettant de résoudre les problèmes liés à l'optimisation et l'évaluation de la maintenance préventives des systèmes industriels. Pour ce faire, notre travail s'articule sur deux axes de recherche:

- *La première contribution s'inscrit dans le cadre d'une optimisation multi-objectifs de la maintenance préventive.*

Pratiquement, contrairement à la plupart des travaux d'optimisation de la maintenance, l'efficacité des stratégies de maintenance doit être évaluée à partir de différents objectifs et issues pratiques. Dans ce domaine, l'optimisation multi-objectifs doit être appliquée où les décisions optimales doivent être prises en présence d'un compromis entre deux ou plusieurs objectifs contradictoires. Dans cette thèse, une nouvelle formulation d'un modèle de maintenance multi-objectifs est proposée pour déterminer à la fois l'intervalle de remplacement préventif et le nombre de pièces de rechange d'un système multi-composant. L'algorithme évolutionnaire NSGA-II est utilisé pour maximiser la disponibilité et

Introduction Générale

minimiser le coût de maintenance simultanément. Toutes les simulations effectuées dans cette thèse ont été réalisées à l'aide du langage de programmation MATLAB.

- *La deuxième contribution s'inscrit dans le cadre de l'évaluation et de l'optimisation de la performance d'un système multi états en tenant compte l'impact des stratégies de la maintenance*

L'évaluation des indicateurs de la sûreté de fonctionnement des systèmes industriels est devenue un enjeu stratégique, elle doit être appliquée tout au long du cycle de vie des systèmes. Actuellement, avec la complexité des systèmes, cette processus sortir de contexte classique des premiers approches pour recourir à des formalismes dynamiques. Pour surmonter ce problème, dans cette thèse, une méthodologie dynamique adoptée pour l'évaluation et l'optimisation des mesures de performance d'un système multi-états a été proposé en prend en considération l'effet de différent types de maintenance. Une application industrielle de la méthodologie a été faite à l'aide du logiciel GeNIe Academic.

Cette thèse est structurée en cinq chapitres :

Le 1^{er} chapitre: ce chapitre vise premièrement à présenter les composants élémentaires associées à la maintenance, les objectifs, les principales politiques ainsi que l'effet des actions de maintenance sur l'évolution de l'intensité de défaillance de systèmes. Ensuite, après avoir rappelé les principales composantes de la sûreté de fonctionnement, une description détaillée sur la fiabilité et la dégradation des systèmes a été faite. Nous avons terminé ce chapitre par les méthodes utilisées pour analyser et évaluer les mesures de la sûreté de fonctionnement des systèmes.

Le 2^{ème} chapitre : ce chapitre est consacré à une revue bibliographique sur les principaux modèles et politiques de maintenance pour les systèmes mono-composants et multi-composants, en insistant sur les conditions de mise en œuvre pour l'évaluation des indicateurs de performance et l'optimisation de la maintenance.

Le 3^{ème} chapitre : ce chapitre est consacré à l'introduction des problèmes d'optimisation, présentation des approches de résolution à savoir l'optimisation monoobjective, qui se base sur l'optimisation d'un critère unique, dont l'objectif est de trouver la meilleure solution appelée une solution optimale. Ainsi que l'optimisation multi-objectifs qui optimise simultanément plusieurs objectifs. Nous mettons l'accent sur l'optimisation multi-objectifs, un intérêt particulier portera sur les approches basées sur la dominance de Pareto.

Le 4^{ème} chapitre : dans ce chapitre, une nouvelle formulation d'un modèle de maintenance multi-objectifs est proposée pour déterminer à la fois les intervalles de remplacement préventif et le nombre de pièces de rechange d'un système multi-composant. Le coût total de maintenance et la disponibilité sont considérés des objectifs sous la contrainte du budget des pièces de rechange. A travers un exemple numérique, nous adoptons l'algorithme évolutionnaire NSGA-II pour

Introduction Générale

maximiser la disponibilité et minimiser le coût de maintenance simultanément. Les résultats des solutions optimales sont interprétés.

Le 5^{ème} chapitre : Ce chapitre vient pour présenter une démarche de modélisation d'un système multi-états avec leur dépendance fonctionnelle pour évaluer et optimiser leurs mesures de performance en tenant compte l'effet de différents types de maintenance. Dans ce chapitre, deux parties sont envisagées, la première partie est consacrée à la présentation des réseaux bayésiens, la modélisation et l'inférence bayésienne ainsi que l'extension « réseau bayésien dynamique *RBD* » et enfin le champ d'application des réseaux bayésiens dans le domaine de la maintenance et de la sûreté de fonctionnement des systèmes. La deuxième partie est consacrée à la présentation de la méthodologie adoptée et ses principales étapes. Puis une description d'un cas industriel, l'application de la méthodologie et finalement une analyse de sensibilité et discussion des résultats seront exposés.

Enfin, cette thèse se termine par une conclusion générale ainsi que des recommandations sur le sujet et des perspectives de recherche.

*Chapitre 01 : L'enjeu de la
maintenance industrielle*

Chapitre 01 : L'enjeu de la maintenance industrielle

1.1 Introduction

Aujourd'hui, la maintenance a pour objectif d'éviter, prévoir et de minimiser les dysfonctionnements au coût minimal. Les responsables de la maintenance commencent alors à envisager de véritables stratégies et cherchent à évaluer les différentes alternatives et à optimiser les mesures de performance pour mieux exploiter les systèmes en fonction des contraintes budgétaires et techniques imposées. Au cours de ces changements, le rôle des managers de la maintenance a également évolué. Dans ce chapitre, l'objectif est de mettre l'accent sur les notions de maintenance, les différentes politiques de maintenance existantes avec leurs contextes d'application. De plus, les éléments essentiels de la sûreté de fonctionnement des systèmes sont abordés et les différentes méthodes d'analyse et d'évaluation de la maintenance et de la sûreté de fonctionnement.

1.2 Définition et évolution de la maintenance

La maintenance est définie comme étant : un ensemble des actions permettant de maintenir ou de rétablir un bien dans un état spécifié ou en mesure d'assurer un service déterminé. Une bonne maintenance, c'est-à-dire assurer l'ensemble de ces actions au moindre coût. Pour les installations assujetties à des défaillances, la maintenance vise à limiter, voir réduire les temps d'arrêts et minimiser les coûts. Ces temps d'arrêts affectent les mesures de performance des systèmes, l'indisponibilité, le coût et la qualité des produits. Par conséquent, lorsque la maintenance est optimale, elle contribue fortement à l'amélioration des mesures de performance des systèmes, la qualité de produit et assurer la sécurité des personnes et de l'environnement.

Dans un environnement où les processus de production sont devenus de plus en plus complexe, la maintenance a évolué sur travers trois générations de 1940 à 2000, comme le montre la figure 1.1. (Moubray, 2001).

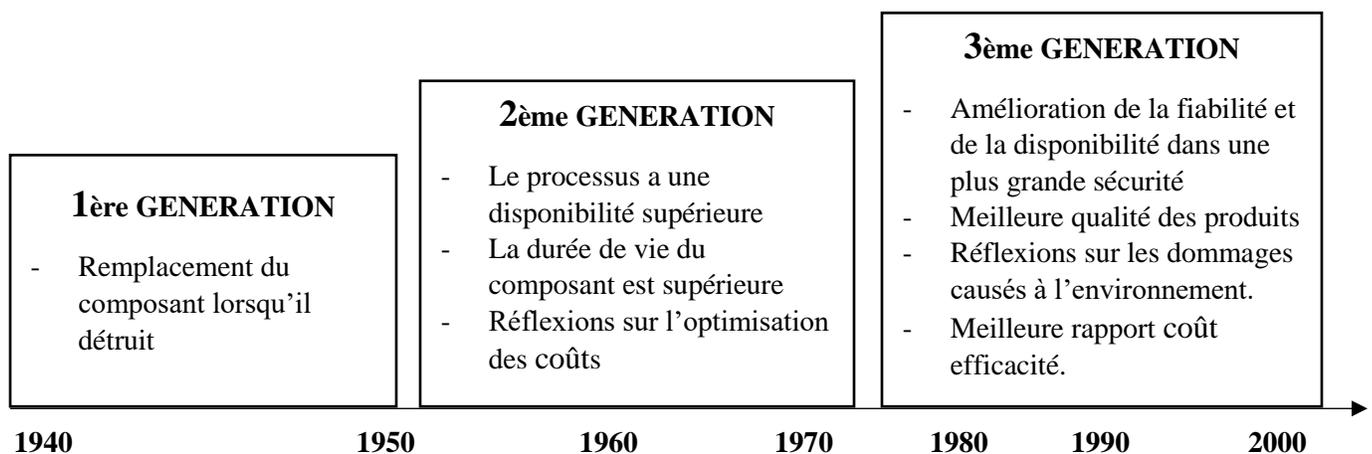


Figure 1. 1 Évolution de la maintenance

Chapitre 01 : L'enjeu de la maintenance industrielle

Actuellement, l'activité de la maintenance fait partie du cadre global impliqué dans la participation à la réalisation des objectifs de l'entreprise. Il est indispensable de s'assurer donc la bonne gestion de la fonction maintenance. Toutes les activités doivent être gérées au mieux de façon à maximiser les mesures positives de la maintenance tout en minimisant les charges. La réalisation de ces tâches nécessite à la fois des compétences « métiers » et des compétences « organisationnelles ». Le choix d'une politique de maintenance dépend de nombreux paramètres. Il est nécessaire de pouvoir mesurer a priori l'impact où les conséquences d'une telle stratégie sur les mesures de performance globales du système.

1.3 Les politiques de la maintenance

La maintenance apporte une contribution fondamentale aux mesures de performances des systèmes industriels. Pour assurer la continuité et le bon fonctionnement des systèmes, tout service de maintenance peut définir sa politique de maintenance en fonction de critères économiques ou/et techniques. Suivant le type de maintenance, on trouve généralement deux types de politiques de maintenance: la politique de maintenance corrective et la politique de maintenance préventive. On rappelle que la maintenance corrective est effectuée lorsqu'un système tombe en panne tandis que la maintenance préventive est effectuée lorsque le système est en fonctionnement.

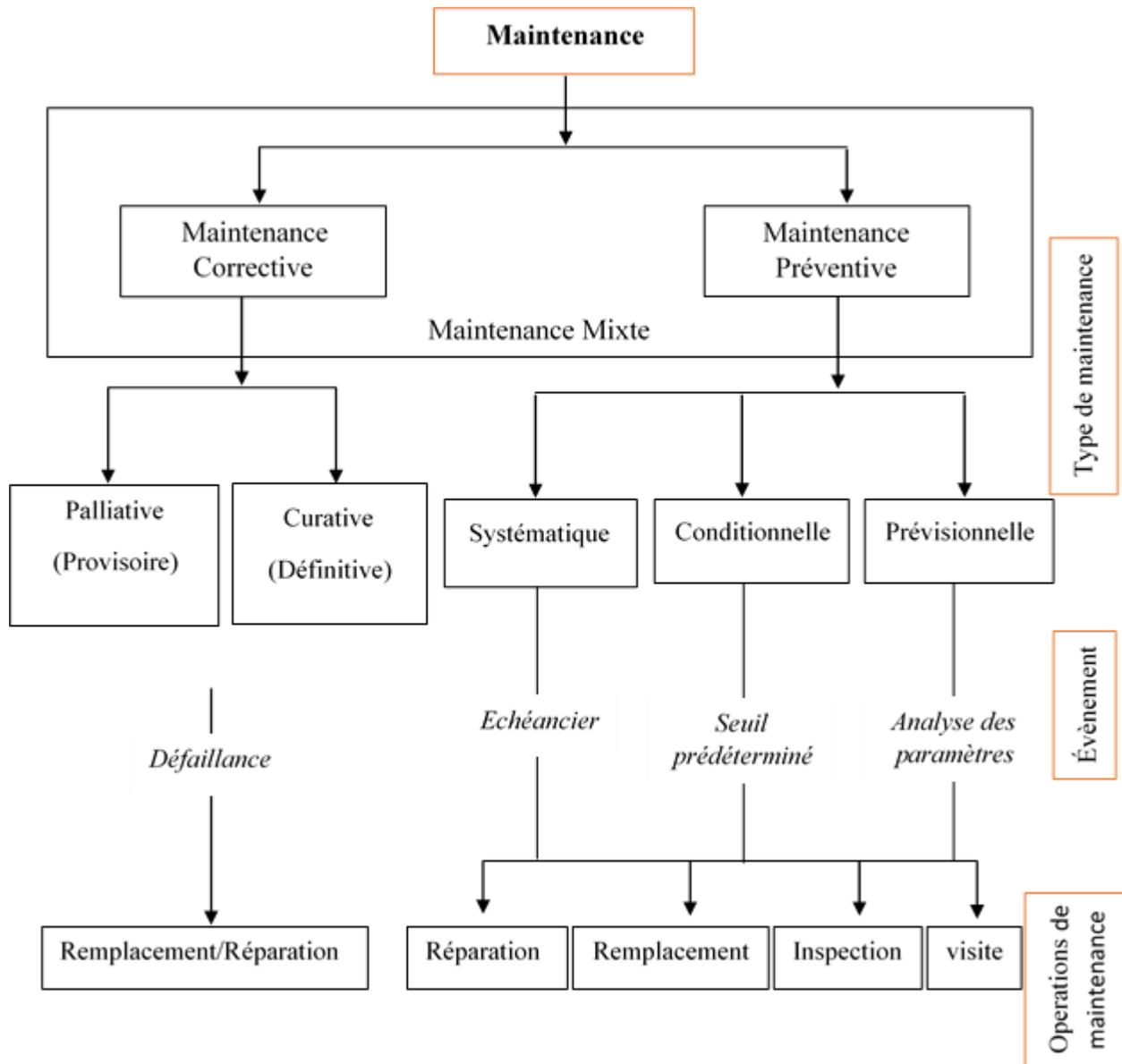


Figure 1. 2 Les différentes politiques de maintenance

1.3.1 La maintenance corrective

La maintenance corrective est exécutée après une perte de l'une des fonctions d'un système, elle a alors pour but de remettre le système de manière pour qu'il soit capable d'accomplir à nouveau sa fonction requise. Cette politique est souvent appliquée lorsque l'indisponibilité du système n'a pas d'effets majeurs sur la sécurité et le rendement du système. On distingue deux types de maintenance corrective :

Chapitre 01 : L'enjeu de la maintenance industrielle

1.3.1.1 Maintenance palliative

Revêt le caractère temporaire, il s'agit d'une opération destinée à remettre le système dans un état provisoire (temporaire) pendant un court terme en attendant une intervention définitive. Toutefois, les opérations de réparation provisoires doivent être suivies d'opérations correctives (réparation définitive). Elles sont généralement de courte durées et peuvent être nombreuses, parfois, elles sont très onéreuses.

1.3.1.2 Maintenance curative

Ce type de maintenance permet de restaurer définitivement le système en état de fonctionnement et garantit la fonctionnalité pour laquelle il a été conçu. Une réparation pour une maintenance curative est une opération qui peut être décidée soit après une maintenance palliative, où immédiatement suite à une défaillance (sans maintenance palliative).

1.3.2 La maintenance préventive

Contrairement à la politique corrective, la maintenance préventive fait partie d'une stratégie proactive, en intervenant sur le système avant qu'il ne tombe en panne. Elle est principalement effectuée pour ralentir la dégradation des systèmes et par conséquent réduire les nombres de pannes. Elle est basée sur la connaissance du comportement des systèmes, les modes de dégradation et sur des exigences budgétaires. Pratiquement, la politique préventive s'avère habituellement bien plus favorables qu'une politique purement corrective en termes de disponibilité. Ce type de politique n'est réellement efficace que lorsqu'elle est utilisée et optimisée correctement. Les activités de la maintenance préventive sont déclenchées selon :

- ✓ Un calendrier prédéterminé établi (maintenance systématique)
- ✓ À partir de critères significatifs prédéterminés sur l'état de dégradation de l'équipement (maintenance conditionnelle)
- ✓ En suivant l'évolution des paramètres significatifs de dégradation de l'équipement (maintenance prévisionnelle).

(Rausand and Hoyland, 2003) résumant les stratégies de maintenance préventive, y compris la maintenance systématique, conditionnelle et prévisionnelle :

1.3.2.1 Maintenance systématique

On parle d'une maintenance systématique lorsque la maintenance est effectuée à des intervalles où des cycles de fonctionnement prédéterminés. Sans considération (contrôle) préalable de l'état du système, les actions sont effectuées conformément à un calendrier déterminé de façon prédéterminé (échancier). Une bonne connaissance des lois de fiabilité des composants et des sous-ensembles critiques est nécessaire.

Chapitre 01 : L'enjeu de la maintenance industrielle

1.3.2.2 Maintenance conditionnelle

On parle d'une maintenance conditionnelle lorsque la maintenance fait l'objet d'un contrôle sur l'évolution des paramètres significatifs de dégradation. La norme AFNOR X 60-010 donne la définition de maintenance conditionnelle comme suit « les activités de maintenance conditionnelle sont déclenchées suivant des critères prédéterminés significatifs de l'état de dégradation d'un bien ou d'un service », ces critères/paramètres de dégradation peuvent être soit une mesure de fonctionnement où une mesure des caractéristiques physiques des systèmes (épaisseur d'un matériau, pression, température, etc.). La planification de ce type de maintenance basée sur l'identification et la détermination de seuils de dégradation critique (appelés aussi les seuils de décision) des paramètres de dégradation.

1.3.2.3 Maintenance prévisionnelle

La maintenance prévisionnelle est une maintenance préventive effectuée au moyen des prévisions déduites de l'analyse et de l'évaluation des paramètres de dégradation des systèmes. L'objectif principal est d'analyser et de suivre l'évolution des paramètres afin de qualifier l'état d'un système, identifier les dégradations potentielles dès leurs apparitions, anticiper et prévoir au mieux le moment où l'intervention devra être effectuée.

1.4 Impact de la maintenance sur la performance des systèmes

Les actions de maintenance qu'elle soit préventives ou correctives ont un impact sur l'évolution de l'état et le taux de dégradation des systèmes. Selon cet impact, la maintenance peut être divisée en trois catégories: la maintenance minimale, la maintenance imparfaite et la maintenance parfaite (Schutz, 2009).

1.4.1 La maintenance parfaite

Toute action permet de remettre un système dans un état aussi bon que neuf « As Good As New » est considérée comme une maintenance parfaite. Un remplacement complet ou une réparation totale peuvent aussi être considérées comme maintenance parfaite. Clairement, après une action de maintenance parfaite, la fonction de l'intensité de défaillance est la même que celle d'un système neuf. Cette hypothèse est largement utilisée dans la littérature (parfois sous le nom de réparation maximale) (Laggoune *et al.*, 2009), (Vu *et al.*, 2015). Après une maintenance parfaite, l'intensité de défaillance s'écrit par la formule suivante :

$$\lambda(t) = \lambda_0(t - T_N) \quad (1.1)$$

$\lambda_0(\cdot)$ représente la fonction d'intensité de défaillance de base et T_N représente l'instant de la dernière défaillance.

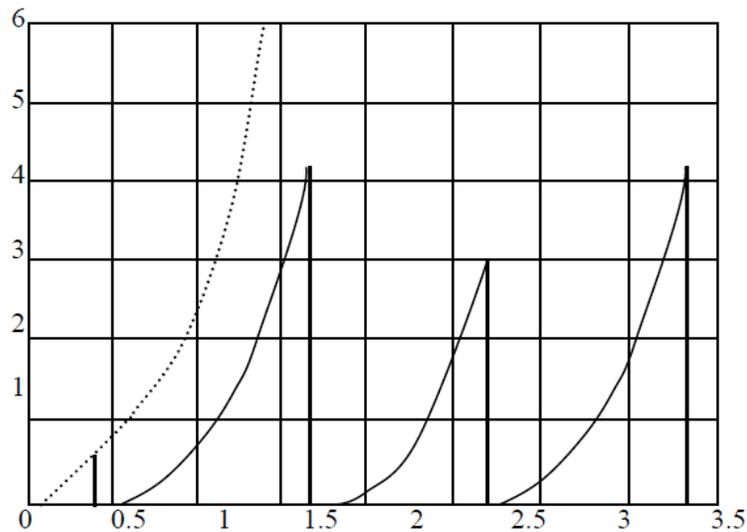


Figure 1. 3 L'intensité de défaillance cas d'une maintenance parfaite (AGAN) (Procaccia *et al.*, 2011)

La figure 1.3 illustre un exemple d'évolution de la fonction d'intensité « cas d'une maintenance parfaite ». Les instants de défaillance sont les instants de saut dans la courbe, après une action de maintenance parfaite, l'intensité repart de zéro parallèlement à la courbe d'intensité initiale.

1.4.2 La maintenance minimale

Toute action ramenant l'intensité de défaillance du système à celui qu'il avait juste avant la défaillance. La maintenance minimale permet de restaurer le système dans un état opérationnel « aussi mauvais que vieux » « ABAO », et plus précisément dans un état où il était juste avant la défaillance. Après une réparation minimale, l'intensité de défaillance s'écrit par la formule suivante :

$$\lambda(t) = \lambda_0(t) \quad (1. 2)$$

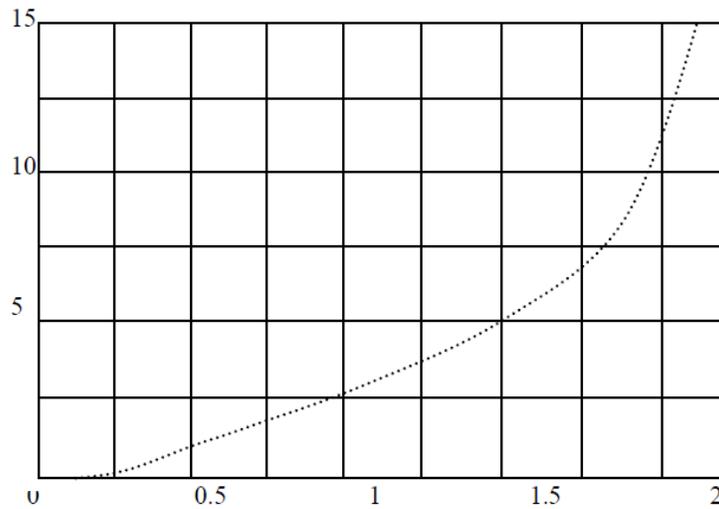


Figure 1. 4 L'intensité de défaillance cas d'une maintenance minimale (ABAO) (Procaccia *et al.*, 2011)

La figure 1.4 montre un exemple d'évolution de la fonction d'intensité de défaillance « cas d'une maintenance minimale ». Ici, la courbe de l'intensité de défaillance est une fonction dépend uniquement du temps. Ce type de réparation généralement permet à l'équipement de terminer sa mission en minimisant les temps d'interventions.

1.4.3 La maintenance imparfaite

Toute action permettant de ramener le système dans un état intermédiaire entre l'état parfaite « aussi bon que neuf » et l'état minimale « mauvaise que vieux » représente une maintenance imparfaite. Ce type de maintenance ne rend pas le système à l'état neuf et en même temps ne le dégrade pas, mais aura un effet de rajeunissement sur le système.

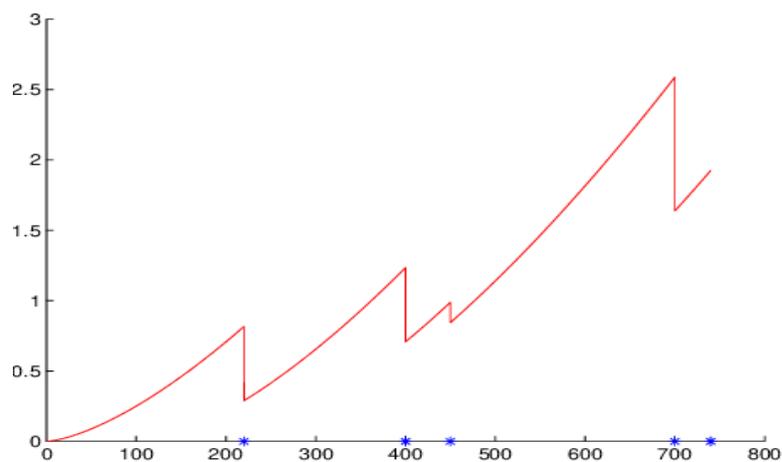


Figure 1. 5 L'intensité de défaillance cas maintenance imparfaite (Dijoux, 2008)

Chapitre 01 : L'enjeu de la maintenance industrielle

Pratiquement, c'est la modélisation qui répond le plus à la réalité (Zhou *et al.*, 2010),(Xia *et al.*, 2015),(Chalabi *et al.*, 2016).

1.4.4 La mauvaise maintenance

La mauvaise maintenance est une action qui dégrade et détériore le système. C'est le cas où le diagnostic de défaillance est mal posé et que la maintenance est appliquée à des composants qui généralement ne sont pas liés à la panne.

1.5 La sûreté de fonctionnement (Dependability)

La Sûreté de Fonctionnement (SdF) est souvent appelée au sens large la science des défaillances. Elle inclut leurs connaissances, leurs mesures, leurs évaluations et prévisions. La SdF vise à minimiser les défaillances et les erreurs en maîtrisant leurs effets. Derrière ce concept, la notion de confiance est essentielle. Dans la définition de Laprie (Laprie, 2004), on retrouve ce concept où il indique que la SdF d'un système est une propriété qui permet de mettre en place une confiance justifiée dans la fonction qu'il délivre. L'objectif est de minimiser les conséquences graves des pannes (objectif zéro panne) lorsqu'elles se présentent.

La SdF « Dependability » est l'ensemble des aptitudes d'un bien qui lui permet de remplir une fonction requise au moment voulu, pendant la durée prévue, sans dommage pour lui-même et son environnement.

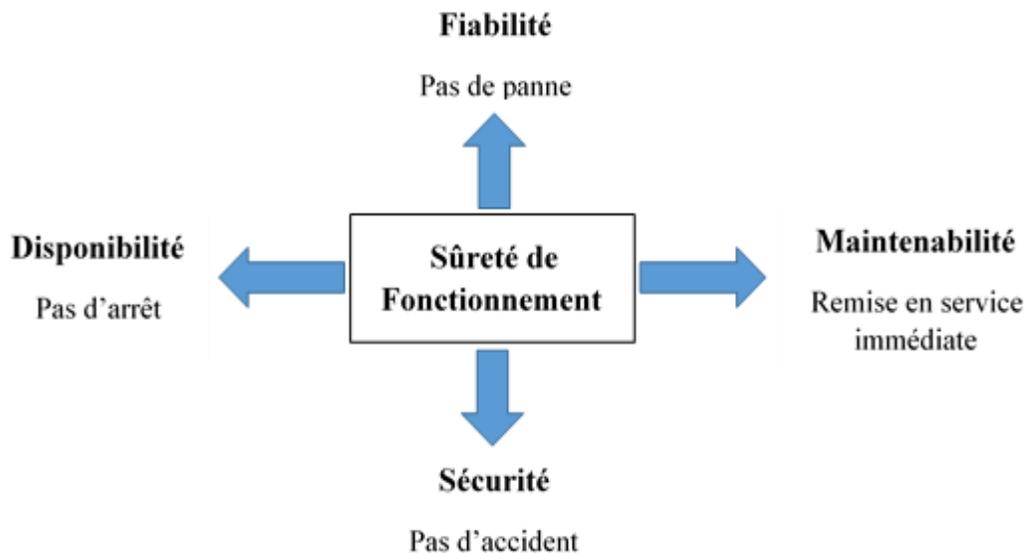


Figure 1. 6 Eléments clés de la sûreté de fonctionnement

La SdF s'appuie sur les éléments principaux: la fiabilité, la disponibilité, la sécurité et la maintenabilité (Ayadi, 2013):

Chapitre 01 : L'enjeu de la maintenance industrielle

La Maintenabilité: Aptitude d'un dispositif à être maintenu ou rétabli dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise lorsque la maintenance est accomplie dans des conditions d'utilisation données avec des moyens et procédures prescrits.

La Disponibilité: Aptitude d'un dispositif à accomplir une fonction requise dans des conditions d'utilisation données pendant une période donnée.

La Fiabilité: Aptitude d'un dispositif à accomplir une fonction requise dans des conditions d'utilisation données à un instant donné.

La Sécurité: Aptitude d'un dispositif à éviter de faire apparaître des événements critiques ou catastrophiques.

1.5.1 Maintenabilité (Availability)

La maintenabilité est caractérisée par la probabilité qu'une opération donnée de maintenance pour un système M puisse être effectuée dans un intervalle de temps donné. Elle est caractérisée par la probabilité $M(t)$ qu'un système M soit en état d'accomplir ses fonctions, à l'instant t_2 , sachant que ce système était en panne à l'instant t_1 .

$$\begin{aligned} M(t) &= P[M \text{ est réparable sur un l'intervalle } (t_1 - t_2)] \\ &= P(t_2 < T_m < t_1) = \int_{t_1}^{t_2} m(t) dt \end{aligned} \quad (1.3)$$

T_m représente l'instant sur lequel le système est rétabli à son état de bon fonctionnement et $m(t)$ représente la densité de probabilité de réparation.

Taux de réparation

La maintenabilité se caractérise essentiellement par le paramètre du taux de réparation qui représente la probabilité conditionnelle que le système soit réparé dans l'intervalle de temps $[t, t + \Delta t]$ sachant qu'il était en panne à l'instant t (Schoenig, 2004). Ce paramètre s'obtient par la relation suivante:

$$\begin{aligned} \mu(t) &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{1}{\Delta t} P(M \text{ est réparé entre } t \text{ et } t + \Delta t \text{ sachant qu'il est en panne à } t) \\ &= \frac{m(t)}{1 - M(t)} \end{aligned} \quad (1.4)$$

Dans le cas où le variable aléatoire T_m suit la loi exponentielle, la formule de la maintenabilité peut être exprimée comme suite:

$$M(t) = 1 - \exp(-\mu t) \quad (1.5)$$

Chapitre 01 : L'enjeu de la maintenance industrielle

$$\mu(t) = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \text{temps d'intervention}(i)} = \frac{1}{MTTR} \quad (1.6)$$

Avec n est le nombre de réparations et MTTR est le temps technique moyen de réparations

1.5.2 La disponibilité (Availability)

La disponibilité est l'aptitude d'un système M à être en état d'accomplir les fonctions requises à l'instant t dans les conditions données. Cette composante de la sûreté de fonctionnement permet de prendre en compte à la fois la notion de la fiabilité et de la maintenabilité. Elle est caractérisée par la probabilité $A(t)$:

$$A(t) = P[M \text{ non défaillant a l'instant } t]$$

Dans le cas où la disponibilité suit une distribution exponentielle, la disponibilité instantanée peut s'exprimer comme suite :

$$A(t) = \frac{\mu}{\mu + \lambda} + \frac{\lambda}{\mu + \lambda} e^{-(\mu + \lambda)t} \quad (1.7)$$

Lorsque t devient très grand, la disponibilité tend vers sa valeur asymptotique A :

$$A = \frac{\mu}{\mu + \lambda} \quad (1.8)$$

1.5.3 Sécurité (Safety)

La sécurité est la capacité d'une entité à ne pas provoquer des accidents inacceptables. De plus, elle fait référence à l'aptitude d'un produit à maintenir un niveau acceptable de risque d'accident susceptible d'entraîner des agressions aux personnes ou une dégradation du produit ou de son environnement pendant les phases de son cycle de vie. Elle est exprimée par la probabilité $s(t)$ que le système M ne permet pas qu'un événement où un accident critique ou catastrophique se produise dans des conditions données.

$$S(t) = P[M \text{ évite des évènements critique ou catastrophique sur un l'intervalle } (0 - t)]$$

1.5.4 La fiabilité (Reliability)

La fiabilité d'un système s'exprime par la probabilité d'accomplisse une fonction requise dans des conditions d'utilisation et pour une période de temps déterminée. Notons $R(T)$ la probabilité que la machine M accomplisse ça fonction pendant un intervalle de temps $[0; T]$ sans subir des défaillances, sachant qu'elle n'était pas en panne à l'instant 0.

$$R(T) = P(M(t) = \text{non défaillant}) = P(T > t) \quad (1.9)$$

Chapitre 01 : L'enjeu de la maintenance industrielle

$M(t)$ est l'état de M à l'instant t et T est une variable aléatoire qui caractérise sa durée de vie.

1.5.4.1 Probabilité de défaillance et la densité de probabilité

La fiabilité $R(t)$ est la probabilité qu'un système ne soit pas en panne sur $[0; t]$. La fonction de répartition d'un système $F(t)$ représente la probabilité complémentaire de la fonction de fiabilité $R(t)$. Cette fonction également appelée la fonction de distribution, détermine la probabilité de défaillance avant l'instant t .

$$F(t) = P(T \leq t) = 1 - R(T) \quad (1.10)$$

La fonction $f(t)$ définit la densité de probabilité de la durée de vie d'un système à un instant t , c'est une fonction mesurable et de mesure égale à l'unité. La probabilité de voir le système défaillant entre $[t, t + dt]$ est :

$$f(t) = \lim_{dt \rightarrow 0} \frac{P(t < T \leq t + dt)}{dt} = \frac{dF(t)}{dt} = -\frac{dR(t)}{dt} \quad (1.11)$$

1.5.4.2 Taux de défaillance $\lambda(t)$

La défaillance d'un système est une altération de sa fonction requise, elle peut être partielle ou totale. Chaque système caractérise par un taux appelé taux de défaillance $\lambda(t)$. Ce taux est aussi connu par le taux de hasard ou taux de panne. Il représente la probabilité qu'un seul événement (défaillance) se produise entre l'instant t et l'instant $t + dt$, sachant que le système considéré est en fonctionnement l'instant t . Il s'agit donc de la densité de probabilité conditionnelle de défaillance.

$$P(t < T \leq t + dt | T > t) = \frac{P(t < T \leq t + dt)}{P(T > t)} = \frac{F(t + dt) - F(t)}{R(t)} \quad (1.12)$$

L'expression du taux de défaillance instantané $\lambda(t)$ (Schoenig, 2004) est défini par:

$$\lambda(t) = \lim_{dt \rightarrow 0} \frac{1}{dt} \frac{P(t < T \leq t + dt)}{P(T > t)} = \frac{f(t)}{R(t)} \quad (1.13)$$

La fonction de l'intensité de défaillance est un indicateur très important dans l'étude et l'analyse de la fiabilité, car elle montre le taux de vieillissement d'un système (Pagès and Gondran, 1980). Un taux de défaillance croissant indique qu'un système est « vieillit ». Dans ce contexte, le terme vieillissement indique que la probabilité conditionnelle de défaillance augmente avec le temps. Inversement, quand cette probabilité diminue avec le temps. On parle donc d'un « rajeunissement » du système.

1.5.5 Les différents indices de temps liés à la maintenance d'un système réparable

Au cours du cycle de vie du système, son état passe de l'état « fonction » à l'état « panne ». Ce dernier est caractérisé par des indicateurs de temps, déterminer ces indicateurs permettent de

Chapitre 01 : L'enjeu de la maintenance industrielle

faciliter la gestion des temps dans les opérations de la maintenance et d'aider à la prise de décision dans le choix de la politique à appliquer. Les indices fondamentaux de temps pour un système réparable sont :

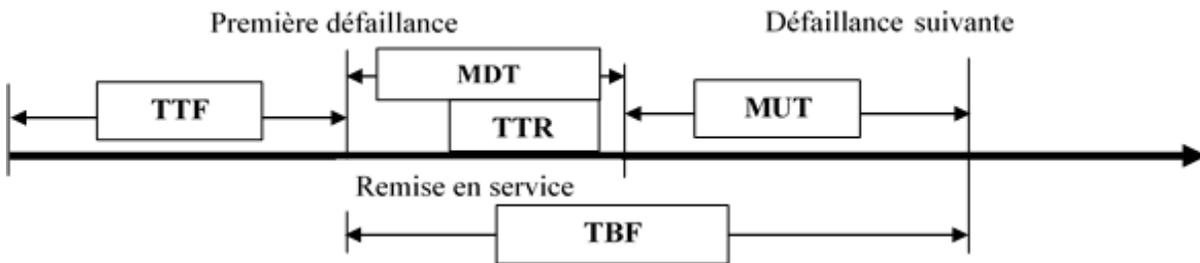


Figure 1. 7 Les principaux indicateurs de temps en maintenance

MTBF (*Mean Time Between Failures*)

Le MTBF est définie comme étant le temps moyen entre deux défaillances consécutives. Il peut être calculé en utilisant la somme du temps de fonctionnement divisé par le nombre de pannes. Il peut exprimer aussi par la relation suivante :

$$MTBF = MUT + MDT$$

MUT (Mean Up Time): la durée moyenne du temps de fonctionnement

MDT (Mean Down Time) : le temps moyenne de panne

Pour les actifs critiques, le MTBF est un indicateur important des performances attendues. Lorsque le temps moyen d'indisponibilité MDT est faible devant le temps moyen de fonctionnement MUT, il y a quasi-identité entre MUT et MTBF qui représente dans ce cas la « moyenne des temps de bon fonctionnement » et peut alors évaluer en prenant la valeur moyenne de $R(t)$:

$$MTBF = \int_t^{\infty} R(t) dt \quad (1. 14)$$

MTTF (*Mean Time To Failure*)

Le temps moyen de fonctionnement avant la défaillance est définie comme étant la durée moyenne de fonctionnement d'un système avant la défaillance. Il est souvent pris comme un indicateur d'évaluation et de comparaison des fiabilités des systèmes fournis par les constructeurs (Lesobre, 2015). Pour un système non réparable $MTTF = MTBF$.

Chapitre 01 : L'enjeu de la maintenance industrielle

MTTR (Mean Time To Repair)

Le temps moyen de réparation est un indice de maintenabilité qui mesure le temps nécessaire pour réparer un système et le restaurer à sa fonctionnalité. Pour calculer le MTTR, on divise le temps total d'arrêts (les temps actifs de maintenance et les temps annexes) et le nombre total des arrêts de maintenance.

$$MTTR = \frac{\sum \text{temps total d'intervention}}{\text{nombre total d'arrêts}} \quad (1.15)$$

L'analyse de fiabilité est un élément essentiel pour décrire le comportement d'un système pendant les différentes phases de sa vie et optimiser ses performances tout au long de sa mission.

1.5.6 Courbe en baignoire

Généralement, l'évolution de la fonction du taux de défaillance des systèmes est caractérisée parce qu'on appelle dans l'analyse de fiabilité la courbe de baignoire (figure 1.8). L'allure du taux de défaillance en fonction du temps est habituellement représentée par une fonction varie, selon une courbe qui prend la forme de baignoire.

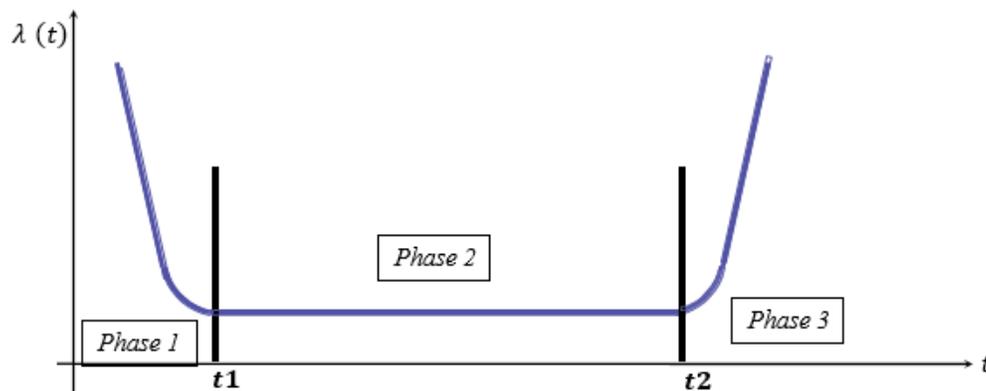


Figure 1. 8 Fonction de taux de défaillance (courbe baignoire)

Le comportement du taux de défaillance des systèmes sous la forme baignoire représente un signe de fonctionnement plus ou moins normal. À partir de cette courbe, trois phases peuvent être distinguées :

Phase (1). Période de jeunesse.

Cette phase correspond à la période de rodage, le système commence généralement avec un taux de panne élevé et donc, une fiabilité assez faible. À ce stade, la fiabilité sera rapidement améliorée. C'est la phase de garantie du constructeur. Les défaillances sont principalement provenant de la conception et de la fabrication.

Chapitre 01 : L'enjeu de la maintenance industrielle

Phase (2). Période de maturité (vie utile).

C'est la phase correspond à la période utile des systèmes, elle représente la phase la plus importante de la vie d'un système parce que c'est la période dont le nombre de défaillances est le plus faible avec un taux constant. Les défaillances sont des défaillances de dégradation dues à l'usage.

Phase (3). Période d'usure ou de vieillesse.

Les défaillances dans cette période sont dues à l'usure ou à l'âge de l'équipement, le taux de défaillance continue à augmenter avec le temps du fait de la dégradation (usure, fatigue, etc...).

1.6 La performance et la dégradation des systèmes

Dans la pluparts des secteurs industriels, la performance d'un système ou d'une installation considère non seulement l'aspect économique relatif à l'exploitation mais également, les mesures de la sûreté de fonctionnement au sens large. D'après Noyes et Pérès (Noyes and Pérès, 2007), les performances peuvent caractériser d'un système par les coûts d'exploitation en intégrant les bénéfices liés à la production et les dépenses des tâches de maintenance, la disponibilité du système, le niveau de sûreté du système et les risques encourus pour les techniciens, les installations et l'environnement.

La dégradation d'un système se traduit par l'évolution progressive et parfois irréversible de son état ce qui conduit à la diminution des marges de sûreté nécessaires pour assurer son bon fonctionnement. Une défaillance entraîne la diminution des performances du système, mais pas systématiquement sa défaillance complète. Généralement, le taux de performance de n'importe quel composant peut aller du fonctionnement parfait jusqu'à la défaillance totale. Cette diminution de performance est considérée comme une dégradation (des défaillances partielles). À chaque stade de dégradation un niveau de performance est associé. Après une défaillance partielle, les composants continuent à fonctionner à des taux de performance réduits et, après une défaillance totale (complète), les composants sont totalement incapables d'effectuer leurs tâches (Lisnianski *et al.*, 2012).

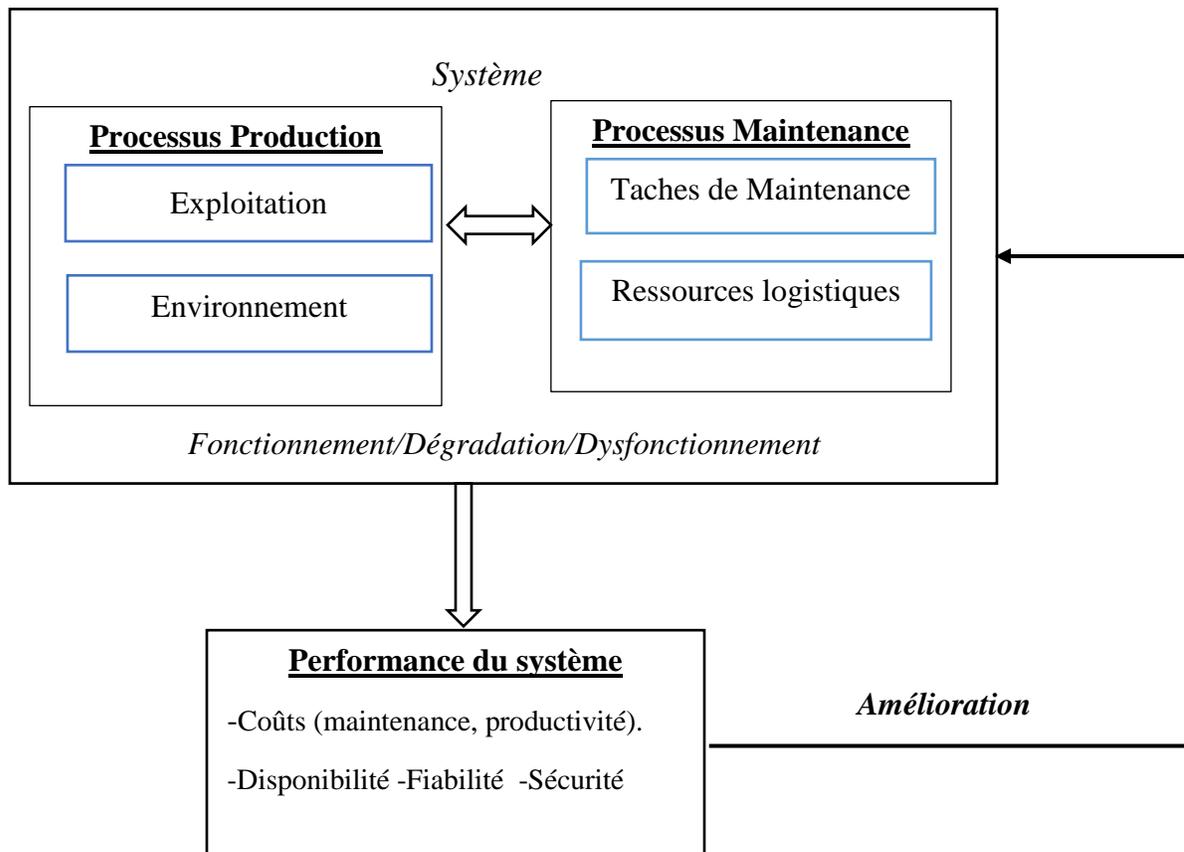


Figure 1. 9 Performance du système

Les caractéristiques physiques des performances des systèmes dépendent de la nature physique de son rendement. La capacité, la productivité, la fiabilité, la disponibilité, la vitesse de traitement peuvent représenter des mesures de performance des systèmes multi-états (Soro, 2011).

1.7 La défaillance

La défaillance d'un composant désigne soit une interruption totale du service (arrêt totale), soit une perturbation tolérée qui dégrade la performance nominale du système (fonctionnement en mode dégradé). S'il n'y a pas d'intervention, ce processus irréversible peut se poursuivre jusqu'à la défaillance complète. La figure suivante représente l'impact de la défaillance d'un composant sur le niveau de performance du système.

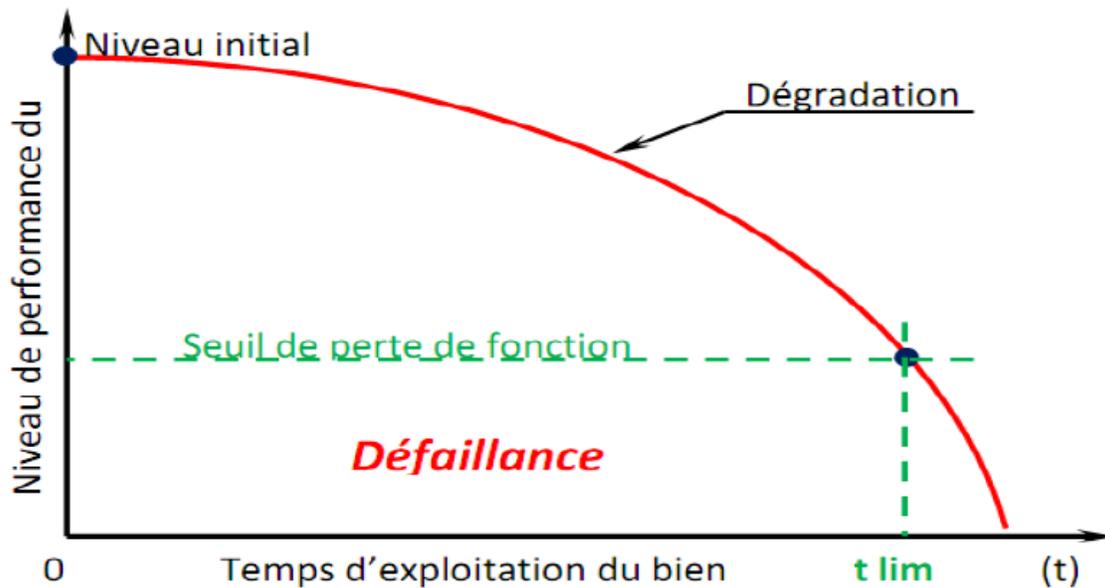


Figure 1. 10 la relation dégradation/performance

1.7.1 Analyse de la défaillance

Dans l'esprit de la maintenance corrective, l'objectif n'est pas seulement de réparer les composants défaillants, mais aussi de chercher à éviter la réapparition des dysfonctionnements, d'où l'intérêt du diagnostic et de l'analyse attentive des défaillances et de leurs effets. A l'issue de la défaillance d'un composant, une tâche doit permettre de rassembler des éléments de connaissance nécessaires pour préconiser les actions correctifs à entreprendre.

1.7.2 Classification des défaillances par l'effet sur la performance du système

Les défaillances ont des causes, des manifestations et des conséquences très diverses, comme présentées dans (Benouareth, 2005) (Rausand and Hoyland, 2003), en fonction de leurs impacts sur la performance du système, les défaillances peuvent être classées:

➤ Les défaillances soudaines

Il s'agit d'une défaillance brutale due à une évolution quasi instantanée des caractéristiques du système. L'apparition soudaine de ces défaillances rend impossible une anticipation pour une intervention avant qu'elle ne se produise.

➤ Les défaillances graduelles ou progressives

Il s'agit d'une défaillance due à une évolution progressive des caractéristiques d'un système. Une défaillance graduelle représente une perte graduelle des performances du système.

Chapitre 01 : L'enjeu de la maintenance industrielle

Pour ces défaillances, selon leurs amplitudes, on trouve:

➤ **Défaillances complètes**

Il s'agit des défaillances qui causent la perte totale de la fonction principale.

➤ **Défaillances intermittentes**

Ces défaillances résultent d'une perte de certaines des fonctions pendant une période de temps limité, après laquelle un système retrouve son aptitude à accomplir sa fonction requise sans aucune action. Ces défaillances sont généralement répétitives.

➤ **Défaillances partielles**

C'est la défaillance résultant de la déviation d'une ou plusieurs caractéristiques par rapport aux limites spécifiées mais elle n'entraîne pas la perte complète de la fonction requise.

1.8 Méthodes d'évaluation et d'optimisation de la maintenance et de la sûreté de fonctionnement des systèmes complexes

La sûreté de fonctionnement est devenue un outil indispensable, son évaluation consiste à analyser les défaillances des composants et mesurer leurs conséquences sur le fonctionnement global des systèmes en termes de fiabilité, disponibilité, maintenabilité et sécurité (Demri, 2009), (Mkhida, 2008). Dans cette partie, nous nous intéresserons aux méthodes les plus utilisées dans l'analyse et de l'évaluation de la maintenance et de la sûreté de fonctionnement.

1.8.1 Arbres de Défaillances

L'analyse par Arbre de Défaillance (AdD) est une analyse graphique de type déductive, elle permet de représenter graphiquement des événements et leurs enchaînements/combinaisons conduisant à la réalisation de l'événement sommet. La racine dans l'AdD correspond à l'événement sommet (l'événement redouté) et l'arbre se compose des niveaux successifs de sorte que chaque événement soit généré à partir des événements du niveau inférieur via des opérateurs logiques comme indique la figure 1.11.

L'analyse par AdD peut être purement qualitative, en recherchant les combinaisons minimales (*les coupes minimales*) de défaillances qui conduisent à l'apparition de l'événement important, afin d'identifier les chemins les plus critiques c'est-à-dire les composants faibles du système. Elle peut aussi être quantitative; dans le cas où on donne à chaque événement une probabilité d'occurrence P_i pour calculer de celle de l'événement sommet P_s .

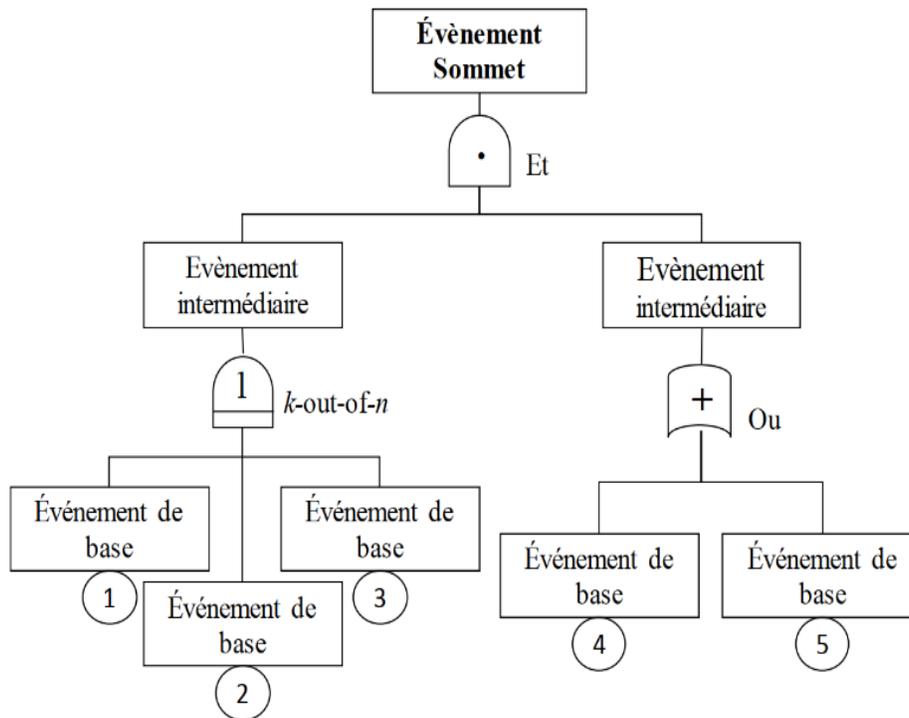


Figure 1. 11 Structure d'arbre de défaillance

1.8.2 Analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leur criticité (AMDEC)

L'AMDEC est une méthode d'analyse prévisionnelle de la fiabilité et de la sécurité, elle permet d'évaluer systématiquement les défaillances potentielles d'un système en estimant les risques liés à leurs apparitions afin d'engager les actions correctives appropriées (RIDOUX, 1999).

En effet, cette méthode qualitative permet avec sa capacité d'explorer profondément le système étudié en déterminant les points critiques, évalués à l'aide de la grille de criticité, des actions de corrections et d'amélioration efficaces (Pillay and Wang, 2003). Pour cela, l'AMDEC occupe une place importante dans un processus d'optimisation de la fonction maintenance. Elle permet de rendre le système:

- *Fiable* (diminuer le nombre de pannes),
- *maintenable* (la maîtrise des éléments et leurs fonctions),
- *Disponible* (agir sur les éléments critiques),
- *Sécurisant* (agir sur les défaillances critiques et catastrophiques).

Les principales démarches de l'AMDEC peuvent être résumées dans la figure (1.12).

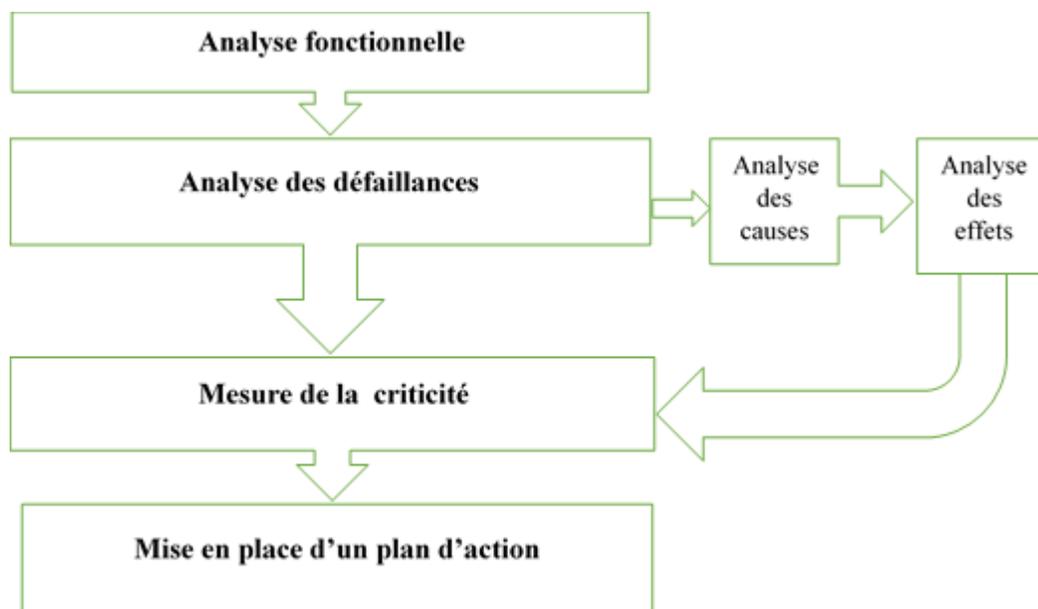


Figure 1. 12 Principales démarches de l'AMDEC

1.8.3 Simulation de Monte Carlo

La technique de simulation de Monte Carlo est une technique permettant d'estimer la probabilité d'un résultat en utilisant les informations disponibles pour simuler et représenter le comportement des systèmes et de ses équipements et mesure aussi l'impact de la maintenance. La simulation de Monte Carlo est utilisée lorsque d'autres analyses sont mathématiquement trop complexes et difficiles à reproduire. L'un des avantages de cette simulation est sa faible sensibilité à la taille et à la complexité des systèmes. Cependant, dans la sûreté de fonctionnement, la simulation des événements rares reste une problématique car, une grande base de données est nécessaire pour pouvoir apparaître l'événement redouté, ce qui implique un temps de calcul important.

De nombreuses techniques ont été proposées pour accélérer la simulation et favoriser l'apparition des événements rares (en réduisant la complexité du modèle le nombre de scénarios à simuler). Cependant, ces techniques ne sont pas toujours faciles à mettre en œuvre, car elles impliquent des hypothèses assez fortes et/ou ne fournissent pas nécessairement des estimateurs de qualité.

1.8.4 La Gestion de la Maintenance Assistée par Ordinateur (GMAO)

La GMAO est un outil de gestion destiné au service de maintenance, son objective étant d'être une méthode de planification, de suivi et d'optimisation de la maintenance. Une GMAO est avant tout conçue pour aider les services maintenance des entreprises dans l'accomplissement de ses missions. Elle permet de fournir des informations utiles sur l'état des systèmes et des indicateurs

Chapitre 01 : L'enjeu de la maintenance industrielle

pour faciliter et optimiser la prise de décision. Pour d'autres services de l'entreprise telle que le service de production/exploitation, et le service finance, la GMAO peut également être utile.

1.8.5 Réseaux de Petri

Les réseaux de Petri sont largement utilisés dans l'étude et la modélisation de la sûreté de fonctionnement des systèmes dynamiques. Ils sont constitués de places, transitions et arcs, qui permettent de représenter successivement les propriétés des systèmes à modéliser lors de ses changements d'état, à travers les relations places/transitions. Combinés avec la simulation de Monte Carlo, ils permettent d'évaluer la fiabilité/disponibilité de systèmes divers et notamment dans plusieurs domaines en considérant des transitions déterministes ou aléatoires (DEFDAF, 2006).

1.8.6 L'approche Markovienne

L'approche ou la méthode markovienne représente la doyenne des approches mises en œuvre pour modéliser et évaluer la sûreté de fonctionnement et la maintenance des systèmes à comportement dynamique. Il s'agit de modéliser le comportement d'un système complexe par un ensemble de composants pouvant se trouver dans un nombre fini des états entre le fonctionnement parfait et la défaillance totale. Une représentation graphique appelée graphe/diagramme d'état, visualise les différents états d'un système qui sont schématisés par des cercles et reliés entre eux par des arcs orientés en indiquant les transitions d'un état de départ vers un état d'arrivée. Pour effectuer cette analyse, il faut d'abord identifier et classer tous les états du système (fonctionnement dégradé et panne) et savoir comment passer d'un état à un autre lors d'une dégradation ou d'une maintenance (réparation). Dans la littérature, on trouve plusieurs travaux qui utilisent l'approche markovienne dans la maintenance comme, (Ivy and Nembhard, 2005), (Ivy and Pollock, 2005) (Salem, 2008) (Ayadi, 2013).

1.8.7 Réseau bayésien

Un réseau Bayésien (*RB*) est une forme de modélisation probabiliste, il est formé d'un graphe orienté et interprétés par un système probabiliste pour représenter et modéliser les relations qualitatives et quantitatives entre les variables à travers ses dépendances et des probabilités conditionnelles. Ils ont un grand potentiel en raison de sa capacité à combiner les aspects statistiques, probabilistes, décisionnels et de gestion des connaissances.

Dans le domaine de l'intelligence artificielle, le réseau bayésien est devenu aujourd'hui l'une des méthodes le plus utilisées pour la modélisation probabiliste des systèmes complexes dans plusieurs domaines, notamment dans le domaine de l'analyse de risques, la sûreté de fonctionnement et la maintenance (Weber *et al.*, 2012), (Muller, 2005) (Bougofa *et al.*, 2020) (Dahia *et al.*, 2021). Ce type de représentation semble se prêter à la description globale des différents phénomènes mis en jeu pour l'optimisation de la maintenance (Guyot, 2008). Dans ce

Chapitre 01 : L'enjeu de la maintenance industrielle

contexte, une particularité caractérisant la majorité des systèmes industriels aujourd'hui est que leurs comportements changent avec le temps (l'aspect dynamique) en raison des interactions entre leurs composants et avec l'environnement de production, on parle donc de systèmes complexes dynamiques, ce qui rend l'évaluation et l'optimisation de maintenance une tâche primordiale. Pour cela, une approche dynamique proposée basée sur l'approche markovienne et le *RB* sera présenté dans le chapitre 5.

1.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons rappelé des généralités sur la maintenance, en parcourant les principales politiques ainsi que l'effet des actions de maintenance sur l'évolution de la fonction d'intensité de défaillance. Après avoir évoqué les principales composantes de la sûreté de fonctionnement, une description détaillée sur la fiabilité a été décrite.

Dans une démarche d'optimisation de la maintenance, la connaissance de ces concepts de base est indispensable pour mettre en place une stratégie efficace et rentable. Nous avons terminé ce chapitre par les méthodes utilisées lors de l'analyse et de l'évaluation de la sûreté de fonctionnement. Les principaux modèles et politiques d'optimisation de la maintenance sont discutés dans le chapitre suivant.

Chapitre 2: Etat de l'art
Optimisation des Politiques de
Maintenance Préventives

Chapitre 2: Etat de l'art Optimisation des Politiques de Maintenance Préventive

2.1 Introduction

Une stratégie de maintenance est conçue pour objectif de corriger, prévenir et minimiser les dysfonctionnements des systèmes. Elle consiste à définir un ensemble des règles permettant de planifier les dates d'interventions et le type des actions à effectuer. Pour un service de maintenance, l'objectif principal est de déterminer et d'identifier les stratégies qui optimisent les critères techniques et économiques définis. Ce chapitre vise à passer un tour en revue bibliographique sur les principaux modèles et politiques d'optimisation de maintenance dédiés aux systèmes mono-composant et multi-composants.

2.2 Mise en place d'une politique de maintenance: un processus stratégique

Une politique de maintenance a d'une importance primordiale pour les mesures de la sûreté de fonctionnement et la productivité des installations industrielles. Depuis les travaux de (McCall, 1965) et (Barlow and Proschan, 1996), nombreuses publications proposent des modèles permettant de définir et de déterminer la politique adéquate à mettre en œuvre. Généralement, la mise en place d'une politique consiste à établir et optimiser un modèle (une fonction) en tenant compte des critères de coût, de disponibilité et de fiabilité des systèmes (Lyonnet, 1993). Les variables de décision dépendent du modèle appliqué.

Les premiers modèles de maintenance, synthétisés par (Valdez-Flores and Feldman, 1989), où les auteurs considèrent des politiques basées sur des structures simples et des systèmes à un seul composant.

De tels modèles de maintenance impliquent parfois des hypothèses de modélisation complexe qui conduisent à une perte de réalisme et donc d'efficacité. C'est pourquoi, aujourd'hui, l'optimisation de la maintenance continue de faire l'objet de nombreux travaux de recherche, utilisant des modèles existants et en développant de nouveaux modèles, pour une meilleure prise en compte de la réalité et de la complexité des systèmes. Ces modèles sont développés conformément aux pratiques de l'industrie. Les politiques préventives viennent en soutien des politiques correctives, avec l'avantage de prévenir et de réduire le taux d'occurrence des défaillances des systèmes.

2.3 Les modèles d'optimisation des politiques de maintenance

Selon Dorigo *et al* (Dorigo *et al.*, 1991) l'optimalité d'une politique de maintenance est définie comme suit: « Une politique de maintenance P^* est optimal parmi une classe de politique Π si la performance du système soumis à cette politique sur un horizon de temps T est toujours supérieure aux performances du système soumis à toute politique P , avec $P \in \Pi$. ».

Chapitre 2: Etat de l'art Optimisation des Politiques de Maintenance Préventive

L'objectif global d'un modèle d'optimisation de la maintenance est de déterminer le calendrier et/ou la fréquence des interventions préventives et correctives afin d'arriver à un équilibre optimal (Figure 2.1) en fonction des critères de coût, de fiabilité, de disponibilité et de sécurité dans certains cas.

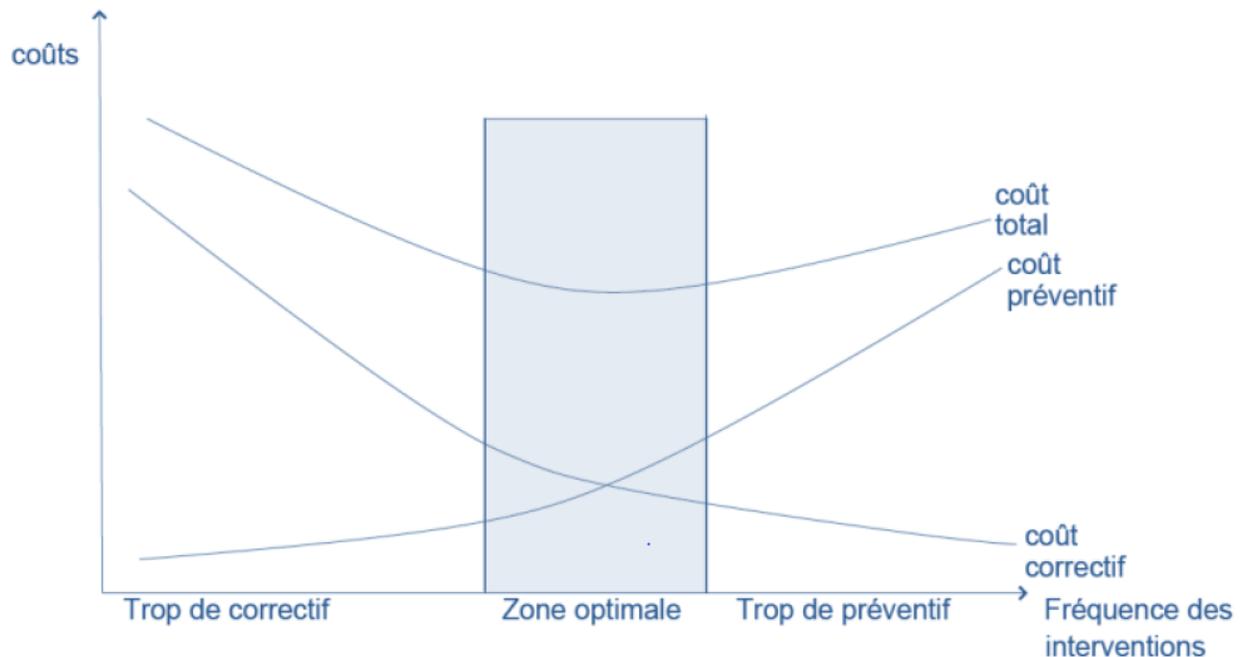


Figure 2. 1 équilibre entre maintenance préventive et maintenance corrective(Lesobre, 2015)

L'évolution des pratiques de maintenance se retrouve dans des travaux de modélisation et de l'optimisation de la maintenance. Dans cette section, nous allons examiner ces travaux qui peuvent être regroupés en deux catégories : les modèles élémentaires de la maintenance des systèmes mono composant et les modèles de maintenance pour les systèmes multi-composants.

2.3.1 Les modèles élémentaires de maintenance des systèmes mono-composant

Les modèles de maintenance des systèmes à un seul composant constituent le fondement des travaux des systèmes complexes. Ils sont associés à des politiques de maintenance préventive où la décision est basée sur le remplacement préventif du système. Ces modèles cherchent à déterminer la fréquence et /ou périodicité d'effectuer la maintenance, afin d'optimiser les critères de coût, de disponibilité et de fiabilité. Il existe deux types de politiques associées : les politiques basées sur la durée de vie des composants et les politiques basées sur l'état des composants.

Chapitre 2: Etat de l'art Optimisation des Politiques de Maintenance Préventive

2.3.1.1 Politiques de maintenance basées sur la loi de la durée de vie du composant

La politique de maintenance dépendant de l'âge

La politique de maintenance basée sur l'âge « *age-replacement Policy* » consiste à remplacer préventivement un composant par un autre neuf dans deux situations : quand il atteint l'âge T ou après sa défaillance. La notion âge T représente ici le temps écoulé depuis le dernier remplacement.

L'objectif est de déterminer un intervalle de temps adéquat qui ne doit pas être ni trop élevé pour éviter l'augmentation du nombre de pannes et donc les coûts liés à son indisponibilité fortuite, ni trop faible pour ne pas entraîner une augmentation du nombre d'actions préventives. L'optimisation de cette politique vise à déterminer le paramètre de décision (l'intervalle /l'âge) T qui minimise la fonction du coût de maintenance (Hoyland and Rausand, 2009).

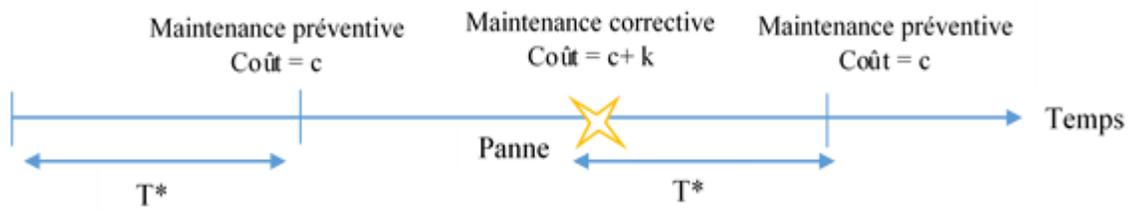


Figure 2. 2 Politique basée sur l'âge

Néanmoins, l'hypothèse faite dans cette politique n'est pas totalement réaliste sur un long terme puisque chaque panne décale les interventions suivantes. Avec l'apparition des concepts de réparation minimale et la maintenance imparfaite (Pham and Wang, 1996), diverses extensions et modifications ont été proposées, plusieurs chercheurs ont publié de nombreux résultats intéressants comme (Tahara and Nishida, 1975). Ces stratégies proposent de remplacer un composant s'il tombe en panne pour la première fois à T_0 de temps de bon fonctionnement ($0 < T_0 < T$), ou s'il atteint un âge T . Cependant, une réparation minimale est appliquée si celui-ci tomberait en panne dans l'intervalle de $[0, T_0]$. Avec le paramètre de l'âge T , Nakagawa (Nakagawa, 1980) a rajouté un autre paramètre qui est le nombre de pannes N . Un composant est remplacé à l'âge T ou s'il atteint N nombre de pannes, une réparation minimale sera effectuée dans le reste des cas pour remettre le composant défaillant en état d'opération sans affecter son taux de défaillance. Ensuite, le concept de la réparation minimale et le remplacement total d'un composant a été étudié. (Sheu *et al.*, 1993) ont travaillé sur ces deux types de remplacement, un composant subira a un remplacement (avec une réparation minimale ou partiel) à une période T ou bien sera totalement remplacé à la N ième réparations. N et T sont le couple des paramètres de décisions à optimiser pour obtenir le meilleur coût de la maintenance.

Chapitre 2: Etat de l'art Optimisation des Politiques de Maintenance Préventive

La politique de maintenance périodique ou par bloc

Dans le cadre de la politique maintenance préventive périodique ou remplacement par blocs, contrairement aux politiques de type âge, un composant subi une maintenance à des intervalles réguliers périodiques, suivant un planning d'une forme kT ($K=1,2, \dots$). La défaillance du composant entraîne son remplacement, mais n'entraîne aucun changement sur le plan préventif. Indépendamment de l'historique des pannes, les interventions sont effectuées aux intervalles prévus.

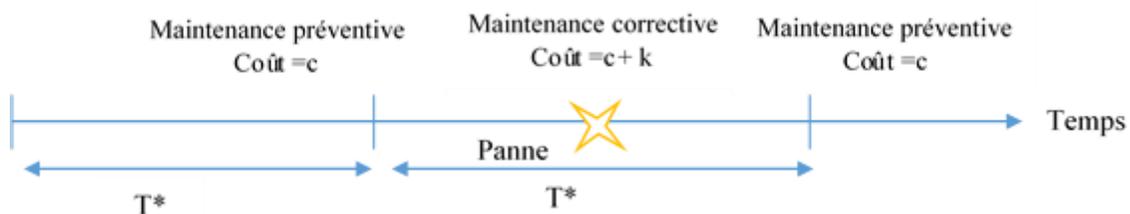


Figure 2. 3 Politique de maintenance périodique

Ce type de politique est généralement facile à gérer, mais en termes de coût, elle n'est souvent pas la meilleure, car il présente parfois le risque de remplacer des pièces ou des composants presque neufs. Cependant, la politique de maintenance périodique peut être étendue avec la prise en considération des réparations minimales suite à la défaillance (politique de remplacement périodique avec des réparations minimales), plutôt qu'un remplacement de composants neufs (Barlow and Hunter, 1960). L'optimisation de cette stratégie peut se faire, selon des critères de coût et/ou de disponibilité (Rausand and Hoyland, 2003).

Nakagawa (Nakagawa, 1980) a fait une première proposition de la politique de remplacement périodique, chaque composant est remplacé à des intervalles bien déterminés kT ($k = 1,2, \dots$) sans prendre en compte l'âge du composant. En cas de panne, il ne sera remplacé qu'au prochain intervalle de remplacement kT . Plusieurs politiques de remplacement ont été proposées par le même auteur, une réparation minimale est effectuée dans le cas où le composant tombe en panne, avant un intervalle T_0 . Il sera totalement remplacé si le composant reste en fonctionnement jusqu'à T ($0 < T_0 < T^*$). Si la défaillance se produit entre T_0 et T^* , trois politiques sont proposées; la première stipule que le composant ne peut être réparé et remplacé qu'à T^* ; la deuxième permet de remplacer le composant temporairement par un autre jusqu'à son remplacement à T^* ; la troisième politique propose de le remplacer par un nouveau directement. Par conséquent, l'objectif est donc de trouver les grandeurs T_0 et T^* optimaux. Dans un autre travail, (Nakagawa, 1981) a ensuite inclus le nombre de pannes dans le choix de la politique. Dans ce modèle, un remplacement total sera effectué à l'ensemble des kT ($k=1, 2, \dots$). Par contre, une réparation minimale sera effectuée dans le cas où des pannes se produisent entre les remplacements

Chapitre 2: Etat de l'art Optimisation des Politiques de Maintenance Préventive

périodiques. Si le nombre de pannes N^* est supérieur ou égal à N_0 , aucune modification n'est effectuée, le composant attendra le prochain remplacement programmé. Les paramètres N_0 et T seront optimisés pour trouver la meilleure politique de remplacement.

2.3.1.2 Politiques basées sur l'état courant du composant

Pour les politiques basées sur l'état du composant (maintenance conditionnelle), les modèles ne consistent plus des remplacements purs, mais s'intéressent à l'état actuel de dégradations du système. On parle alors des politiques de maintenance préventive conditionnelle et les décisions sont prises en fonction du niveau de dégradation des systèmes (Lyonnet, 1993). Le principal avantage de ce type de politique est de limiter les réparations inutiles. La modélisation conditionnelle doit représenter le processus de dégradation qui définissent l'évolution prévisionnelle de l'état du système (Bloch-Mercier, 2002).

La politique de limite de défaillance

Dans cette politique, la maintenance préventive n'est effectuée que lorsque le taux de défaillance ou bien la fiabilité du composant atteint un niveau prédéterminé. Une fois le seuil atteint, des actions de réparation seront appliquées afin de remettre le composant à un certain niveau de fiabilité. Dans le travail de (Bergman, 1978), une politique de remplacement basées sur la mesure d'un ensemble de variables d'état, telles que l'usure ou l'endommagement accumulé du composant a été proposée. Il a été démontré que le coût de la maintenance unitaire est minimisé lorsque le remplacement du composant effectuée soit en cas de défaillance, ou à un seuil prédéterminé de l'ensemble des paramètres d'état, selon la première éventualité. Chan et Shaw (Chan and Shaw, 1993) ont introduit le concept de disponibilité dans une politique de remplacement préventif dépendant de l'évolution du taux de défaillance. Les chercheurs avaient l'objectif de maximiser la disponibilité du composant tout en considérant les durées des interventions préventives. Suresh et Chaudhuri (Suresh and Chaudhuri, 1994) ont développé un modèle de planification de maintenance en utilisant le facteur d'amélioration. Le seuil de fiabilité et le taux de défaillance du système étant préalablement fixé, l'objectif est de minimiser le coût total de la maintenance dans un horizon fini. Monga *et al* (Monga *et al.*, 1997) ont proposé deux types de modélisation de la maintenance préventive, ces approches intègrent l'effet de la maintenance préventive et des réparations minimales pour optimiser le taux de défaillance du système.

La politique de limite de réparation

Dans cette politique, la réparation ou le remplacement des composants dépend du coût associé à l'intervention. En effet, si le coût de la réparation dépasse un seuil prédéterminé, le composant sera remplacé. Dans la littérature, on parle d'une politique de maintenance sous contrainte de coût

Chapitre 2: Etat de l'art Optimisation des Politiques de Maintenance Préventive

de réparation. Dans certains cas, le remplacement est préférable, car le coût de réparation cumulé peut dépasser le coût de remplacement du composant. Par conséquent, certains chercheurs comme (Beichelt, 1982) corrigent ce problème en intégrant le coût de réparation par unité de temps dans une politique de limite de réparation. Un autre paramètre dans cette politique a été considéré par (Nakagawa and Osaki, 1974), il s'agit du temps de réparation. Ainsi, si le temps de réparation du composant dépasse un certain seuil T , il est plus avantageux de le remplacer par un neuf, sinon, une réparation est effectuée. Une variante de cette politique a été proposée dans (Koshimae *et al.*, 1996) qui tient compte un temps limite de réparation. Sauf que si la réparation d'un composant dépasse un certain seuil, celui-ci sera remplacé temporairement le temps qu'il soit réparé. Chien *et al* (Chien *et al.*, 2010) ont considéré un modèle de remplacement avec une réparation minimale basée sur le critère de la limite du coût de réparation cumulée. L'historique de tous les coûts de réparation est utilisé pour décider si le système sera réparé ou remplacé.

La politique de maintenance séquentielle

Contrairement de la politique périodique, dans la politique séquentielle, le composant est subi à une maintenance préventive à des intervalles inégaux, mais au fur et à mesure du temps, les intervalles deviennent de plus en plus courts. Cela est dû au phénomène de l'usure et de vieillissement. (Barlow and Proschan, 1962) ont proposé une politique de maintenance séquentielle et l'ont comparé avec la politique de remplacement basée sur l'âge. Les auteurs ont fixé seulement le premier intervalle de remplacement afin de minimiser le coût des défaillances imprévues et le coût des remplacements préventifs pour le reste du temps. (Nakagawa, 1988) a déterminé un modèle de maintenance séquentielle dans lequel la maintenance préventive est effectuée à des intervalles de temps $x_k \leq x_{k-1}$ où ($k=1, 2, 3 \dots N$). Le composant sera remplacé à la N ème maintenance préventive et les pannes imprévues seront traitées par des réparations minimales. Cette politique est différente de la politique de l'âge et de la limite de défaillance parce qu'elle contrôle directement les durées x_k tandis que les autres contrôlent directement l'âge, le taux de défaillance et la fiabilité respectivement.

2.3.2 Les modèles de maintenance des systèmes multi-composants

Après avoir considéré les systèmes mono composants, les modèles de maintenance des systèmes multi-composants sont appliqués à des systèmes à plusieurs composants qui dépendants les uns des autres. L'objectif principal est de se rapprocher de systèmes réels dont le comportement est lié à l'état de la dégradation et la défaillance de leurs composants. Une politique de maintenance optimale pour un composant n'est pas forcément optimale pour l'ensemble du système (Barros, 2003).

Le choix du modèle dépendra de plusieurs facteurs, principalement au type d'interaction qui existe entre les composants. Ces interactions rendent la modélisation et la planification de la

Chapitre 2: Etat de l'art Optimisation des Politiques de Maintenance Préventive

maintenance assez complexes. Dans la littérature, il existe trois types de dépendance (interactions) entre les composants: la dépendance économique, stochastique et structurelle (Thomas, 1986),(Cho and Parlar, 1991).

2.3.2.1 Dépendance économique

La dépendance économique est principalement liée à l'impact des actions groupées de maintenance sur le calcul des coûts de maintenance. Selon cet impact, qui peut être économiquement un avantage comme un inconvénient, deux catégories de dépendance économique sont distinguées: la dépendance économique positive et la dépendance économique négative.

Dépendance économique positive

La dépendance positive signifie que la maintenance simultanée de plusieurs composants apporte un gain en termes de coûts ou de temps (nécessite moins de temps que les maintenir séparément), c'est-à-dire le coût de la maintenance d'un ensemble de composants est moins élevé que la somme de leurs coûts de maintenance individuelle. Quelques cas pratiques où le regroupement des tâches sur le système apporte un gain considérable:

- Le regroupement des activités de réglage.
- Dans les systèmes de type série où l'arrêt d'un composant entraîne l'arrêt total du système, lorsque des composants sont conjointement maintenus, le coût peut être minimisé grâce au partage des tâches de préparation de la maintenance (déplacement des groupes de maintenance, d'ouverture des appareils, etc.).
- Améliorer la disponibilité du système, en effet, si les différentes tâches de maintenance nécessitent l'arrêt du système alors des interventions simultanées peuvent réduire énormément le temps d'arrêt.

Dans le travail de (Kulshrestha, 1968), une politique de maintenance opportuniste a été proposée dans laquelle il existe deux classes de composants. La classe 1 contient des unités de secours redondantes, lorsque l'une des unités de cette classe tombe en panne, une veille prend le relais. Lorsque toutes les unités de cette classe sont en panne, le système souffre de défaillance générale. D'un autre côté, les unités de classe 2, forment un système en série; si l'un tombe en panne, le système subit une panne mineure. Lorsqu'une panne mineure se produit, il y a une opportunité pour réparer les unités de classe 1 en panne. (Zheng and Fard, 1991) ont proposé un modèle de maintenance opportuniste basé sur la fréquence des risques pour un système avec différents types de composants. Un composant est remplacé ou réparé selon le taux de défaillance et la tolérance au taux de défaillance. Plus tard, Zheng (Zheng, 1995) a étendu ce modèle et introduit une politique de remplacement multi-unités dépendant de l'âge. Le remplacement en cas de défaillance et le remplacement actif créent des opportunités de remplacement préventif d'autres

Chapitre 2: Etat de l'art Optimisation des Politiques de Maintenance Préventive

unités. Pham et Wang (Pham and Wang, 2000) ont proposé une politique de maintenance à deux variables de décision S et T pour un système k out-of- n . Dans cette politique, des réparations minimales sont effectuées sur les composants défectueux avant d'atteindre l'âge de fonctionnements S . Une maintenance corrective de tous les composants défectueux est combinée avec une maintenance préventive des composants qui fonctionnent après l'âge S . à l'instant T , si le système n'a pas fait l'objet d'une maintenance parfaite avant $T > s$ une maintenance préventive est effectué. Récemment Hou et Jiang (Hou and Jiang, 2013) ont proposé une politique de maintenance opportuniste pour un système en série considérant une maintenance imparfaite. Cette politique est basée sur la capacité de remplacer ou de réparer un composant en minimisant le coût de maintenance, lorsque le système s'arrête. Ni *et al* (Ni *et al.*, 2015) ont développé un modèle prédictif pour identifier les fenêtres de maintenance préventive opportuniste pour un système de production sur la base des données en temps réel.

Dépendance économique négative

Dans certaines situations, combiner certaines tâches de maintenance pourrait être plus onéreux que de les effectuer séparément. C'est ce qu'on appelle la dépendance économique négative. Pratiquement, dans le cas de la maintenance des systèmes de type parallèle, lorsque les composants sont maintenus conjointement, le coût peut être augmenté du fait de l'augmentation de temps d'arrêt du système. Par conséquent, il est préférable de séparer les tâches de maintenance afin de maximiser la disponibilité du système. De plus, avec certains types de systèmes où la main d'œuvre est essentielle, mobiliser celle-ci lors d'un regroupement des tâches peut entraîner une augmentation des coûts sur le produit. D'un autre côté, retarder la maintenance de certains composants défaillants en attendant une maintenance groupée, peut avoir un impact négatif sur la production et sur la sécurité.

Les travaux menés sur la dépendance économique négative a pour but de minimiser les coûts de maintenance et l'ensemble des coûts associés (main d'œuvre, frais de mobilité, etc.). Dans le travail de (Langdon and Treleaven, 1997), un problème de planification de maintenance de réseaux de génération d'électricité a été abordé, la dépendance économique négative a été traduite par le coût supplémentaire engendré par une maintenance groupée. En effet, dans ce type de problème, une maintenance groupée entraîne un coût additionnel car elle augmente l'indisponibilité du générateur. Afin de résoudre ce problème et trouver la meilleure politique de maintenance en minimisant le coût de l'entretien en respectant les mesures de sécurité, la programmation génétique a été utilisée pour résoudre ce problème. (Grigoriev *et al.*, 2006) ont étudié un système composé de machines parallèles avec une contrainte de remplacement. Les machines doivent subir des maintenances en continu afin de prévenir des pertes de production. La structure du système permet de maintenir une machine à la fois. Le but est de trouver un plan de maintenance périodique pour un horizon de planification donné, afin de minimiser le coût d'opération des machines.

Chapitre 2: Etat de l'art Optimisation des Politiques de Maintenance Préventive

Dépendances économiques positive et négative

Ces deux types de dépendance économique existent généralement dans les systèmes k parmi n , où k représente le nombre minimum de composants actifs pour que le système fonctionne. Lorsque $k=n$ (cas d'un système série), il est possible d'effectuer un regroupement des actions de maintenance préventive, car l'arrêt d'un composant entraînera l'arrêt du système. Il est également possible de combiner une maintenance corrective avec la maintenance préventive. Dans le cas des systèmes où $k < n$, des composants redondantes sont mises à la disposition pour améliorer la fiabilité.

La politique de maintenance groupée doit être analysée afin de ne pas bloquer tout le système et le rendre totalement indisponible. Dans le travail de (Wang and Lin, 2011) les auteurs proposent une stratégie de regroupement dynamique pour des systèmes complexes dont la structure série-parallèle peut conduire à une dépendance économique positive, ce qui montre que la combinaison des activités de maintenance est moins chère que la maintenance des composants séparément. Les auteurs ont fait appel à l'optimisation par essaims particulaires (PSO) pour trouver la combinaison optimale des actions de maintenance. La stratégie proposée est basée sur une approche à horizon glissant, ce qui permet d'actualiser le plan de maintenance en tenant compte des informations à court terme. (Xia *et al.*, 2012) s'intéressent à améliorer la rentabilité et la productivité d'un système de production, une stratégie de maintenance dynamique est proposée dans laquelle les auteurs intègrent à la fois un calendrier optimal de maintenance pour une seule machine et pour l'ensemble d'un système série-parallèle. A travers le modèle MAM (*Multi Attribute Model*), les auteurs commencent d'abord par la détermination des intervalles de maintenance optimale pour chaque machine séparément. Par la suite, une étape consiste à générer les meilleures combinaisons des actions de maintenance grâce à une Fenêtre de Maintenance (*Maintenance Time Window MTW*). L'objectif de cette méthode est de déterminer en termes de coût, le meilleur plan de maintenance pour le groupement des actions de maintenance préventive. Une étude de cas sur une usine hydraulique a été réalisée. En conclusion, les résultats présentés ont démontré que le choix de la fenêtre de maintenance conduit à une réduction significative des coûts engendrés.

2.3.2.2 Dépendance stochastique

La dépendance stochastique est considérée lorsque l'état d'un composant ou sa dégradation a un effet sur les états ou l'évolution de dégradation des autres composants. Cela se traduit par l'impact de la défaillance d'un composant sur les défaillances des autres composants ou du système. Dans ce contexte, nous pouvons citer le travail de (Cho and Parlar, 1991), dans lesquels ils ont présenté une revue des modèles de maintenance d'un système composé de $N+M$ machines, où N machines sont en fonctionnement et M machines sont des machines de remplacement (en cas de défaillance d'une ou plusieurs machines en fonctionnement). L'état d'une machine affecte l'état des autres machines en mode veille ce qui entraîne une intensité de défaillance dépendant dans le

Chapitre 2: Etat de l'art Optimisation des Politiques de Maintenance Préventive

système de production. (Murthy and Nguyen, 1985) ont étudié deux politiques de maintenance pour un système multi-composants. Pour la première politique, seuls les composants défectueux sont remplacés par des composants neufs. Pour la seconde politique, elle consiste à effectuer seulement une réparation minimale pour le composant défaillant pour le rendre opérationnel, tout en gardant son taux de défaillance. Les coûts par unité de temps de ces deux politiques sont calculés pour en déduire la politique la plus appropriée.

Dans (Li *et al.*, 2006), les auteurs proposent un modèle de remplacement périodique pour un système à deux unités avec une dépendance stochastique. Dans ce modèle, chaque fois que la première unité tombe en panne, elle augmente le taux de défaillance de la deuxième unité et sa défaillance entraîne la défaillance de la première unité. Sans cette dépendance, le taux de défaillance des deux unités augmente également grâce à un processus de vieillissement. Les unités sont remplacées si elles atteignent l'âge T , ou en cas de panne. L'objectif de ce travail est d'obtenir le coût optimal sur le long terme en introduisant des coûts relatifs comme un critère d'optimalité. L'âge T est une variable à optimiser afin de minimiser la fonction du coût. Dans la revue de (Nicolai and Dekker, 2008), les auteurs ont présenté des travaux sur les dépendances stochastiques. Ils ont identifié trois types d'interactions:

- Type I: chaque fois qu'un composant tombe en panne, il entraîne la défaillance totale du système
- Type II : la défaillance d'un composant 1 peut entraîner la défaillance d'un autre (composant 2) avec une probabilité p , tandis que toutes les défaillances du composant 2 agissent comme un choc sur le composant 1, ne provoquant aucune défaillance instantané, mais affectant son taux de défaillance.
- Type III: la défaillance de chaque composant affecte le taux de défaillance de l'autre composant. En d'autres termes, la défaillance de l'un des composants provoque un choc sur l'autre composant.

Pour l'interaction de type I, dans (Scarf and Dearn, 2003), les auteurs ont travaillé sur un système en série à deux composants et ont développé deux politiques, une politique de remplacement basée sur l'âge et la deuxième politique consiste également à intégrer le remplacement des composants en tenant compte à la fois de l'âge et les défaillances concurrentes. Pour l'interaction de type II, dans l'article de (Zequeira *et al.*, 2008), les auteurs ont développé une politique d'inspection pour un système parallèle à deux composants qui peut fonctionner si au moins un composant est en fonctionnement. Il est supposé que les défaillances ne peuvent être détectées que par des inspections périodiques. De plus, la défaillance d'un composant peut modifier la probabilité de défaillance d'un autre encore en fonctionnement avec une probabilité p et ne pas interagir avec une probabilité de $1-p$.

Chapitre 2: Etat de l'art Optimisation des Politiques de Maintenance Préventive

2.3.2.3 Dépendance structurelle

La dépendance structurelle se présente lorsque la maintenance d'un composant n'est pas directement accessible et d'autres composants doivent être démontés ou arrêtés pour pouvoir intervenir. La dépendance structurelle représente une raison principale du regroupement des actions de maintenance préventive, de ce fait, adopter une stratégie de regroupement des actions de maintenance prend tout son sens et peut s'avérer même nécessaire. Il existe de nombreux travaux qui traitent ce type de dépendance et dans différents domaines, parmi lesquels, nous pouvons citer le travail de (Dekker *et al.*, 1998) sur la maintenance des autoroutes. En effet, si une partie de route est en panne, les techniciens doivent parcourir une certaine partie de l'autoroute pour y accéder, ce qui peut être une opportunité d'effectuer des inspections ou des opérations préventives au passage. Dans (Rokstad and Ugarelli, 2015), les auteurs présentent une politique de regroupement pour optimiser le renouvellement des conduites d'eau raccordées. Cette politique est appliquée à la fois pour obtenir le regroupement optimal pour toutes les conduites du réseau et pour effectuer un regroupement dans la même zone lors d'une rupture de la canalisation. Une étude de cas a été présentée où les coûts des ruptures (fuites) et de la fiabilité sont pris en compte. Les résultats montrent que des gains significatifs sont réalisés en regroupant le renouvellement des conduites d'eau.

2.3.3 Modèles de groupement

Les modèles d'optimisation de la maintenance visent à réduire les coûts des activités de maintenance, comme mentionné ci-dessus, il existe des dépendances économiques entre les composants d'un système complexe. C'est pourquoi, un grand nombre de travaux s'intéressent au développement des politiques de regroupement de la maintenance. Ces politiques peuvent être statiques, dynamiques ou opportunistes. Bien que chaque politique de regroupement ait un niveau de planification différent, leur objectif commun est d'essayer de trouver un meilleur regroupement des actions de maintenance afin de maximiser l'effet de la dépendance économique positive et éviter la dépendance économique négative. Ce qui permet d'améliorer l'efficacité en termes les coûts et des temps de mise en place.

2.3.3.1 Modèle de regroupement stationnaire.

Considérant que les règles de fonctionnement du système sont stables et que le contexte dynamique se produit moins fréquemment, le regroupement statique ou stationnaire est défini comme un regroupement ou une combinaison des actions de maintenance sur un horizon infini et n'utilise pas d'informations sur l'état actuel du système pour mettre à jour le calendrier initialement défini. Selon la nature des actions de maintenance groupées, nous considérons deux types de regroupement stationnaire:

Chapitre 2: Etat de l'art Optimisation des Politiques de Maintenance Préventive

➤ *Regroupement de maintenances correctives*

Pour les systèmes multi-composants, les tâches ou les actions de maintenance corrective peuvent être regroupées, et ce regroupement s'applique généralement à la maintenance de systèmes de type redondants/parallèles où certains composants peuvent être laissés dans un état de panne sans interrompre le fonctionnement du système (Assaf and Shanthikumar, 1987). En effet, certains travaux proposent d'intervenir sur les composants défaillants à une date prévue. (Özekici, 2013) (Nguyen *et al.*, 2014) considèrent un système parallèle à n composant, c'est-à-dire que le système est maintenu chaque T unités de temps en réparant tous les composants défaillants à ce moment-là. T est une variable de décision pour cette stratégie et elle est déterminée en minimisant la fonction du coût moyen par unité de temps. Indépendamment du nombre de composants maintenus, ce type de regroupement vise à réduire les coûts logistiques et le nombre d'interventions. L'objectif est donc de trouver un équilibre entre les deux gains des coûts logistiques et la perte de production liée au système défaillant (Assaf and Shanthikumar, 1987).

➤ *Regroupement de maintenances préventives*

Les politiques élaborées pour les systèmes mono-composants restent généralement une base pour les politiques de regroupement de maintenance préventive. Le regroupement est important lorsque les tâches de préparation, les équipes de maintenance et les pièces de rechange sont disponibles aux périodes des maintenances préventives. On retrouve souvent les politiques de remplacement par bloc et les politiques basées sur l'âge. Compte tenu de l'optimisation de ce type de regroupement, il s'agit de déterminer un vecteur de planification de maintenance pour un groupe de composants afin de minimiser le coût moyen de maintenance par unité de temps sur un horizon infini. Les stratégies de regroupement des maintenances préventives peuvent être classées en deux groupes: le regroupement direct et le regroupement indirect.

- *Regroupement direct*: la planification de ce type de regroupement est modélisée directement sous forme des variables de décision. D'abord, définir un vecteur groupant de structure nommé $S_g = \{G_1, G_2, \dots, G_m\}$ qui donne dans quel groupe le composant i va être maintenu, puis le vecteur de la planification optimale de la maintenance préventive pour chaque groupe ($TS_g = \{T_{g1}, T_{g2}, \dots, T_{gm}\}$). L'optimisation du regroupement directe est difficile à résoudre, car il est nécessaire de chercher à la fois la structure de regroupement (les composants qui doivent être maintenus) optimale et puis le vecteur (les cycles ou la fréquence) de maintenances préventives optimales pour chaque groupe. Les auteurs dans (van Dijkhuizen and van Harten, 1997) considère que le cycle de maintenance optimal d'un groupe de composants G_k est déterminé comme suit : $T_{Gk} = \min_{i \in G_k} t_i$, où t_i est le cycle de maintenance optimal du composant i . La programmation dynamique est utilisée afin de chercher la structure de regroupement optimale.
- *Regroupement indirect*: la planification de regroupement est obtenu de façon indirecte, dans la littérature, plusieurs modèles de regroupement sont considérés ou le nombre des

Chapitre 2: Etat de l'art Optimisation des Politiques de Maintenance Préventive

variables de décision augmente selon le nombre de composants du système (Dekker *et al.*, 2000) (Goyal and Gunasekaran, 1992) (Hariga, 1994) (Duffuaa and Ben-Daya, 1994) (Laggoune *et al.*, 2010) (Van Dijkhuizen, 2000). Pour plus de détails voir (Vu, 2015).

2.3.3.2 Modèle de regroupement dynamique

Les modèles de regroupement dynamique sont des modèles qui prennent en compte des contextes dynamiques, c'est-à-dire le changement de structure et les conditions opérationnelles toute en respectant les contraintes de disponibilité et de sécurité. Généralement, ces modèles utilisent une approche à horizon glissant et fini pour trouver une séquence de décisions optimale. Les modèles dynamiques tirent leur valeur en trouvant l'équilibre optimal entre les coûts de retarder/avancer des activités de maintenance et les avantages de les combiner avec d'autres activités préventives et /ou correctives.

Il existe dans la littérature quelques travaux intéressants basés sur la politique de regroupement dynamique. Grâce à l'esprit d'horizon glissant pour regrouper les stratégies de maintenance des systèmes multi-composants, (Do Van *et al.*, 2012) proposée une approche permet de construire une planification de maintenance optimale avec une contrainte de disponibilité. Dans un autre travail (Do Van *et al.*, 2013), les auteurs présentent une stratégie de maintenance de regroupement dynamique pour un système multi-composants avec une dépendance économique positive, l'objectif était de proposer un nouvel algorithme pour mettre à jour optimale du planning de maintenance groupé en tenant compte des opportunités de maintenance. Les auteurs dans (Zhou *et al.*, 2010) ont proposé un algorithme d'ordonnancement des activités de maintenance préventive pour un système série avec des tampons intermédiaires. En basant sur la programmation dynamique, un plan de maintenance préventive optimal est déterminé en maximisant les économies de coûts de maintenance opportunistes cumulées à court terme.

Dans la stratégie de maintenance groupée, le concept de MOW (Maintenance Opportunity Window: fenêtre de maintenance opportuniste) a été défini comme étant la durée maximale qui permet d'effectuer des actions de maintenances sans affecter le flux de production du système global (Chang *et al.*, 2007). Ce concept a été développé par (Chang *et al.*, 2010) ou les auteurs ont suggéré que chaque arrêt a un impact sur le système lorsque sa durée est supérieure à un certain seuil, appelé fenêtre d'opportunité. Dans le même contexte, (Xia *et al.*, 2012) ont proposé une nouvelle stratégie de maintenance dynamique pour un système série-parallèle, un modèle multi-attributs MAM (Multi Attribut Model) est utilisé pour générer les intervalles de maintenance optimaux pour chaque machine en se basant sur les critères du coût et de la disponibilité. De plus, la méthode de fenêtre de temps de maintenance est développée pour réduire le coût total de maintenance du système. Elle est déterminée en utilisant les opportunités de combinaison de maintenance tout au long de la durée de vie de la mission (Xia *et al.*, 2013). L'objectif global est de générer un plan de maintenance optimal en termes de coût et de disponibilité. Dans le travail,

Chapitre 2: Etat de l'art Optimisation des Politiques de Maintenance Préventive

de (Xia et al., 2015), les auteurs ont développé un modèle de regroupement pour une production par lots. En effet, chaque changement de lot représente une opportunité pour effectuer des maintenances préventives en fonction de la dégradation de chaque machine. La stratégie (APB)"Advance-Postpone Balancing" permet d'établir (reporter ou avancer) les tâches de maintenances en temps réel afin de minimiser le coût de maintenance effectif. Une approche dynamique et adaptative est présentée par (Bouvard *et al.*, 2011) pour planifier les opérations de maintenance d'un système multi-composant à dégradation graduelle. Afin que la planification soit adaptée aux conditions d'utilisation réelle, la décision de regroupement est basée sur les états des composants du système en s'appuyant sur ces informations dynamiques, issue de la surveillance.

2.3.3.3 Modèle de regroupement opportuniste

Dans la phase de planification à court terme, le regroupement opportuniste se réfère à la combinaison des activités de maintenance planifiées (préventive) avec les activités de maintenance non planifiées (corrective). Dans ce type, la défaillance d'une unité représente une opportunité d'effectuer une maintenance planifiée sur d'autres unités simultanément. Fondamentalement, l'objectif du regroupement opportuniste est de trouver le meilleur équilibre en termes des coûts entre l'avancement des activités de maintenance planifiées et les avantages de les combiner avec d'autres activités de maintenance non planifiées. Selon la façon de regroupement des actions de maintenance, nous considérons deux types de regroupement opportuniste : maintenance préventive avancée et maintenance corrective retardée.

➤ *Maintenance préventive avancée*

Les stratégies de maintenance préventive opportuniste avancée sont couramment utilisées pour la maintenance des systèmes de type série où l'arrêt de tout élément entraîne l'arrêt total du système et cet arrêt est considéré comme opportunité de planification préventive sur d'autres composants. Récemment, des stratégies de type « avancé » sont développées et utilisées pour la maintenance des systèmes industriels complexes. (Laggoune *et al.*, 2009) proposent une approche de politique opportuniste pour optimiser la maintenance préventive d'un système multi-composants. La procédure de résolution est basée sur la méthode de simulation de Monte Carlo. Plus tard, leur modèle prend en considération des temps de remplacement non négligeables (Laggoune *et al.*, 2010). (Hu and Zhang, 2014) proposent un nouveau modèle de maintenance opportuniste basée sur les risques, ce modèle aide à convertir les facteurs aléatoires négatifs causés par les défauts en une opportunité favorable de maintenance préventive de sorte que les pertes économiques globales pourraient être réduites.

➤ *Maintenance corrective retardée*

Une maintenance corrective retardée signifie que les actions correctives et préventives sont regroupées en retardant les actions de la maintenance corrective. En effet, lorsqu'un composant

Chapitre 2: Etat de l'art Optimisation des Politiques de Maintenance Préventive

tombe en panne, aucune action n'est effectuée dans ce moment (l'instant de défaillance) et le composant est laissé en panne jusqu'à maintenir conjointement lors d'autre activité de maintenance, soit à la défaillance d'un autre composant ou à la prochaine période de maintenance préventive. Généralement, la maintenance corrective retardée s'applique à la maintenance des systèmes de type redondants/parallèles où l'arrêt de chaque sous-système /composant n'entraîne pas toujours l'arrêt du système. Une politique de maintenance pour un système parallèle avec inspection périodique est discutée par (Mizutani *et al.*, 2009), les unités d'un système parallèle sont laissés en panne lorsqu'ils tombent en panne. Le seuil optimal du nombre des unités qui sont laissées en panne est déterminé en minimisant le coût moyen du système. Dans l'article de (Park and Pham, 2011), une politique de maintenance corrective retardée est développée pour la maintenance des systèmes de structure k sur n , les auteurs développent une stratégie de remplacement préventif basée sur un seuil limite de nombre de composants défaillants m . Sur un cycle de maintenance T , si le nombre de composants défaillants est inférieur à m , le système est donc remplacé à la période de maintenance préventive planifié kT , ($k = 1, 2, \dots$). Lorsque le nombre de composants défaillants est supérieur ou égal à m , tous les composants sont remplacés immédiatement à l'instant de la panne.

*Chapitre 3: Les méthodes
d'optimisation*

Chapitre 3: Les méthodes d'optimisation

3.1 Introduction

Aujourd'hui, les managers des entreprises sont quotidiennement confrontés à des problèmes techniques de plus en plus complexes et qui apparaissent dans plusieurs domaines. Pour trouver les solutions satisfaisantes, la résolution de ces problèmes implique généralement l'optimisation à la fois d'une ou plusieurs fonctions objectives/critères. Les problèmes à résoudre peuvent être exprimés sous la forme d'une/des fonctions objectifs à optimiser pour un ensemble de variables de décisions et par rapport à des contraintes à respecter. En effet, selon le nombre de fonctions objectifs, deux classes de méthodes d'optimisation sont distingués, la première classe est l'optimisation mono-objectif, qui se base sur un seul critère dont l'objectif est de trouver la solution optimale. La deuxième classe est l'optimisation multi-objective qui optimise simultanément plusieurs fonctions objectives. Ceux-ci sont souvent contradictoires, le but est de déterminer les meilleures solutions qui répondent à ces objectifs. Dans ce cas, ces solutions constituent un ensemble des différents compromis entre divers objectifs, qui est couramment appelé l'ensemble des solutions non dominées ou le front Pareto (en anglais Pareto Frontier).

Dans ce chapitre, nous présentons quelques concepts et définitions de base liés aux problèmes d'optimisation. Ensuite, nous exposons les différentes méthodes de l'optimisation mono-objective et multi-objective. Pour les problèmes d'optimisation multi-objectifs, nous présentons les deux types d'approches de résolution. D'une part, l'approche non Pareto qui ne traite pas le problème comme un véritable problème multi-objectifs. Cette approche se divise en deux classes, la première regroupe les méthodes scalaires de type a priori, qui transforment le problème multi-objectifs en un problème mono-objectif. La deuxième classe contient les méthodes de type a posteriori, elles traitent les différents objectifs séparément et n'utilisent pas le concept de dominance dans la sélection et la génération des solutions. D'autre part, les approches Pareto qui utilisent la notion de dominance. Finalement, nous citons les principales *Méta-heuristiques* utilisés pour la résolution des problèmes multi-objective.

3.2 Un problème d'optimisation

L'optimisation est la tâche d'amélioration d'un processus ou d'une technique utilisée pour le rendre plus efficace et performant. La résolution d'un problème d'optimisation est devenue une tâche essentielle dans presque tous les domaines de l'activité humaine. Elle consiste à trouver un ensemble de variables de décision d'une fonction qui minimise ou maximise un objectif tout en respectant les contraintes. Lorsque le domaine de l'ensemble de variables est continue on parle de problème d'optimisation continue, lorsque le domaine des variables est discrète, on parle alors de problème d'optimisation combinatoire.

On note $\pi(f, X)$ un problème d'optimisation caractérisé par un ensemble des variables réalisables X et f est une fonction objective.

Chapitre 3: Les méthodes d'optimisation

La résolution d'un problème de minimisation revient à trouver parmi les solutions réalisables X , la ou les solutions x^* qui optimisent la fonction f tel que :

$$\begin{aligned} \forall x \in X \quad f(x) &\geq f(x^*) \\ \text{Avec } X &= \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \end{aligned} \quad (3.1)$$

Selon le nombre de fonctions considérés, Les problèmes d'optimisation sont principalement classés en deux classes; problème d'optimisation mono-objectif ou multi-objectifs.

3.3 L'optimisation mono-objective

Résoudre un problème à un seul objectif consiste à trouver la solution qui minimise ou maximise une fonction objective donnée. La solution optimale obtenue n'est généralement pas unique et parfois il existe de nombreuses solutions optimisant le même objectif.

3.3.1 Les variables de décisions

Un variable de décision est une grandeur numérique pour laquelle une valeur est choisie. Un vecteur de décision (x_1, x_2, \dots, x_n) est un ensemble des variables, les différentes valeurs prises par des variables de décision constituent l'ensemble des solutions réalisables.

3.3.2 Espace de décision et espace objectif

En optimisation, les espaces euclidiens sont;

- ✓ Espace de décision: cet espace est composé d'un ensemble des variables de décision dites vecteur de décision.
- ✓ Espace objectif: donne l'ensemble de définition de la fonction objectif, la valeur correspondante s'appelle fitness.

3.3.3 Contraintes

Dans la plupart des problèmes d'optimisation, les contraintes sont imposées selon la nature et les caractéristiques des problèmes. Pour qu'une solution soit considérée comme solution acceptable, ces contraintes doivent être respectées. Ils décrivent la dépendance entre les variables de décision et les paramètres du problème. Généralement, nous exprimons ces contraintes C_j sous la forme d'un ensemble d'équations d'inégalités ou/et d'égalité. Mathématiquement, un problème d'optimisation mono-objectif s'écrit :

$$\begin{aligned} \min/\max \quad f(x) \quad \text{avec } x &= (x_1, x_2, \dots, x_n) \quad \text{et } n \geq 1 \\ h_j(x) &= 0 \quad j = \{1, 2, \dots, m\} \\ g_i(x) &\leq 0 \quad i = \{1, 2, \dots, l\} \\ x &\in \Omega \end{aligned} \quad (3.2)$$

Chapitre 3: Les méthodes d'optimisation

Ou, dans l'espace de recherche Ω , $f(x)$ est la fonction à optimiser, x est le vecteur des variables d'optimisation, $h_j(x)$ la contrainte d'égalité et g_i représente la contrainte d'inégalité.

Il existe une très grande variété de méthodes d'optimisation. Le choix de méthode de résolution est principalement dépend de la nature et la complexité des problèmes à résoudre et la disponibilité des données (BAHMANI, 2017). En maintenance, de nombreux travaux ont été menés sur les approches d'optimisation (Corriou, 2010), notamment sur les méthodes d'optimisation de la fiabilité et de la maintenance (Dekker, 1996), (Campbell and Jardine, 2001), (Pham, 2006), (Nakagawa, 2008), (Kolowrocki and Soszyńska-Budny, 2011), (Nosoohi and Hejazi, 2011), (Wang and Pham, 2011). D'une manière générale, il existe deux grandes catégories de résolution; les méthodes de résolution exacte et les méthodes approchées. Dans la première catégorie, on retrouve toutes les méthodes qui recherchent le minimum d'une fonction en se basant sur la connaissance d'une direction de recherche donnée par le gradient de la fonction objective. Dans le cas d'optimums multiples, elles s'arrêtent sur la première solution rencontrée. Les méthodes approchées représentent une alternative pour surmonter cet inconvénient.

3.3.4 Méthodes exactes

Dans les méthodes exactes, le temps de résolution est étroitement lié à la taille du problème. Pour une instance de petite taille (finie), les méthodes exactes permettant de trouver la solution optimale dans un temps limité en prouvant son optimalité (Puchinger and Raidl, 2005). Elles reposent soit sur une résolution algorithmique ou analytique soit sur une énumération exhaustive de l'espace des solutions. Par conséquent, elles s'appliquent à des problèmes simples qui peuvent être résolus rapidement et de manière optimale (Ayadi, 2013). Les méthodes exactes les plus connus sont: les méthodes d'évaluation et de séparation, la programmation linéaire et la programmation dynamique.

3.3.5 Méthodes approchées

Contrairement aux méthodes exactes, les méthodes approchées ne garantissent pas nécessairement l'optimalité exacte de la solution, mais seulement une solution plus proche de l'optimale dans un temps généralement raisonnable. Cependant, elles nécessitent une évaluation approfondie de la fonction objective. Les méthodes approchées reposent sur des mécanismes de transition probabiliste et aléatoire. Ces mécanismes indiquent que plusieurs exécutions consécutives peuvent conduire à des résultats différents. Les méthodes approchées ont une grande capacité à trouver l'optimum global. De plus, sans garantir l'optimalité exacte de solution, ces méthodes présentent trois principaux avantages (Ayadi, 2013):

- ✓ La simplicité : les méthodes approchées sont généralement faciles à appliquer, car elles reposent sur des principes simples et ne nécessitent généralement pas une modélisation mathématique complexe du problème.

Chapitre 3: Les méthodes d'optimisation

- ✓ L'adaptation : contrairement aux méthodes exactes qui ne peuvent pas fonctionner dans certains cas où le nombre de variables et de contraintes est important, ces méthodes sont applicables à n'importe quel type de problèmes.
- ✓ La flexibilité : Ces méthodes peuvent facilement combinées avec d'autres méthodes, pour former des méthodes hybrides. Cette flexibilité permet d'améliorer significativement la qualité de la solution.

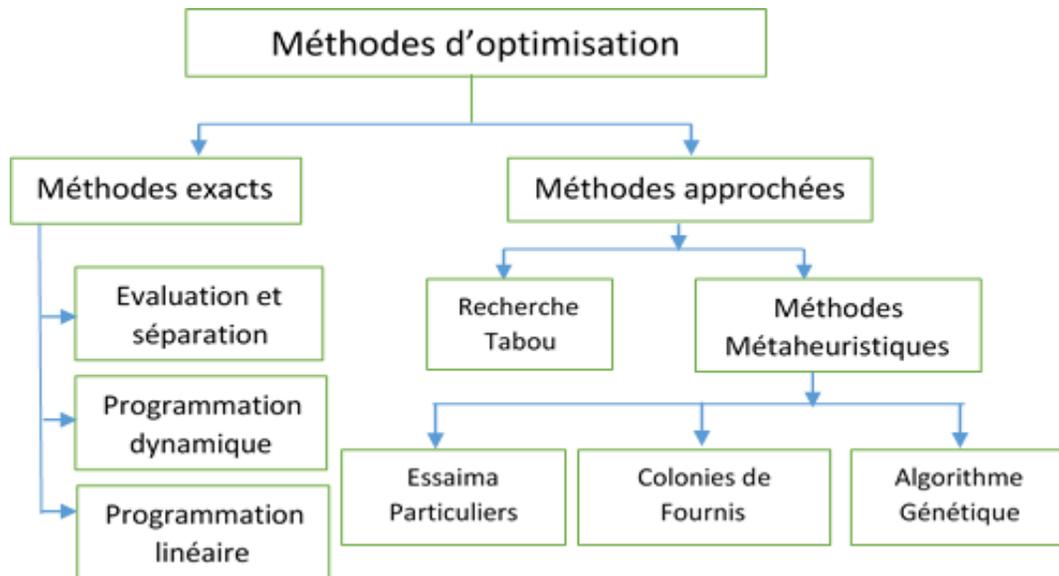


Figure 3. 1 Classification des méthodes d'optimisation

Compte tenu des avantages que les *Méta-heuristiques* présentent aujourd'hui, elles s'avèrent être bien adaptées à résoudre des problèmes liés à l'optimisation de la maintenance des systèmes en termes de complexité et de sensibilité aux perturbations aléatoires, c'est pourquoi leur utilisation semble être la plus appropriée. Dans cette section, nous mettons l'accent sur trois Métaheuristiques: l'algorithme génétique, les essaims particuliers et les colonies de fourmis.

3.3.6 Méthodes Méta-heuristiques (évolutionnistes)

Les Métaheuristiques font partie de la classe des méthodes stochastiques destinées à la résolution de problèmes d'optimisation difficiles. Ces méthodes sont basées sur une analogie avec la théorie de l'évolution naturelle, dans laquelle les individus les mieux adaptés à leur environnement survivent et sont capables de se reproduire, produisant des enfants encore mieux adaptés d'une génération à l'autre. À chaque itération, ces méthodes traitent un ensemble de solutions en parallèle. Contrairement aux autres méthodes qui explorent l'espace à partir d'un point unique, les méthodes évolutionnistes partent d'une population d'individus et évoluent à partir d'opérateurs aléatoires selon le principe de la figure 3.2.

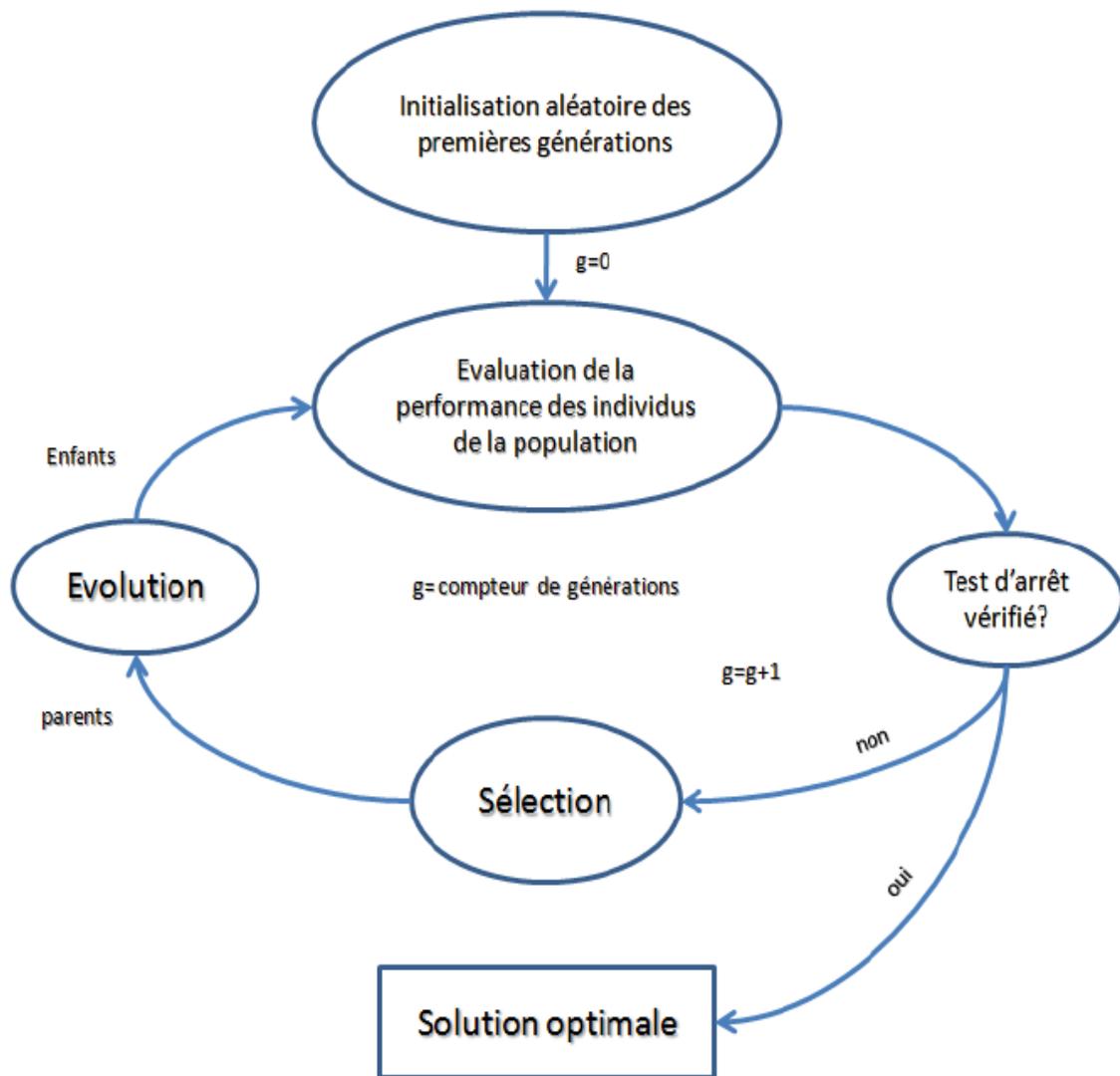


Figure 3. 2 Principe d'une méthode évolutionniste (Abdelhak, 2016)

3.3.6.1 L'algorithme génétique (AG)

L'AG fait partie d'une famille d'algorithmes d'optimisation basés sur l'évolution artificielle (Holland, 1992). Pour un problème donné, l'AG est chargé de maintenir un ensemble de solutions candidates appelées les *individus* formant une *population*. Les individus s'adaptent au fil des générations, par des opérations mathématiques consécutives de **sélection**, de **croisement** et de **mutation**. L'évaluation est basée sur la mesure dans laquelle la solution répond à la fonction objective « fitness » en termes d'objectifs définis (par exemple le coût le plus bas) de l'optimisation. À chaque génération, les individus ayant de meilleures valeurs de fitness survivent; par contre les individus les plus faibles sont éliminés en raison de leur faible fitness. La sélection naturelle garantit que les individus avec de meilleures fitness se propageront dans les prochaines populations.

Chapitre 3: Les méthodes d'optimisation

Dans le domaine de la maintenance et de la fiabilité des systèmes, ces algorithmes ont été largement utilisés, notamment dans les problèmes d'optimisation de la redondance des composants (Coit and Smith, 1996), (Levitin *et al.*, 2000) et dans le cadre de l'optimisation de la maintenance préventive (Tsai *et al.*, 2001), (Moinian *et al.*, 2017), (Nourelfath *et al.*, 2010), (BAHMANI, 2017) (Xia *et al.*, 2013), (Nosoochi and Hejazi, 2011).

Principe

L'algorithme commence par un ensemble de candidats possibles (*individus*) à un problème formant une *population initiale*. Les individus sont des vecteurs dont les composantes sont des variables (*paramètres*) à ajuster dans le problème traité (un temps, un intervalle, une distance ...). Le principe de l'algorithme génétique peut être résumé comme suit:

- Un mécanisme de génération de la population initiale: le mécanisme doit pouvoir générer une population non homogène représentant la base pour les générations futures. Il est conçu de manière aléatoire dans l'espace de recherche, en tenant compte des limites prédéfinies du problème (les contraintes). Le choix de la population initiale est important car il détermine (peut rendre plus ou moins rapide) la convergence de l'algorithme vers la solution optimale.
- Le codage des individus: cette étape permet d'associer à chaque point dans l'espace à une structure de données. Il est généralement placé suivant la phase de la modélisation mathématique du problème traité. Le choix du type de codage est une condition de succès dans l'algorithme génétique. Le codage réel est désormais largement utilisé, en particulier pour l'optimisation des problèmes à variables continues.
- La fonction à optimiser f : elle est appelée «*fitness*» où la fonction d'évaluation des individus. Elle est utilisée pour évaluer et sélectionner les meilleurs individus de la population.
- Sélection: à chaque itération, des individus sont sélectionnés, la sélection d'un individu dépend de sa performance (fonction de fitness). Les individus les plus performants ont la capacité la plus élevée de reproduction, alors que les individus à faible performance ont tendance à disparaître. Parmi les méthodes de sélection les plus utilisées dans la littérature, la sélection par rang, la sélection par roulette et la sélection par tournoi (Goldberg and Holland, 1988), (Mitchell, 1998).
- Croisement et mutation : ces opérateurs permettant d'explorer l'espace d'état et d'enrichir la diversité dans la population. L'opérateur de croisement reconstitue les gènes d'individus existant dans la population par contre l'opérateur de mutation a pour objectif d'assurer l'exploration de l'espace d'état.
- Critère d'arrêt: l'algorithme fonctionne par un ensemble des générations consécutives jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint, lorsque la population n'évolue plus ou quand l'écart type de la fitness de la population atteint un certain seuil. Plusieurs critères peuvent également être distingués: le nombre d'itérations et le temps de calcul.

Chapitre 3: Les méthodes d'optimisation

Génération aléatoire de la population initiale

Comme tous les algorithmes d'optimisation, un bon point/vecteur de départ conduit à une convergence rapide vers l'optimum. Si la position de l'optimum dans l'espace d'état n'est pas totalement connue, il est nécessaire de générer aléatoirement des individus en faisant des sélections uniformes dans chaque domaine lié aux composantes de l'espace d'état, tout en gardant les individus générés respectant les contraintes (Michalewicz and Janikow, 1991). En revanche, s'il existe une information préalable sur le problème, il est évident de générer les individus dans des sous-domaines spécifiques pour accélérer la convergence vers l'optimum.

Gestion des contraintes

Les individus de population qui violent une contrainte se verront attribuer une valeur de la fonction objective incorrecte et donc auront une forte probabilité d'être éliminés lors de la phase de sélection. Cependant, il peut être utile parfois de conserver des individus de faible qualité car ils peuvent permettre de générer des individus de bonne qualité. Pour de nombreux problèmes, l'optimum est atteint lorsqu'au moins une des contraintes de séparation est saturée, c'est-à-dire sur la frontière de l'espace admissible (Abdelhak, 2016). L'objectif est d'avoir une population d'individus non homogène, la diversité de la population doit être entretenue à travers les générations pour couvrir le plus largement possible l'espace d'état. C'est ce que font les opérateurs de croisement et de mutation.

Codage des individus d'une population

Deux types de codage des individus sont distingués: le codage réel et le codage binaire. Certains auteurs n'hésitent pas à faire l'analogie avec la biologie, on parle de **génotypes** concernant la représentation binaire des individus et de **phénotypes** pour la représentation réelle des individus dans l'espace de recherche. Pour coder un algorithme avec plusieurs paramètres, le processus consiste à coder chaque paramètre sous la forme d'une séquence de bits. Un **chromosome** est un vecteur des paramètres, chaque séquence du vecteur total représente un **gène**, et la valeur de chaque gène est un **allèle**.

Exemple: Soit un vecteur A composé de trois paramètres: a1, a2, et a3 codés à 4 bits.

$$a1=0011 \quad a2=1010 \quad a3=0001$$

Le vecteur total de la séquence sera: $A = \{a1, a2, a3\}$

$$A = \{0011/1010/0001\}$$

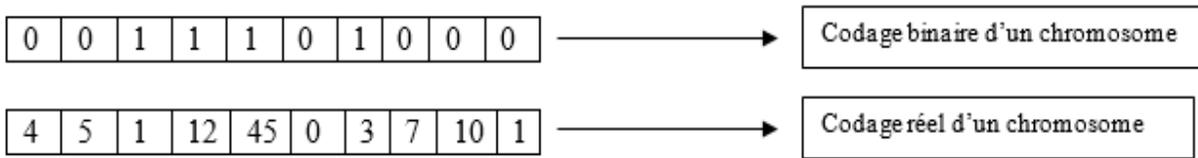


Figure 3. 3 Codage des données binaire et réel

Opérateurs génétiques

Sélection

L'opérateur de sélection est utilisé pour éliminer les pires chromosomes en raison de leur faible fitness afin de sélectionner les chromosomes qui garantissent la qualité des solutions. La sélection est le processus de déterminer parmi tous les individus ceux qui vont participer à la génération d'une nouvelle population, ce choix est principalement basé sur la valeur d'adaptation/fitness de chaque individu. Les individus ayant une grande valeur de fitness (la valeur de la fonction objective) auront plus de possibilités d'être sélectionné pour participer à la reproduction des générations futures. Nous citons ici les principales méthodes utilisées pour sélectionner les individus:

➤ **Sélection par roulette (Roulette Wheel Selection: RWS)**

La sélection par roulette consiste à attribuer une probabilité de sélection P_S à chaque individu de la population. Cette probabilité est proportionnelle à la valeur de sa *fitness* (évaluation). La population est représentée comme une roue de roulette, où chaque individu occupe un segment (les segments égal au nombre des chromosomes) dont l'angle (l'aire) de chaque segment est proportionnelle à la fitness de l'individu correspondant. Ces segments sont alors connectés sur un indicateur (axe) normalisé de 0 à 1. Ensuite, on tire alors un nombre aléatoire uniformément reparti de 0 à 1, puis, on détermine quel est le segment sélectionné. Avec ce système, les grands segments, c'est-à-dire les bons individus seront les plus choisis que les petits. La probabilité de sélection P_S de l'individu i parmi N (taille de population) est:

$$P_S = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^N f_i} \quad (3.3)$$

f_i : La fitness d'un chromosome i .

L'inconvénient de ce type de sélection réside parfois dans la présence d'un individu dominant qui est un individu dont la probabilité de sélection est très supérieure à celle des autres individus. Il risque donc d'être toujours sélectionné ce qui limiter le champ d'exploration (Kammarti, 2006).

Chapitre 3: Les méthodes d'optimisation

➤ Sélection Stochastique (*Stochastic Universal Sampling*)

Dans cette méthode, le principe de sélection est le même que celui de la sélection par roulette, mais avec des plusieurs indicateurs équidistants. Décrivons ce principe de sélection: Pour chaque individu i , on calcule la valeur attendue r_i qui est le rapport entre sa *fitness* et la moyenne des *fitness*. Soit $e(r_n)$ la partie entière de r_n , chaque individu est reproduit exactement $e(r_n)$ fois. Lorsqu'on utilise des populations de faible taille, la sélection par roulette est appliquée aux individus affectés des *fitness* $r_i - e(r_i)$, ce type de sélection s'avère souvent efficace dans les applications pratiques (Goldberg, 1989).

$$r_n = \frac{f_n}{\sum_{i=1}^N f_i} \cdot N \quad (3.4)$$

➤ La méthode élitiste

La méthode élitiste consiste à sélectionner les individus nécessaires pour une génération P' en sélectionnant les meilleurs individus de la population P après les avoir triés de manière décroissante selon la valeur de leurs *fitness*. Par conséquent, le même individu peut se retrouver dans plusieurs générations consécutives. Ceci, d'une part, favorise l'exploitation des meilleures solutions au détriment de l'exploration de l'espace de recherche et d'autre part, comme inconvénient cette méthode présente le risque d'une convergence rapide.

➤ La sélection par tournois

La sélection par tournoi consiste à comparer deux individus tirés aléatoirement, où le meilleur de deux individus est le vainqueur et sera sélectionné sur le tournoi. Ce processus est répété n fois pour obtenir le nombre d'individus nécessaires. Comme avantage, cette sélection permet d'éviter d'avoir l'individu dominant qu'on peut rencontrer dans la méthode de sélection par roulette. En revanche, les meilleurs individus peuvent ne pas être sélectionnés par cette méthode, et ainsi ce type de sélection peut réduire le champ d'exploration.

➤ Sélection par rang

Ce type consiste à trier d'abord la population par évaluation. C'est-à-dire que tous les individus sont d'abord triés par ordre croissant (pour cas d'un problème de minimisation) selon leurs valeurs de fonction de *fitness*. Puis, chaque individu est attribué en fonction de sa place dans des rangs. Par conséquent, les premières places (rangs) seront attribuées aux individus de meilleure qualité. Le rang N est alors attribué aux mauvais individus. La sélection par rang d'un individu est presque similaire à la sélection par roulette, sauf que la proportion est en relation avec le rang au lieu de la valeur d'évaluation. Avec ce type de sélection, tous les individus de la population ont la possibilité d'être sélectionnés. Cependant, cela conduit à une convergence plus lente. La probabilité de sélection d'un individu est donnée par son rang dans le classement. Plus précisément, la probabilité de sélection d'un individu $i = 1, 2, \dots, N$ peut être donnée par (Alba and Dorronsoro, 2009):

Chapitre 3: Les méthodes d'optimisation

$$P_i = \frac{2 \cdot (N - j)}{N \cdot (N - 1)} \quad (3.5)$$

Où $j = 1, 2, \dots, N$ est le rang dans le classement.

Croisement

L'opérateur de croisement est appliqué pour initier un échange partiel de bits (informations) entre les chaînes parentes pour former les chaînes descendantes (enfants). Le taux de croisement est déterminé par l'utilisateur au début de l'étude. Les types de croisements les plus courants sont ; le croisement à point unique, à deux points et à plusieurs points, comme illustré dans la figure ci-dessous. Notez que tous les points de croisement sont choisis au hasard.

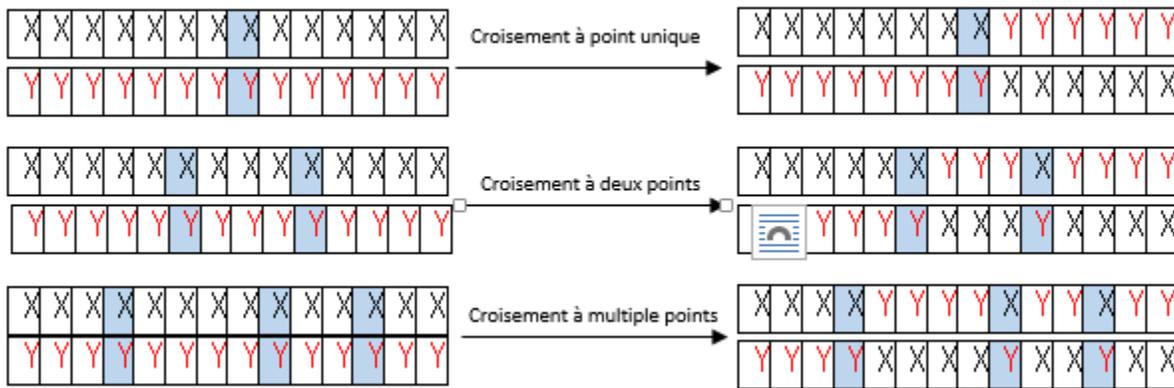


Figure 3. 4 Les types de croisement

Mutation

L'opérateur de mutation donne aux algorithmes génétiques la capacité d'explorer tout l'espace et de favoriser la diversification des populations pour avoir une grande variété d'individus et donc pouvoir sélectionner les meilleures solutions. Elle représente une modification aléatoire et de faible probabilité impliquant un seul chromosome (Goldberg, 1989). Pour éviter la convergence rapide et atteindre cette diversité dans la population, à chaque génération, des mutations sont appliquées aux individus selon une probabilité donnée. Elle est également connue sous le nom de taux de mutation P_m . En générale, les taux de mutation sont faibles (compris entre 0,01 et 0,1) (Dréo *et al.*, 2003). Dans même, Yang (Yang, 2014) propose des taux de mutation comprises entre 0,007 et 0,05.

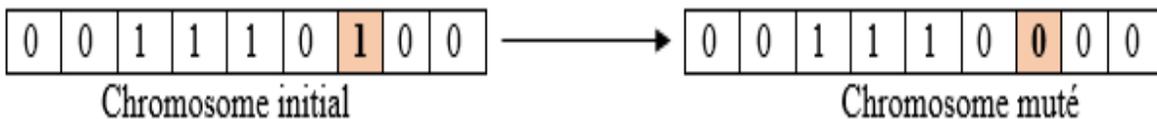


Figure 3. 5 Opérateur de mutation du chromosome binaire

Chapitre 3: Les méthodes d'optimisation

Les paramètres de dimensionnement de l'algorithme génétique

Les opérateurs de l'algorithme génétique sont développés par un certains paramètres prédéfinis. Les valeurs de ces paramètres déterminent le succès de l'algorithme. Ces paramètres sont:

Taille de la population

Le choix de la taille de population est important car une population de petite taille peut converger rapidement la solution vers un mauvais chromosome, par contre, une population d'individus de grande taille peut entraîner une augmentation de temps de calculs. En l'absence d'une stratégie conçue pour ajuster ce paramètre tout au long du fonctionnement de l'algorithme, le retour d'expérience reste le moyen le plus courant d'ajuster ce paramètre (Ayadi, 2013).

Probabilité de croisement

Une fois qu'une population d'individus a été sélectionnée, ceux-ci n'y participeront qu'avec une probabilité dite de croisement P_{cross} . Cela dépend de la forme de la fonction d'évaluation et la taille de population, plus la probabilité est élevée, plus la population subit des modifications importantes. Les valeurs de probabilité généralement acceptées sont comprises entre 0.5 et 0.9 (Vallée and Yildizoğlu, 2004).

Probabilité de mutation

La probabilité de mutation P_m représente la probabilité qu'un individu subisse l'effet de l'opérateur de mutation. Elle représente une modification aléatoire et de faible probabilité (Goldberg, 1989). Souvent, le paramétrage de mutation est déterminé soit à partir d'une connaissance préalable du problème, où bien à partir des tests et des plans d'expérience (Ayadi, 2013).

3.3.6.2 Les colonies de fourmis

Les colonies de fourmis (en anglais Ant Colony Optimization) est un algorithme basé sur l'intelligence collective, proposés par (Coloni *et al.*, 1991). Elle s'inspire du comportement collectif des fourmis réelles dans la recherche des sources de nourriture (en utilisant des chemins les plus courts entre leur nid et la source). M fourmis sont placées aléatoirement sur n sources. Chaque fourmi construit un tour en se déplaçant d'une source à l'autre par l'application de la règle de transition. Pendant son tour, la fourmi modifie la quantité de phéromone (cette quantité est proportionnelle au nombre de tour) qui se trouve déjà sur les arcs en appliquant la règle de l'ajustement local (mis à jour local). Une fois que toutes les fourmis ont terminé leurs tours, le taux (quantité) de phéromone sur les arcs est encore modifié en appliquant la règle de l'ajustement global. Un arc avec un grand taux de phéromone est un choix très favorable. Les règles de mises

Chapitre 3: Les méthodes d'optimisation

à jour globale et locale ont pour rôle de donner un grand taux de phéromone aux arcs qui devraient être visités par les fourmis.(HACHEMI, 2015).

Grâce aux mécanismes d'optimisation qui sont assez faciles, l'algorithme de colonies de fourmis permet de résoudre des problèmes complexes. Dans l'optimisation mono-objective, l'algorithme de colonies de fourmis est très apprécié dans la résolution des problèmes combinatoires (Ayadi, 2013). L'optimisation se déroule en deux étapes principales:

1. Recherche locale: les fourmis ayant la meilleure valeur du fitness effectuent une recherche locale autour de leurs propres positions.
2. Recherche globale: les autres fourmis effectuent des recherches globales en suivant les phéromones préalablement déposées. Cette étape de suivi des phéromones comprend un processus d'évaporation qui permet de ne remplacer que les traces les plus performantes, au fur et à mesure de l'exploration.

3.3.6.3 Optimisation par essais particuliers

L'optimisation par essais particuliers, « en anglais Particle Swarm Optimization (PSO) », proposé par (Eberhart and Kennedy, 1995), est une technique d'optimisation globale basée sur le comportement social des oiseaux. L'idée est de simuler le déplacement d'un groupe d'oiseaux lors de la recherche des nourritures. En effet, des dynamiques de mouvement relativement complexes sont observées chez ces animaux. Les individus ne connaissent que la vitesse et la position de leurs plus proches voisins. Par conséquent, chaque élément utilise donc non seulement sa propre mémoire, mais également des informations locales concernant ses voisins pour déterminer sa propre vitesse et son propre déplacement. Afin de commencer à appliquer l'algorithme PSO, il est nécessaire de définir l'espace de recherche composé de particules et la fonction objectif à optimiser. L'objectif est de déplacer ces particules progressivement vers la source (ce qui représente l'optimum), chaque particule est caractérisé de deux variables paramétriques; sa position par rapport à l'ensemble et sa propre vitesse de déplacement. En effet, à chaque itération, la particule change de position selon plusieurs paramètres: sa meilleure position, son meilleur voisin et sa position précédente.

A chaque instant, comme informations, une particule à sa meilleure position donc sa valeur avec ses coordonnées, la position du son meilleur voisin et la valeur de sa fonction objective. En effet, à chaque itération cette valeur est comparée à la valeur optimale.

La position $x(t)$ et la vitesse $v(t)$ de chaque particule $P(t)$ sont déterminées à partir du système d'équation suivant:

$$\begin{aligned} V(t+1) &= w * v(t) + c1rand_1 * (pbest_m - x(t)) + c2rand_2 * (Gbest_m - x(t)) \\ X(t+1) &= X(t) + V(t+1) \end{aligned} \quad (3.6)$$

Chapitre 3: Les méthodes d'optimisation

Où P est un indice de particule, $V(t + 1)$ vecteur de vitesse de la particule actualisé, $X(t)$ position de la particule, P_{bestm} Meilleure particule obtenue et G_{bestm} Position de la particule $P(t)$ pour la meilleure fitness. w est une constante appelée coefficient d'inertie et c_1 et c_2 appelées coefficients d'accélération, $rand_1$ et $rand_2$ sont deux fonctions aléatoires tirés uniformément de l'intervalle $[0,1]$ à chaque itération.

3.4 Optimisation Multi-objectifs

Les ingénieurs sont quotidiennement confrontés à des problèmes complexes ou les décisions doivent être prises de façon optimale. Pratiquement, ces problèmes sont rarement monoobjectifs, il y a plusieurs objectifs contradictoires qui devant être optimisés simultanément. L'optimisation multi-objectifs s'intéresse à la résolution de ce type de problèmes. Dans cette section, nous nous intéressons à l'optimisation multi-objectifs, qui a reçu un intérêt croissant ces dernières années.

3.4.1 Définition et notions préliminaires

Un problème d'optimisation multi-objectifs peut être formalisé mathématiquement, comme suite:

$$\begin{aligned} \text{Min/Max } F(x) &= \{f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)\} \quad k \geq 2 \\ h_j(x) &= 0 \quad j = \{1, 2, \dots, m\} \\ g_i(x) &\leq 0 \quad i = \{1, 2, \dots, l\} \\ x &\in \Omega \end{aligned} \tag{3.7}$$

Il s'agit d'optimisation simultanée de k fonctions objectifs, où $F(x)$ représente l'espace objectif, x est un vecteur de solution dans l'espace (Ω) de dimension n représente des instances de variables de décisions. La figure (3.6) présente un problème d'optimisation multi-objectifs de deux variables de décision (l'espace décisionnel) x_1 et x_2 , deux fonctions objectifs (l'espace objectif) f_1 et f_2 .

Dans un problème d'optimisation multi-objectifs, il existe plusieurs fonctions à optimiser et chaque fonction peut avoir une solution optimale différente. Le but est donc déterminer les solutions du meilleurs compromis, la notion d'optimalité change et elle sera remplacée par la notion de dominance et d'optimalité au sens de Pareto.

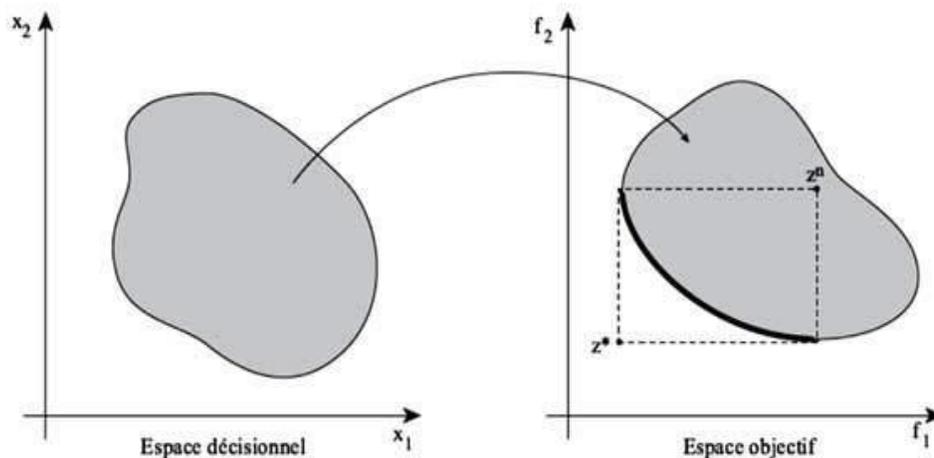


Figure 3. 6 Optimisation multi-objectifs (deux variables et deux objectifs)

3.4.2 La dominance au sens de Pareto

L'optimisation simultanée des plusieurs objectifs contradictoires représente la principale difficulté pour la plupart des problèmes d'optimisation. Pratiquement, il n'existe pas de solution unique pour minimiser/maximiser tous les objectifs simultanément. Le concept de « dominance au sens de Pareto » a été introduit avec l'idée d'identifier et distinguer les solutions de potentielle intéressantes. Une solution est considérée potentiellement intéressante lorsqu'il n'est pas possible d'optimiser la performance d'un objectif sans provoquer au moins la dégradation de performances des autres objectifs. Les solutions obtenues sont appelées solutions de compromis, et constituent la surface de compromis dite **front de Pareto**. Toutes les solutions de cet ensemble sont optimales dans le sens où aucune solution ne domine les autres pour tous les objectifs.

Le vecteur \vec{x}_1 domine le vecteur \vec{x}_2 si:

- \vec{x}_1 est meilleur que \vec{x}_2 pour au moins un objectif.
- \vec{x}_1 est au moins aussi bon que \vec{x}_2 pour tous les objectifs,

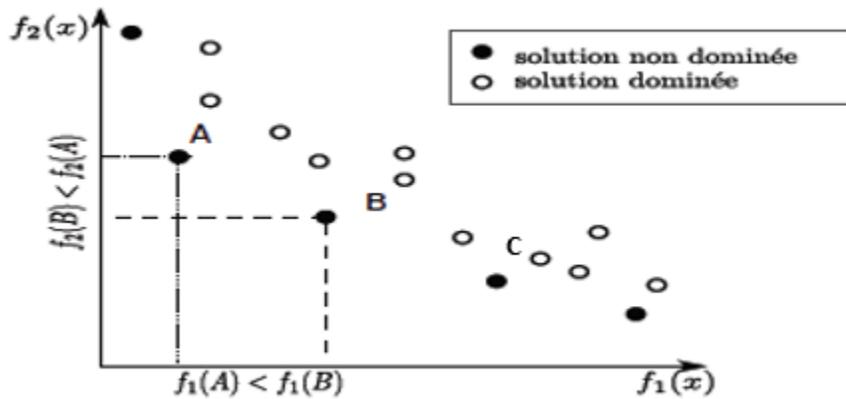


Figure 3. 7 Exemple de dominance dans un problème nécessitant la minimisation de deux objectifs f_1 et f_2 . Les points A et B sont non dominés (Ayadi, 2013).

Dans la figure (3,7), A et B sont des solutions non dominées: A ne domine pas B et vice versa, mais ces deux solutions dominent la solution C. Par extension, comme indiqué, l'ensemble des solutions non dominées (les points noirs) dans l'espace objectif est constitué le **front de Pareto** des fonctions f_1 et f_2 .

3.4.3 Optimalité locale et globale au sens de Pareto

Un vecteur de décision $\vec{x} \in \mathfrak{R}$ est dit localement optimal au sens de Pareto, s'il existe un réel $\delta > 0$ tel qu'il n'y ait pas de vecteur \vec{y}^i qui domine le vecteur \vec{y} avec $\vec{y}^i \in \mathfrak{R} \cap B(\vec{x}, \delta)$, ou B représente une boule de centre \vec{x} et de rayon δ (figure 3.8).

Un vecteur $\vec{x} \in \mathfrak{R}$ est dite globalement optimal au sens de Pareto s'il n'existe pas de vecteur $\vec{y} \in \mathfrak{R}$ tel que \vec{y} domine le vecteur \vec{x} (figure 3.8).

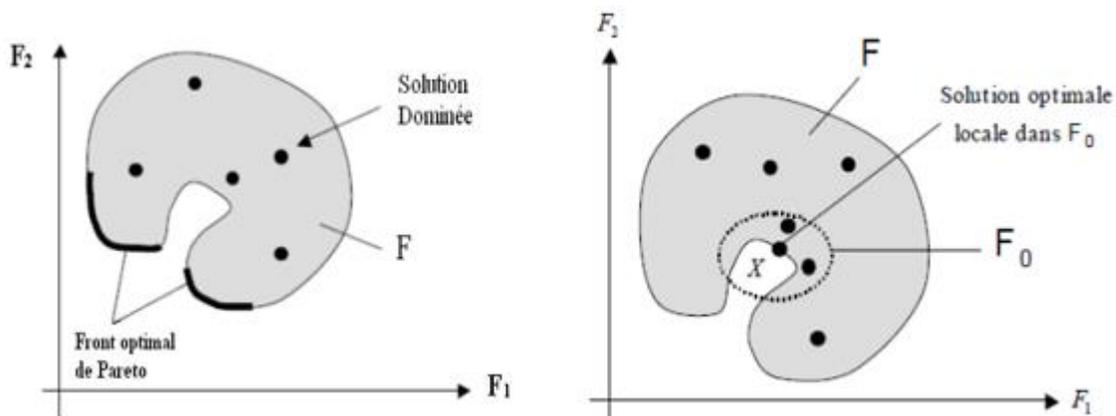


Figure 3. 8 Optimalité locale et globale au sens de Pareto

Chapitre 3: Les méthodes d'optimisation

3.4.4 L'intensification et la diversification des solutions

Lors la résolution d'un problème d'optimisation multicritères, deux points fondamentaux doivent être pris en compte:

- l'intensification des solutions qui détermine la convergence vers le front optimal de Pareto (exploitation des solutions).
- la diversification des solutions en offrant une diversité le long du front optimal de Pareto (exploration des solutions).

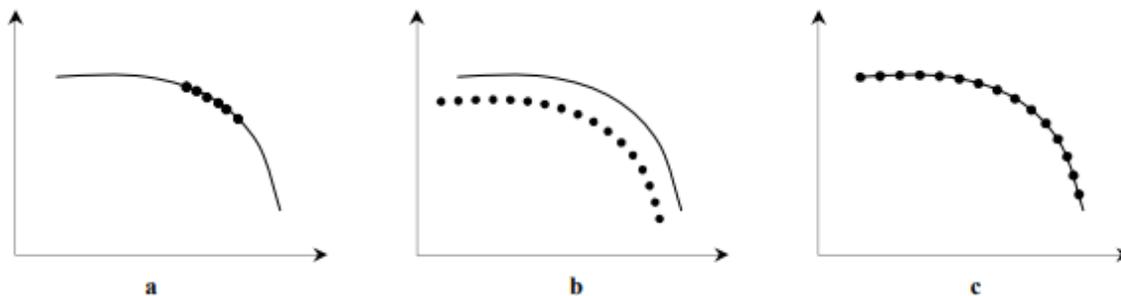


Figure 3. 9 L'équilibre intensification et la diversification (Mahdi, 2007)

La Figure (3.9) montre les différentes qualités de solution en termes des deux points évoqués précédemment, la courbe (a) montre un résultat de bonne qualité en termes de convergence mais en termes de diversité ce résultat n'est pas bon. Le résultat de la courbe (b) montre une bonne diversité mais de mauvaise qualité en termes de convergence. En revanche, le résultat de la courbe (c) montre une bonne disposition des solutions (un équilibre recherché entre l'intensification et la diversité).

3.5 Résolution des problèmes multi-objectifs

Plusieurs approches pour la résolution des problèmes d'optimisation multi-objectifs ont été proposées. Ces approches peuvent être classifiées en deux classes (Barichard, 2003): la première classe regroupe les approches non Pareto et la deuxième classe regroupe les approches Pareto (figure 3.10).

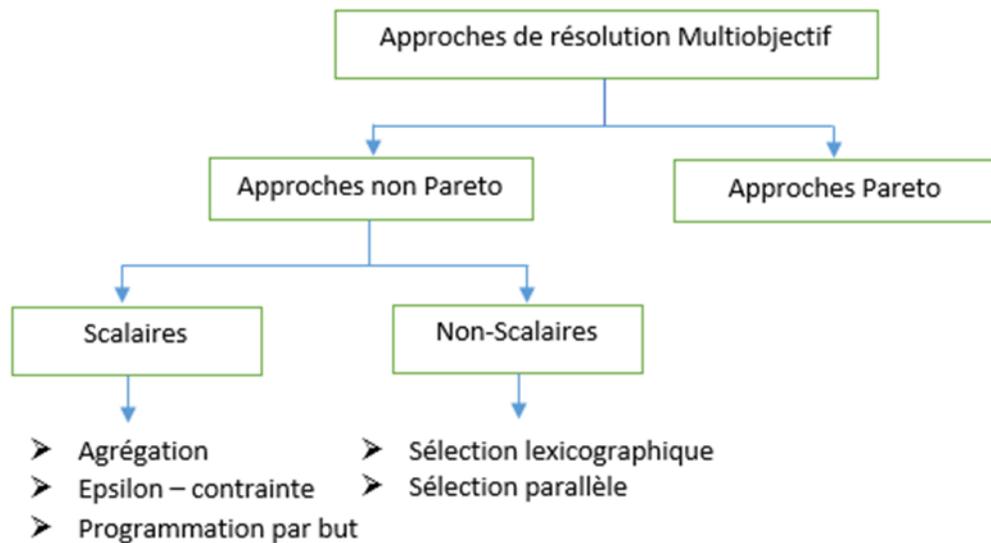


Figure 3. 10 Les approches de résolution d'un problème multiobjectif

3.5.1 Approches non Pareto

Les approches non Pareto se divisent en deux classes: les méthodes scalaires ne traitent pas le problème d'optimisation comme un véritable problème multi-objectifs. Elles cherchent à transformer un problème multi-objectifs en problème mono-objectif en utilisant une fonction objective équivalente. Les méthodes non scalaires traitent chacun objectif de façon séparée. Ces derniers sont sensibles à la forme du front de Pareto (convexité, continuité, ...) et les solutions de compromis sont souvent difficiles à trouver car elles se focalisent sur les parties extrêmes du front (BAHMANI, 2017). Elles ne conviennent que pour les problèmes d'optimisation d'un nombre d'objectifs réduit.

3.5.1.1 Méthodes scalaires

Le principe des méthodes scalaires est de ramener les problèmes multi-objectifs à travers un ensemble de paramètres en problèmes mono-objectifs (poids/contraintes sur les objectifs). Parmi ces méthodes on trouve: les méthodes d'agrégation par pondération, méthodes ϵ -contraintes, méthode de but à atteindre, méthode de minimax, et la méthode de Goal programming. Les méthodes scalaires les plus utilisées sont: les méthodes d'agrégation par pondération et les méthodes ϵ -contrainte.

Agrégation par pondération: cette approche est la plus évidente et pratiquement la plus utilisée (BAHMANI, 2017). Elle consiste à transformer un problème à plusieurs objectifs à un problème mono-objectif sous forme d'une somme de combinaisons linéaires des objectifs. En associant des coefficients de pondération (poids) pour chaque objectif. Ces coefficients représentent l'importance relative que le décideur attribue à chaque critère ou objectif. La forme la plus

Chapitre 3: Les méthodes d'optimisation

classique et la plus utilisée est la forme d'agrégation additive, la forme du problème d'optimisation transformé devient:

$$\min \left(\sum_{1 \leq i \leq m} w_i f_i(x) \right) \quad (3.8)$$

Où les poids $w_i \geq 0$, $\sum_{1 \leq i \leq m} w_i = 1$ et $m \geq 2$

Méthode ε -contrainte : la méthode de ε -contrainte consiste à garder l'un des objectifs f_j comme objectif principal ou unique à optimiser, et à convertir les autres (n-1) objectifs en contraintes. Le problème d'optimisation par cette méthode prend la forme suivante:

$$\min_{1 \leq j \leq m} f_j(x) \quad (3.9)$$

Avec $f_j(x) \leq \varepsilon_k$, $k = 1, 2 \dots m$ et $j \neq k$ $\varepsilon_k = \varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_j, \dots, \varepsilon_m$

Tous les objectifs (n-1) nécessitent la connaissance préalable de l'intervalle approprié pour la valeur de ε_k (Berro, 2001). La méthode ε -contrainte est facile à mettre en œuvre, elle nécessite de fixer des seuils de performance sur les (n-1) objectifs. Le principal inconvénient de cette méthode est qu'elle nécessite beaucoup de temps de calcul si les fonctions objectifs sont trop nombreuses (An, 2011).

Les méthodes scalaires permettent de faciliter la résolution des problèmes d'optimisation multi-objectifs. Cependant, ces méthodes présentent également des lacunes, certaines ne peuvent pas résoudre complètement les problèmes non convexes et sont très sensibles à la forme du front Pareto (BAHMANI, 2017). Ces méthodes nécessitent généralement une connaissance préalable des problèmes, notamment les vecteurs de poids ou les points de référence.

3.5.1.2 Méthodes non scalaires

Contrairement aux méthodes scalaires, les méthodes non scalaires sont de type a posteriori, elles ne transforment pas le problème multi-objectifs mais utilisent des opérateurs spécifiques qui traitent individuellement les différents objectifs (Ehrgott, 2005). Il existe deux types de ces méthodes.

La méthode parallèle: cette approche a été le premier algorithme génétique proposé pour la résolution des problèmes d'optimisation multi-objectifs (Schaffer, 1985). L'algorithme VEGA (Vector Evaluated Genetic Algorithm) consiste à sélectionner les individus indépendamment en fonction de chaque objectif. L'idée est simple: pour une population de M individus et N objectifs, sélectionner M/N meilleurs individus pour chaque objectif. Puis, N sous-populations seront créées et mélangées pour obtenir une nouvelle population d'individus. Le processus se termine par l'application des opérateurs de croisement et de mutation.

Chapitre 3: Les méthodes d'optimisation

La méthode lexicographique: En 1985, Fourman (Fourman, 1985) a proposé la méthode lexicographique dans laquelle les objectifs sont préalablement ordonnés par importance. Ensuite, la valeur optimale est obtenue en optimisant d'abord la fonction objective la plus importante. Puis la solution optimale obtenue est utilisée comme contrainte pour les objectifs moins prioritaires et ainsi de suite. La solution obtenue à la dernière étape sera la solution optimale du problème.

3.5.2 Approches Pareto

Dans les problèmes multi-objectifs, il existe un équilibre où l'on ne peut pas améliorer un objectif sans dégrader les autres. Les approches Pareto utilisent directement le concept de dominance lors la sélection des solutions. Le principal avantage de ces approches est l'optimisation simultanée d'objectifs qui sont souvent contradictoires. (Goldberg, 1989) a été l'un des premiers à utiliser ce concept. Ces approches ont subi à des développements considérables en conjonction avec les algorithmes évolutionnistes, elles sont devenues la principale approche de résolution des problèmes d'optimisation.

Dans ce domaine, l'élitisme consiste à utiliser une population secondaire pour conserver les meilleures solutions (non dominés) lors de processus d'optimisation (génération des populations). Les algorithmes évolutionnaires multi-objectifs sont basés sur la sélection d'un certain nombre d'individus pour évoluer la population, on parle donc des algorithmes élitistes et non élitistes, (Zaghdoud, 2015).

3.5.2.1 Les techniques non élitistes

Lorsque la méthode de résolution ne comporte aucune technique explicite permettant de conserver les individus Pareto trouvés au cours des itérations, on parle d'une approche non élitiste. la convergence des solutions pour ce type des approches vers la front optimal de Pareto est lente (Berro, 2001). Parmi ces méthodes on retrouve:

- ✓ Multiple Objective Genetic Algorithm (MOGA)
- ✓ NSGA (Non dominated Sorting Genetic Algorithm)
- ✓ Niche Pareto Genetic Algorithm (NPGA)

3.5.2.2 Les techniques élitistes

Pour surmonter les difficultés des techniques non-élitistes, les techniques élitistes cherchent à conserver les solutions non dominées tout au long de la procédure de l'exécution de l'algorithme. Au cours des générations, les solutions non dominées sont conservées dans une population externe ou archive. En fonction des nouvelles solutions explorées, la population archive représente l'actualisation de chaque génération, parmi ces méthodes on retrouve:

- ✓ Pareto Envelope based Selection Algorithm (PESA)
- ✓ Method Pareto Archived Evolution Strategy (PAES)

Chapitre 3: Les méthodes d'optimisation

- ✓ Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA)
- ✓ Non dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II)

3.6 Conclusion

Après avoir mis en lumière la nécessité de comprendre et résoudre les problèmes d'optimisation, dans ce chapitre, les concepts et les définitions liés aux problèmes d'optimisation ont été présentés. Nous avons passé en revue certaines Méta-heuristiques en décrivant le principe de chacun. Ensuite, nous avons présenté les notions de base de l'optimisation multi-objectifs et en terminant par les principales approches de résolution, à savoir approches Pareto et non Pareto. L'optimisation mono-objectif peut garantir l'optimalité des solutions trouvées, mais en termes de décision et dans des situations pratiques, les décideurs et les managers de maintenance ont souvent besoin d'une flexibilité (plusieurs alternatives) dans les choix des solutions. Dans le chapitre suivant, nous nous intéressons à la résolution d'un problème d'optimisation multi-objectifs de la maintenance préventive en utilisant l'algorithme « Non dominated Sorting Genetic Algorithm II » NSGA-II.

*Chapitre 4 : Optimisation
Multi-objectifs de la
Maintenance Préventive*

Chapitre 4: Optimisation Multi-objectifs de la Maintenance Préventive

4.1 Introduction

Ces dernières années, les systèmes industriels ont évolué vers des technologies plus complexes et plus coûteuses, les entreprises subissent une forte pression pour être compétitives en termes de coûts, de qualité et de délais. Dans cet environnement productif avancé, les managers sont obligés de réaliser l'optimisation tracée dans tous les secteurs. La maintenance, en tant que grand secteur, contribue de manière clé à la réalisation des objectifs de l'entreprise, une politique de maintenance adéquate est donc importante pour assurer un support technique et économique efficace des systèmes. Dans le domaine de l'optimisation de la maintenance, l'objectif est d'améliorer les mesures de performance telles que le coût, la disponibilité et la fiabilité. De nombreux modèles mathématiques ont été développés (Barlow and Proschan, 1996) (Jardine and Tsang, 2013), où l'idée d'intérêt dans ce domaine est liée à la détermination de la politique de maintenance appropriée et optimale, l'enquête menée par (Wang, 2002) révèle que dans différentes politiques de maintenance, l'idée principale dans plusieurs publications de recherche est de déterminer la meilleure décision pour la maintenance préventive.

En général, la minimisation des coûts de maintenance est un objectif commun à de nombreuses recherches (Chien *et al.*, 2010), (Sheu *et al.*, 2011). Dans (Beichelt, 2001), l'auteur est traité une politique de remplacement pour les intervalles de maintenance des systèmes basés sur le paramètre de coût de maintenance, l'équipement est remplacé par un nouveau dès que le coût de maintenance cumulé atteint une limite prédéterminée. (Samrout *et al.*, 2005) ont proposé une nouvelle technique efficace pour déterminer le vecteur de solution pour les périodes d'inspection des composants d'un système série parallèle en incluant les coûts de maintenance préventive. Dans le travail de (Duan *et al.*, 2018), les auteurs ont présenté un modèle de maintenance sélective basé sur le coût de maintenance où la qualité de la maintenance a été prise en compte. (Sarker and Faiz, 2016) ont proposé un modèle de maintenance opportuniste à plusieurs niveaux pour minimiser le coût de maintenance.

Dans certaines situations réelles, maximiser la fiabilité et la disponibilité est un autre objectif commun et important qui est abordé dans de nombreuses études (Tsai *et al.*, 2004) (Lapa *et al.*, 2006). (Lapa *et al.*, 2006) ont présenté une méthodologie pour évaluer une politique de maintenance préventive basée sur un modèle de coût-fiabilité, afin de mieux gérer les taux de défaillance des composants, ce modèle permet d'ajuster les intervalles entre les interventions de maintenance. Les algorithmes génétiques sont adoptés comme technique pour optimiser la politique de maintenance préventive. Dans le travail de (Khatab *et al.*, 2014), les auteurs ont présenté un modèle de maintenance basé sur la disponibilité où la maintenance préventive et corrective ont été appliquées. Une politique de maintenance basée sur le coût de la maintenance sous une contrainte de disponibilité est étudiée par (Angus *et al.*, 2012). De plus, (Li and Peng, 2014) ont proposé un modèle basé sur la disponibilité pour optimiser un système série-parallèle multi-états.

Chapitre 4: Optimisation Multi-objectifs de la Maintenance Préventive

En pratique, contrairement à la plupart des modèles d'optimisation de la maintenance mono-objectif, l'efficacité des politiques de maintenance doit être évaluée à partir de différents objectifs et issues pratiques. Pour cela, l'optimisation multi-objectifs de la maintenance a été appliquée, où les décisions doivent être prises en présence d'un compromis entre deux ou plusieurs objectifs contradictoires. (Jiang and Ji, 2002) ont proposé un modèle de valeur multi-attribut (MAM) pour trouver la planification optimale de la maintenance préventive en termes de coût, de disponibilité et de fiabilité. Le travail de (Certa *et al.*, 2012) vise à minimiser l'indisponibilité et le coût de maintenance d'un système multi-composant dans le cadre d'une politique de maintenance périodique, la programmation par objectifs lexicographiques et la méthode des ϵ -contraintes sont utilisés pour générer les solutions optimales. (Barone and Frangopol, 2014) ont présenté un modèle de maintenance multi-objectifs, le but est d'améliorer la disponibilité et de minimiser le coût de maintenance conjointement d'un système dégradé. (Xia *et al.*, 2012) ont proposé un modèle de maintenance préventive séquentielle pour un système énergétique tout en optimisant simultanément le coût de maintenance et la disponibilité. Un modèle MAM développé est utilisé pour déterminer les intervalles de maintenance optimaux.

Récemment, des méthodes d'optimisation intelligentes pour la résolution des problèmes d'optimisation multi-objectifs ont attiré plus d'attention. (Das Adhikary *et al.*, 2016) ont appliqué un algorithme génétique multi-objectifs pour résoudre un modèle de maintenance préventive à deux objectives (maximisation de la disponibilité et minimisation du coût de maintenance) pour un système série à fonctionnement continu. (Chou *et al.*, 2014) ont adopté l'optimisation par essaims de particules comme méthode pour résoudre un problème multi-objectifs des paramètres de test et de maintenance d'un système de sécurité dans une centrale nucléaire. Dans une autre étude, (Rashidnejad *et al.*, 2018) ont utilisé l'algorithme génétique de tri non dominé (NSGA-II) pour résoudre un modèle d'optimisation bi-objectif en considérant la disponibilité et le coût de maintenance total. La même technique a été utilisée par (Su and Liu, 2020) pour résoudre un modèle multi-objectifs de maintenance imparfaite pour les produits électromécaniques. Concernant les systèmes complexes, la plupart des composants/pièces de rechange doivent être remplacés au moment prévu pour éviter les arrêts imprévus qui sont parfois graves et pouvant entraîner des pertes de production. En revanche, il est également déconseillé de remplacer un composant avant son temps prévu afin d'éviter des coûts de remplacement inutiles. Par conséquent, déterminer la politique de remplacement appropriée en tenant compte du niveau de stock des pièces de rechange et des mesures de performance du système est devenu une nécessité pratique. Au regard des recherches précédentes, qui se sont principalement concentrées sur l'objectif de coût et parmi les études examinées, peu de recherches ont traité et intégré le critère de la disponibilité des pièces de rechange (Wang, 2011), (Nosoohi and Hejazi, 2011). Wang (Wang, 2011) a souligné que la planification de la maintenance et la gestion des pièces de rechange doivent être intégrées pour obtenir des meilleurs résultats. (Nosoohi and Hejazi, 2011) ont proposé un modèle multi-objectifs pour déterminer simultanément le temps de remplacement préventif et le nombre de

Chapitre 4: Optimisation Multi-objectifs de la Maintenance Préventive

pièces de rechange, différents objectifs dans ce modèle sont considérés comme le coût de maintenance, la défaillance corrective, la durée de vie résiduelle.

Dans ce chapitre, contrairement aux différents modèles qui ont été proposés dans le domaine de l'optimisation de la maintenance multi-objectifs, un nouveau modèle multi-objectifs est proposé pour déterminer à la fois les intervalles de remplacement préventif et le nombre de pièces de rechange. Le coût total de maintenance et la disponibilité sont considérés comme objectifs sous la contrainte du budget des pièces de rechange. Pour générer les solutions non dominées du problème, différentes approches de résolution peuvent être appliquées, dans cette thèse NSGA-II est utilisée. Une application numérique est fournie pour montrer l'efficacité du modèle proposé.

4.2 Description du problème et hypothèses

Dans un système complexe, la défaillance de l'un des composants peut rendre un système indisponible et donc entraîne des pertes énormes pour l'entreprise. Dans cette étude, une politique de maintenance préventive consiste à effectuer une maintenance préventive lorsqu'un composant critique atteint un point T où il est considéré comme présentant un risque de défaillance, si une défaillance se produit avant T, une maintenance corrective est effectuée. Supposons que les composants critiques deviennent neufs après chaque maintenance corrective ou préventive, c'est-à-dire qu'ils sont parfaitement réparés ou en remplaçant les composants défectueux par des composants neufs (pièces de rechange). Les pièces critiques peuvent être fournies soit au début de l'horizon de planification, soit pendant l'horizon de planification. Pour des raisons budgétaires (contraintes budgétaires), il est préférable d'utiliser le budget au début de l'horizon de planification car le coût de la pièce de rechange au début de l'horizon de planification est supposé être inférieur au coût pendant l'horizon.

Une planification appropriée pour les remplacements préventifs des composants doivent être trouvés de manière que la durée de vie de la pièce soit utilisée autant que possible tout en prévenant l'apparition des défaillances et leurs conséquences indésirables. L'algorithme NSGA-II est utilisé pour optimiser simultanément les objectifs de coût de maintenance et de disponibilité des composants critiques afin d'obtenir le meilleur intervalle et nombre de remplacements. Les hypothèses suivantes sont utilisées pour la modélisation:

1. Le nombre de pièces de rechange critiques au début de l'horizon de planification doit être au moins égal au nombre de remplacements préventifs;
2. Un seul horizon de planification fini pouvant contenir plusieurs unités de temps est considéré;
3. L'inventaire primaire des pièces de rechange n'est pas pris en compte.

4.3 Modèle d'optimisation multi-objectifs

Ici, deux types d'objectifs sont considérés: les objectifs d'économie et d'efficacité: le coût de maintenance et la disponibilité sont respectivement pris en compte. Le but de ce modèle est de

Chapitre 4: Optimisation Multi-objectifs de la Maintenance Préventive

déterminer deux variables de décision: l'intervalle de remplacement optimal (T) et le nombre de pièces de rechange nécessaires (N) dans un horizon de planification. Pour générer les solutions non dominées, un algorithme NSGA-II est utilisé afin de minimiser le coût de maintenance et de maximiser la mesure de disponibilité simultanément.

4.3.1 Objectif du coût

L'objectif est de déterminer, pour chaque composant, l'intervalle de remplacement préventif qui minimise le coût de maintenance par unité de temps. Le modèle du coût attendu par unité de temps (Eq 4.1) est donné par le rapport entre le coût attendu du cycle et la durée attendue du cycle. Une forme développée du modèle de coût présenté par (Nosoohi and Hejazi, 2011) avec la prise en compte de l'effet de l'indisponibilité des pièces de rechange qui se traduit par un coût supplémentaire et des pénalités de durée d'indisponibilité pendant l'horizon de planification (c'est-à-dire que la durée et le coût moyens des remplacements avec pièce de rechange disponible ne sont pas égaux sans celle-ci);

$$C(t, N) = \frac{C_{f1}(1-R(t))(1-S(t,N))+C_{f2}(1-R(t))S(t,N)+ C_{p1}R(t)(1-S(t,N))+C_{p2}R(t)S(t,N)}{\int_0^t R(t)dt+T_{f1}(1-R(t))(1-S(t,N))+T_{f2}(1-R(t))S(t,N)+ T_{p1}R(t)(1-S(t,N))+ T_{p2}R(t)S(t,N)} \quad (4. 1)$$

$R(t)$: Fonction de fiabilité.

C_{f1} , C_{f2} représentent les coûts de maintenance en remplacement préventif avec et sans la disponibilité de pièce de rechange au moment du remplacement.

C_{p1} , C_{p2} représentent les coûts de maintenance en remplacement préventif avec et sans la disponibilité de pièce de rechange au moment du remplacement.

T_{f1} , T_{f2} représentent le temps moyen de maintenance en remplacement correctif avec et sans la disponibilité de pièce de rechange au moment du remplacement.

T_{p1} , T_{p2} représentent le temps moyen de maintenance en remplacement préventif avec et sans la disponibilité de pièce de rechange au moment du remplacement.

Une forme générale de la probabilité d'avoir des pièces de rechange est une sorte de variable aléatoire de Bernoulli (Nosoohi and Hejazi, 2011). L'équation (Eq 4.2) décrit les deux états d'avoir ou de ne pas avoir de pièces de rechange, p représente la probabilité d'avoir des pièces de rechange au moment du remplacement. Cette probabilité dépend de différents facteurs, comme le nombre de pièces de rechange en surplus (qui sont achetées plus que le nombre de remplacements prévus) et la capacité opérationnelle de production. Afin de décrire la relation entre les différents facteurs de manière appropriée, une forme de fonction de distribution exponentielle est utilisée dans (Eq 4.2) (pour plus de détails, voir (Nosoohi and Hejazi, 2011)).

$$P(X) = p^x(1 - P)^{1-x} \quad x = 0 \text{ or } 1$$
$$P(X) = 1 - S(t, N) = 1 - \exp\left(-w * \frac{N * (t + Tp)}{s}\right) \quad (4. 2)$$

Chapitre 4: Optimisation Multi-objectifs de la Maintenance Préventive

Où $S(t,N)$ représente la probabilité de ne pas avoir de pièces de rechange au moment du remplacement.

T_p : Le temps moyen de remplacement préventif.

s : Nombre d'unités de temps dans l'horizon de planification

w : Facteur de l'état de fonctionnement (la situation opérationnelle).

4.3.2 Objectif de disponibilité

La disponibilité est l'une des principales mesures de performance qui doit être un objectif de maximisation. Elle est donnée par le rapport entre le temps utile moyen du cycle de maintenance et la durée attendue du cycle. Ici, un modèle de disponibilité développé est une fonction des deux variables de décision N et t désignées par $A(t, N)$. En tenant compte de l'effet de l'indisponibilité des pièces de rechange en termes de temps pendant l'horizon de planification, l'objectif de disponibilité peut être exprimé comme:

$$A(t, N) = \frac{\int_0^t R(t)dt}{T_{f1}(1-R(t))(1-S(t,N)) + T_{f2}(1-R(t))S(t,N) + T_{p1}R(t)(1-S(t,N)) + T_{p2}R(t)S(t,N) + \int_0^t R(t)dt} \quad (4.3)$$

4.3.3 Contrainte du coût des pièces de rechange

Si la panne est inévitable, il est important de réduire les temps d'arrêts et les coûts supplémentaires en assurant la disponibilité des pièces de rechange requises. Pour éviter à la fois la pénurie et le niveau élevé du stock de pièces de rechange, un décideur essaie de trouver un équilibre et de gérer de manière optimale le budget des pièces de rechange (Z), cet objectif minimise le montant du coût investi pour l'achat de pièces de rechange au début de l'horizon de planification. Le coût des pièces de rechange est donné par une simple relation linéaire entre N et le budget C_{sp} :

$$K(N) = N * C_{sp} + Ch \quad (4.4)$$

Où Ch représente les coûts de stockage et de mise en place.

4.3.4 Formulation du modèle multi-objectifs

Nous avons l'intention de minimiser la fonction de coût de maintenance et de maximiser la disponibilité simultanément. La maximisation de la disponibilité est convertie en minimisation de l'indisponibilité. Le modèle d'optimisation globale peut être exprimé comme suit:

$$\begin{aligned} \text{Min: } & C(t, N) \text{ and } \text{Min: } \bar{A}(t, N) = 1 - A(t, N) \\ \text{Subjected to: } & t > 0, N \geq \frac{s}{t+TP} \\ & K(N) \leq Z \end{aligned} \quad (4.5)$$

4.4 Application du NSGA-II à la résolution du problème

NSGA-II est un algorithme d'optimisation évolutionnaire largement utilisé dans la littérature pour résoudre les problèmes d'optimisation multi-objectifs. Afin d'améliorer la qualité des solutions, l'algorithme NSGA-II utilise le tri rapide non-dominé (Ranking) et la distance crowding comme mécanismes d'élitisme et de préservation de la diversité. Aujourd'hui, il est considéré comme l'une des meilleures méthodes grâce à ses stratégies de l'élitisme, de la diversité et son effet de convergence (Deb *et al.*, 2002) (Jain and Deb, 2013). Elle représente un outil puissant et simple à mettre en œuvre.

Principe de NSGA-II

NSGA-II est une version développée du NSGA. Contrairement à cette dernière, la nouvelle version permet de réduire la complexité de recherche et considère une technique élitiste lors de la recherche des solutions (Deb *et al.*, 2002). A chaque génération, NSGA-II assure que les meilleurs individus sont conservés (c'est-à-dire maintenir les solutions non dominées dans une population archive pour les utiliser dans les futures générations). Le principe de fonctionnement est illustré sur la figure suivante.

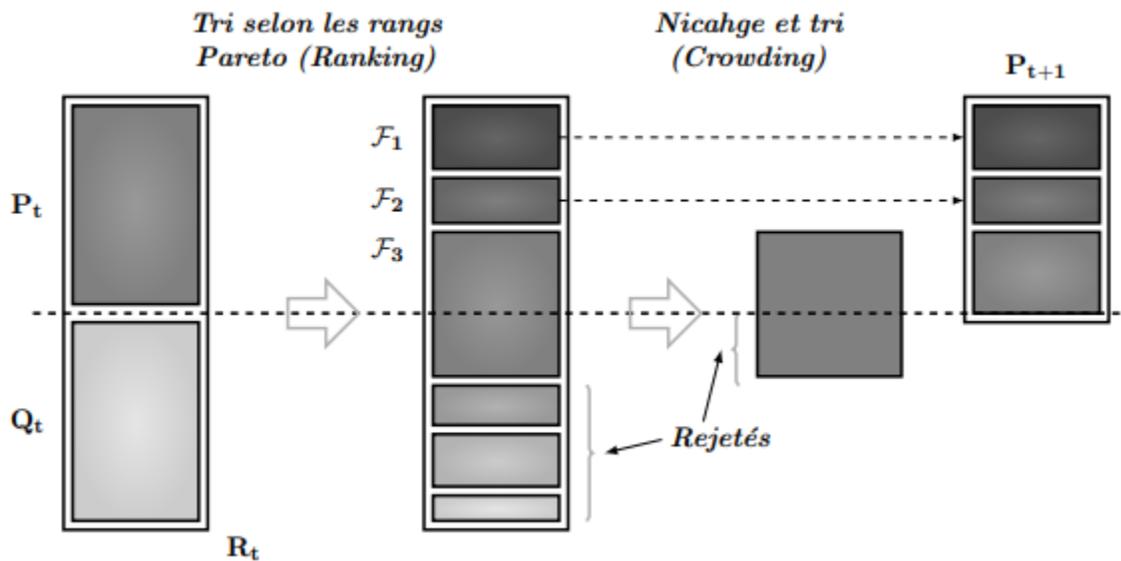


Figure 4. 1 Schéma représentant les étapes de l'algorithme NSGA-II

Pour comprendre le fonctionnement de l'algorithme, tout d'abord, une population initiale de solutions de taille N est constituée aléatoirement. Les procédures de croisement et de mutation soient appliquées. Les solutions sont choisies en utilisant un tournoi basé sur la fonction d'évaluation, par la suite, une population enfants (Q) de taille (N) sont assemblées avec la population parents P pour former une population $R = (P \cup Q)$ de taille $2N$, comme le montre la

Chapitre 4: Optimisation Multi-objectifs de la Maintenance Préventive

figure 4.1. Ensuite, à l'aide d'une procédure de classement de non-dominance (Ranking), chaque individu de la population R est trié dans un rang en fonction de son appartenance à des différents fronts F_i . Les individus faisant partie du premier front F_1 sont évidemment meilleurs que les individus des autres fronts ($F_2, F_3..$). Le but de cette procédure est de garder les solutions non dominées. Les N meilleures solutions constituent une nouvelle population de solutions potentielles pour la génération encours. Pour comparer deux solutions de même rang, NSGA-II utilise une mesure de densité la distance de crowding (qui égale à la différence normalisée des valeurs de fonctions objectives pour deux solutions adjacentes). L'accent est alors porté sur les meilleurs individus et donc dans ce cas, sur les individus des premiers fronts et les autres sont alors gardés dans une archive. En ajoutant les fronts, si tous les membres d'un front ne peuvent entrer dans la population sans dépasse N (la taille de population P_{t+1} est inférieure à N), alors, un tri selon la distance de crowding est appliqué pour insérer les meilleurs individus qui manquent. Suivant ce classement, les individus les plus isolés sont admis dans la population de P_{t+1} jusqu'à compléter la taille de la population. Les individus qui ne peuvent entrer dans la population sont simplement rejetés.

Une fois que les individus appartenant à la population (P_{t+1}) identifiés, une nouvelle population enfant (Q_{t+1}) est créée par les procédures de croisement et mutation. Le processus continu d'une génération à l'autre jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit vérifié.

La procédure est adoptée pour notre modèle d'optimisation afin d'obtenir les compromis optimaux entre les objectifs de la disponibilité (Eq 4.3) et de coût de maintenance (Eq 4.1) avec une contrainte de budget de pièces de rechange. Dans notre application, les étapes de l'algorithme NSGA-II correspondant de la procédure d'optimisation peuvent être résumées comme montre la figure 4.2

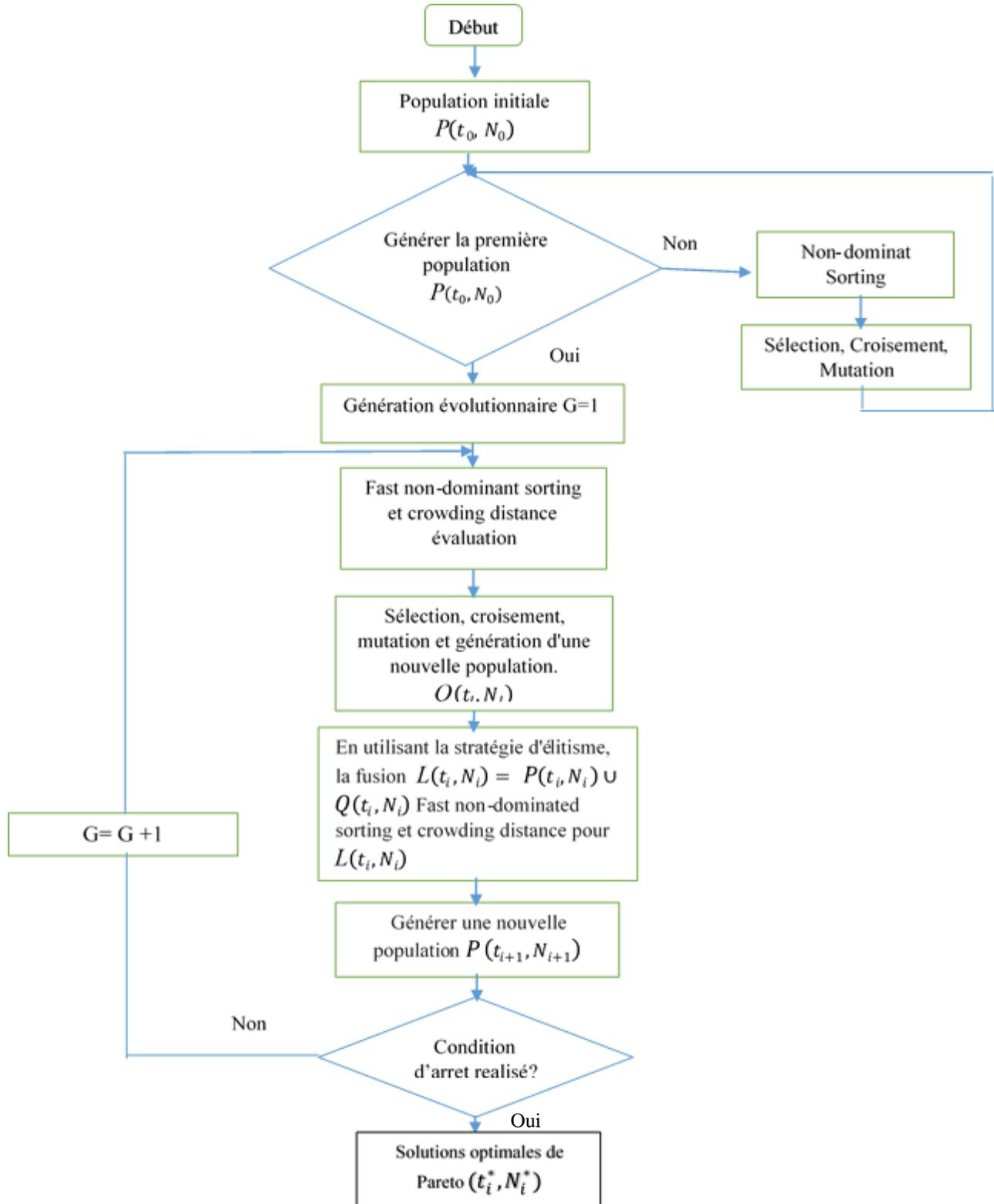


Figure 4. 2 Procédure d'optimisation de NSGA-II

Chapitre 4: Optimisation Multi-objectifs de la Maintenance Préventive

4.5 Exemple numérique

Pour montrer comment le modèle d'optimisation multi-objectifs développé (Eq 4.5) fonctionne et son efficacité dans l'évaluation et l'optimisation de la maintenance des systèmes, nous considérons un système dont le taux de défaillance est défini par une distribution de Weibull; en basant sur l'exemple décrit dans le travail de (Nosoohi and Hejazi, 2011), les différents paramètres, à savoir les paramètres de Weibull, les paramètres de coût (l'unité est en da) et les durées de maintenance préventive et corrective (en heures) dans les deux cas; avec et sans la disponibilité de pièces de rechange aux moments du remplacement, sont montrés dans le tableau 1 respectivement. Le but dans ce travail est de déterminer les deux variables de décision: l'intervalle de remplacement optimal et le nombre de pièces de rechange nécessaire.

Tableau 4. 1 Les paramètres du système

<i>Paramètres</i>	β	η	γ	C_{p1}	C_{p2}	C_{f1}	C_{f2}	T_{p1}	T_{p2}	T_{f1}	T_{f2}	C_{sp}
La Valeur	2	1200	0	3000	8000	9000	14000	9	33	20	44	6000

4.6 Résultats et discussion

Le modèle de l'équation (5) est optimisé comme discuté dans la section 4. Pendant l'exécution, il est défini d'avoir un $Z = 45000$ da comme contrainte budgétaire, les paramètres correspondants de NSGA-II sont définis comme suit : la taille de la population est $P_i = 100$, la génération génétique maximale est 100, le coefficient de mutation est 0.3, et le coefficient de croisement est 0.75.

Chapitre 4: Optimisation Multi-objectifs de la Maintenance Préventive

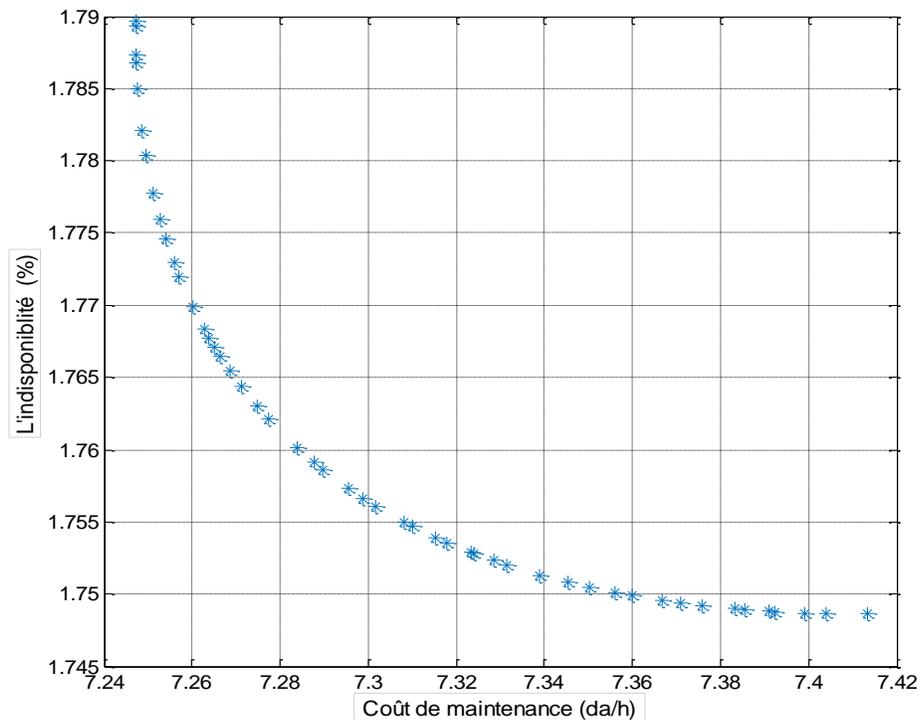


Figure 4. 3 Frontière d'efficacité de Pareto (cas N=5)

La figure 4.3 illustre la distribution des points optimaux de Pareto (front de Pareto). On peut voir que le coût de maintenance et la disponibilité sont deux objectifs contradictoires, lorsque l'objectif du coût de maintenance s'améliore, l'objectif de la disponibilité se dégrade. Les résultats d'optimisation par l'algorithme NSGA-II permet d'assurer la description complète de la frontière de Pareto.

Tableau 4. 2 Les solutions optimales Pareto obtenu par NSGA-II

Nu	Les solutions [t, N]	Coût de maintenance $C(t, N)$	L'indisponibilité (%) $\bar{A}(t, N)$	Nu	Les solutions [t, N]	Coût de maintenance $C(t, N)$	L'indisponibilité (%) $\bar{A}(t, N)$
1	(893,7)	7.2485	1.7861	12	(1028,7)	7.3117	1.7546
2	(886,6)	7.2508	1.7898	13	(1015,4)	7.3127	1.7674
3	(903,6)	7.2517	1.7838	14	(1056,6)	7.3219	1.7535
4	(897,5)	7.2595	1.7899	15	(1084,5)	7.3452	1.7524
5	(957,5)	7.2704	1.7718	16	(1097,7)	7.3529	1.7504
6	(985,6)	7.2776	1.7632	17	(1095,4)	7.3636	1.7563
7	(920,4)	7.2870	1.7946	18	(1135,7)	7.3864	1.7490
8	(1006,7)	7.2880	1.7592	19	(1139,6)	7.3894	1.7490
9	(978,4)	7.2972	1.7759	20	(1166,7)	7.4141	1.7486
10	(1018,5)	7.2992	1.7598	21	(1173,5)	7.4222	1.7493
11	(1043,7)	7.3018	1.7562	22	(1171,4)	7.4269	1.7514

Chapitre 4: Optimisation Multi-objectifs de la Maintenance Préventive

Le tableau 4.2, présente plus de détails pour les solutions du front de Pareto, en indiquant, pour chaque couple de solution optimale (intervalle de remplacement et de nombre de pièces de rechange = (t, N)), le coût de maintenance correspondant et l'indisponibilité $c(t, N)$ et $\bar{A}(t, N)$ respectivement. On peut noter que la meilleure gamme de solutions optimales est **$t = [886, 1173]$** où le système fonctionne avec une disponibilité plus élevée et un coût de maintenance plus faible. Lorsque **$N=7$ et $t = 893h$** , le coût de maintenance est minimal et égale **7.2485 da/h**, la disponibilité du système est **98.21%**, à **$t = 1018h$** la disponibilité est **98.24 %** et le coût de maintenance correspondant est **7.2992 da/h**. Lorsque **$N = 7$ et $t = 1166h$** , la disponibilité du système est supérieure **98.25%** et le coût de maintenance correspondant égale **7.4141 da/h**. De toute évidence, ces résultats peuvent être utilisés pour fournir plus de choix (solutions alternatives) aux responsables de la maintenance en fonction de différentes considérations techniques et contraintes budgétaires pour les décisions concernant la maintenance préventive et les décisions de remplacement.

4.7 Conclusion

En basant sur l'évaluation de différents problèmes pratiques, dans ce chapitre, un modèle multi-objectifs a été proposé pour une politique de maintenance préventive. La politique de remplacement préventif et le nombre de pièces de rechange au moment du remplacement sont pris en considération, le coût de maintenance et la disponibilité du système sont sélectionnés comme objectifs sous la contrainte du budget des pièces de rechange.

Le modèle développé est utilisé pour déterminer la périodicité de remplacement préventif optimal et le nombre des pièces de rechange nécessaire d'un système afin de minimiser le coût de maintenance et de maximiser la disponibilité simultanément. Les solutions optimales sont obtenues par une approche basée sur l'algorithme évolutionnaire NSGA-II, à travers une application numérique, les résultats vérifient avec succès que l'approche proposée peut être utilisée pour assurer l'exploration des solutions non dominées et elle montre aussi l'efficacité du modèle dans la détermination de planification de remplacement préventifs et le nombre de pièces de rechange optimaux. La frontière de Pareto des solutions optimales permet de fournir plus de flexibilité dans le choix aux décideurs en fonction de différentes considérations et contraintes budgétaires. Le modèle développé et la méthodologie de résolution proposée dans ce chapitre peuvent être utilisés et appliqués dans une grande variété d'industries telles que les machines de fabrication, le transport, et les systèmes de production d'énergie pour générer facilement et rapidement de nouveaux plans de maintenance préventive, et aussi pour tous les composants/pièces qui peuvent affecter le processus de production et conduire à des coûts supplémentaires.

*Chapitre 5 : Evaluation et
Optimisation de la
Performance d'un Système
Multi-états Basé sur un Réseau
Bayésien Dynamique*

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

5.1 Introduction

Aujourd'hui définir une stratégie de maintenance permettant de suivre et d'améliorer significativement les performances globales des systèmes multi-états en termes de production, de qualité et de sécurité devenir une nécessité stratégique pour la plupart des industries. Une maintenance statique non adaptée à l'évolution de l'état des systèmes ne répond pas aux attentes des industries.

Ce chapitre a pour objectif de présenter un formalisme et des démarches principales de modélisation dynamique basé sur les Réseaux Bayésien dédié aux systèmes multi-états avec des dépendances fonctionnelle dont l'objectif est d'optimiser leurs performances tout en prenant en compte l'effet de différentes types de maintenance. Deux parties sont envisagées, la première partie est consacrée à la présentation et la définition des réseaux bayésiens (*RB*), la modélisation, l'inférence par ce type de réseaux ainsi que le réseau bayésien dynamique, enfin le champ d'application de *RB* dans le domaine de la sûreté de fonctionnement et de la maintenance des systèmes multi états. La deuxième partie présente la méthodologie adoptée pour l'évaluation et l'optimisation de la fiabilité et de la disponibilité du système en se basant sur la combinaison entre le processus de Markov et le réseau bayésien dynamique. Une brève description de l'équipement industriel choisit, et enfin, l'application de la méthodologie à l'aide du logiciel « *GeNIe* » a été présenté suivi par une analyse de sensibilité et de discussion des résultats.

Partie 01 : Les Réseaux Bayésiens

5.2 Définition

Un réseau bayésien (*RB*) est un réseau probabiliste utilisé pour représenter graphiquement les variables et leurs dépendances probabilistes. Il donne une description qualitative des relations d'influence entre les variables par un graphe orienté sans circuit dont les nœuds représentent les variables aléatoires, ainsi qu'une description quantitative à travers un ensemble de fonctions de probabilités conditionnelles. Il est composé; des nœuds connectés au moyen d'arcs directs, les arcs indiquent une relation de causalité ou des dépendances entre les nœuds et l'absence des arcs marquent leurs indépendances, des fonctions de probabilité conditionnelle qui déterminent la manière dont les nœuds liés dépendent les uns des autres.

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

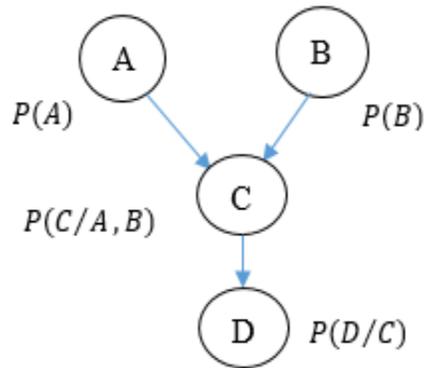


Figure 5. 1 Exemple d'un RB

5.3 Théorème de Bayes

Le théorème de Bayes est une application directe de la probabilité conditionnelle. Pour toute hypothèse A et toute observation b , on a :



$P(A)$ étant la probabilité que l'hypothèse A soit vérifiée indépendamment des données b (probabilité *a priori* / **prior probability**). $P(b)$ étant la probabilité d'observer les données b indépendamment de l'hypothèse A (*évidence*). $P(b/A)$ étant la probabilité d'observer les données b sachant que l'hypothèse A est vérifiée (*vraisemblance* / **likelihood**).

$$P(b/A) = P(A/b) * \frac{P(b)}{P(A)} \quad (5.1)$$

Le théorème de Bayes exprime le fait que si l'événement ou l'hypothèse sur A est observé, notre hypothèse sur A doit être révisé par la loi à postériori $P(b/A)$ qui est obtenue en multipliant la probabilité $P(A/b)$ qu'on appelle la vraisemblance par la probabilité à priori $P(A)/P(b)$ (Eq 5.1).

$$P(A) = \sum_{i=1}^n P(A/b_i)P(b_i) \quad (5.2)$$

Où b_i est une partition.

En utilisant la formule de l'équation (5.2), la formule générale de Bayes devient :

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

$$P(b/A) = P(A/b) * P(b) / \sum_{i=1}^n P(A/b_i)P(b_i) \quad (5.3)$$

5.4 Méthodologie bayésienne

Dans le domaine de la fiabilité et de la maintenance des systèmes, grâce au raisonnement bayésien (inférence bayésienne) figure 5.2, l'application de la méthodologie bayésienne va permettre de transformer les données en modèle interprétable. Pour un système, le passage de la distribution à priori et par les données de défaillances/retour d'expérience (REX) à la distribution à posteriori est exprimé par le théorème de Bayes, c'est-à-dire qu'on utilise des constatations à priori pour connaître l'origine à posteriori. La méthodologie bayésienne peut être alors interprétée comme une réactualisation et optimisation continue de la connaissance. En effet, elle représente un outil d'aide à la décision permettant de mettre en commun l'ensemble des toutes les connaissances (maintenance, REX, avis experts...) afin de faciliter la mise à jour et l'optimisation en continue des tâches de maintenance (diagnostic et prédiction).

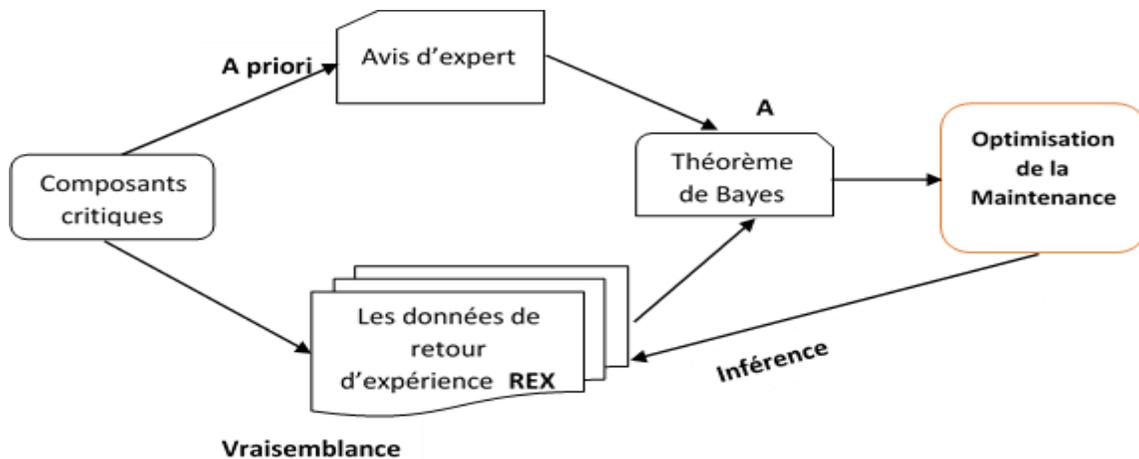


Figure 5. 2 Méthodologie Bayésienne

5.5 Représentation graphique et causalité

Du point de vue de la causalité, comme mentionnée dans la figure 5.3, une relation causale de A vers B c'est une relation orientée et réversible de l'effet vers la cause. Autrement dit : S'il existe une relation causale de A vers B, toute information sur A peut modifier la connaissance sur B, et inversement, toute information sur B peut modifier la connaissance sur A.

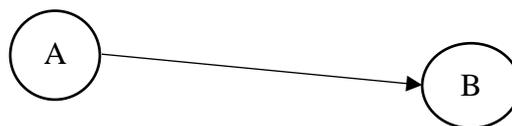


Figure 5. 3 Représentation graphique de causalité

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

En termes de probabilité conditionnelle, la probabilité de l'état d'un *RB* est caractérisée par une relation simple pour étendre la probabilité jointe des variables aléatoires X_{pai} . On définit la loi de $P(X_1, X_2, \dots, X_n)$ par:

$$P(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i/X_{pai}) \quad (5.4)$$

5.6 Construction et modélisation par Réseaux Bayésiens

La mise en place d'un processus stochastique par un *RB* nécessite deux phases principales. La première phase consiste à construire le graphe, c'est-à-dire définir les variables du modèle et indiquer les dépendances/indépendances conditionnelles entre ces variables (parfois l'identification se fait par un expert qui attribue à chaque variable l'ensemble des états qu'elle peut prendre). Une fois la structure du modèle graphique défini, la deuxième phase de la modélisation consiste à calculer les probabilités nécessaires à la détermination de la probabilité jointe de toutes les variables. Les probabilités conditionnelles sont calculées par inférence en se basant sur les lois de probabilité jointes dans l'équation décrite ci-dessus. Ces deux phases peuvent être effectuées soit par la sélection du modèle avec des données de retour d'expérience, soit par avis et jugements d'experts, ou par une combinaison entre les deux.

5.7 Inférence bayésienne

Une fois que le réseau bayésien est construit, l'inférence dans le réseau bayésien se résume à des calculs de probabilités *à posteriori*. Connaissant les états de certaines variables (les observations), on détermine les probabilités des états des autres variables (cibles) qui sont conditionnellement liées aux observations. Généralement, dans les réseaux bayésiens, il existe deux classes d'algorithmes d'inférence (Murphy, 2002), (Bouzaïene-Marle, 2005).

La première classe regroupe les méthodes d'inférence exactes, exploite les indépendances conditionnelles contenues dans les réseaux et fournit, à chaque inférence, des probabilités *a posteriori* exactes. Parmi ces méthodes, on trouve les méthodes "Messages locaux", "Ensemble de coupes", "Arbre de jonction", "Inversion d'arcs" et "Elimination de variables" (Leray, 2006).

De l'autre côté, la deuxième classe regroupe les méthodes d'inférence approchées qui donnent des probabilités *à posteriori* approchées. Parmi les méthodes approchées, les méthodes basées sur la "simulation stochastique par Chaîne de Monte-Carlo", "Loopy belief propagation", "les méthodes variationnelles", "les méthodes de recherche de masse", d'autres sont basées sur "la simplification du réseau" (AMMAR–Sourour *et al.*, 2006.).

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

5.8 Réseau bayésien dynamique

Un réseau bayésien dynamique (*RBD*) est une extension parallèle au RB ordinaire qui modélise explicitement l'évolution temporelle des variables. De plus, dans le *RBN*, un nouveau type de nœuds appelé nœuds temporels permet de modéliser les variables aléatoires en fonction du temps, toutes les relations de cause à effet peuvent être désignées par des distributions de probabilité conditionnelles (Iung *et al.*, 2005), (Weber and Jouffe, 2006). La structure graphique dans un *RBD* fournit une manière simple de spécifier ces indépendances conditionnelles, et fournit ainsi une paramétrisation réduite du modèle. La probabilité de transition entre deux tranches successives sont $P(X_t | X_{t-1})$ est exprimé par:

$$P(X_t | X_{t-1}) = \prod_{i=1}^N P(X_t^i | pa(X_t^i)) \tag{5.5}$$

Ou X_t^i représente le $i^{\text{ème}}$ nœud à temps t et $pa(X_t^i)$ représente les nœuds parents.

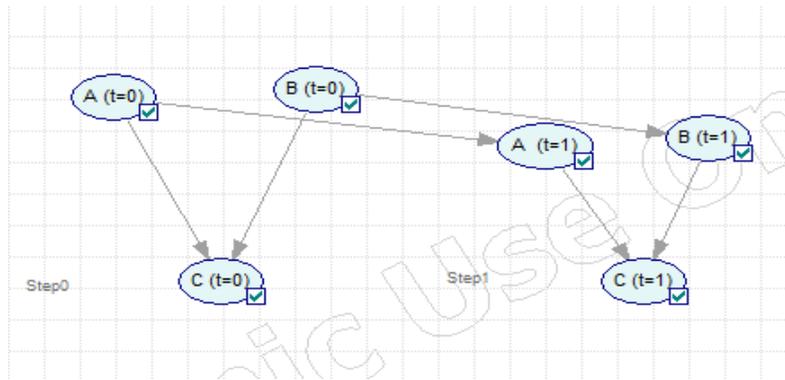


Figure 5. 4 Réseau bayésien dynamique

La figure 5.4 représente un réseau bayésien dynamique où les relations entre les nœuds (variables C et A, C et B) sont représentées par des arcs synchroniques et les relations entre les nœuds à des intervalles de temps successifs t_0-t_1 (step0 – step1) sont représentées par des arcs temporels (arc diachronique). En déroulant les tranches de temps T, la probabilité de distribution conjointe est obtenue par l'expression suivante:

$$P(X_{1:T}) = \prod_{t=1}^T \prod_{i=1}^N P(X_t^i | pa(X_t^i)) \tag{5.6}$$

5.9 Application des réseaux bayésiens dans la maintenance et la sûreté de fonctionnement des systèmes multi états

La maintenance a un impact majeur sur l'évolution de mesures de performance des systèmes notamment les paramètres dynamiques tels que la fiabilité et la disponibilité. Des méthodes d'analyses traditionnelles, telles que l'analyse des modes de défaillance et des effets (AMDEC),

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

l'analyse par arbre de défaillance (AdD) ont été largement utilisées pour étudier et évaluer la fiabilité des systèmes, lors de l'application de ces méthodes, il est supposé que le système fonctionne en deux états à savoir l'état de fonctionnement normal et l'état de défaillance totale, c'est ce qu'on appelle un système à état binaire. Cependant, en plus d'une fonctionnalité parfaite et d'une défaillance complète, un système peut avoir plusieurs états intermédiaires (Li and Peng, 2014) (Sheu *et al.*, 2015). Les systèmes dégradés sont des systèmes en fonctionnement dont l'état se dégrade avec le temps, et cette dégradation peut conduire à une diminution de leur performance et leur efficacité (Yuan and Xu, 2012).

Dans la littérature, concernant les systèmes multi-états (Multi state System), plusieurs modèles basées sur le processus de Markov sont utilisées afin d'évaluer ces paramètres et voir comment évoluent avec le temps; Soro *et al* (Soro *et al.*, 2010) proposent un modèle d'évaluations d'indices de fiabilité et de taux de production d'un système multi états dégradable sujets à des réparations minimales et imparfaites. Lisnianski *et al* (Lisnianski *et al.*, 2012) ont construit un modèle multi-états pour prédire la fiabilité d'un groupe électrogène au charbon à court terme, Liu et Huang (Liu and Huang, 2010) ont proposés une politique de remplacement optimale basée sur la combinaison entre le modèle de Markov et la fonction génératrice universelle (UFG) dont le but est d'évaluer les probabilités d'états d'un système, un processus de quasi-renouvellement est utilisé pour décrire le comportement du système après une maintenance imparfaite.

Aujourd'hui, le *RB* représente un autre axe de recherche qui est largement utilisé dans de nombreuses applications pour l'évaluation des performances des systèmes, l'analyse de risque (Chang, Li, *et al.*, 2019) et dans la maintenance (Weber *et al.*, 2012). Mahadevan *et al* (Mahadevan *et al.*, 2001) ont développés une méthodologie basée sur le *RB* pour évaluer la fiabilité des systèmes structurels. Neil et Marquez (Neil and Marquez, 2012) ont présentés un cadre de *RB* hybride pour modéliser la disponibilité des systèmes renouvelables. Dans plusieurs recherches, le *RBD* représente une approche appropriée pour effectuer une analyse prédictive, diagnostique, ainsi que pour exprimer les relations de causalité incertaines (Wilson and Huzurbazar, 2007). Cai, Liu et Zhang (Cai, Liu et Zhang., 2013) ont utilisés les réseaux bayésien dynamique pour analyser et évaluer la fiabilité et la disponibilité d'un système de sécurité sous-marin (Subsea Blowout Preventer BOP), en transformant l'arbre de défaillance en *RBD*. Wang *et al* (Wang *et al.*, 2017) ont établis un modèle de détérioration stochastique pour les systèmes multiéléments sous une stratégie de maintenance conditionnelle. Chang, *et al* (Chang, Li, *et al.*, 2019) présentent une approche quantitative d'évaluation des risques sur la base de réseaux bayésiens dynamiques, cette approche permet de prédire de manière dynamique le risque de défaillance d'un système de contrôle du recul lors d'un test sur la production d'hydrate de gaz naturel. Une modélisation et une analyse quantitative de la fiabilité d'un système multi-états sur la base d'une combinaison du processus de Markov et d'un réseau bayésien dynamique a été proposée par (Li *et al.*, 2018), différents types de maintenance sont considérés. (Adjerid *et al.*, 2012) ont évalués la performance d'un système industriel et étudier l'effet des différents stratégies de maintenance.

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

5.10 Présentation de la méthodologie

Afin d'aboutir à l'objectif de notre travail, concevoir un modèle capable d'évaluer et d'optimiser les mesures de performances d'un système multi états tout en prend en considération l'effet de la maintenance. A cet effet, une méthodologie est proposée, comme montre la figure 5.5, dont les principales étapes peuvent être résumées comme suit:

1. Modélisation de la dégradation d'un composant

L'objectif de cette étape est d'élaborer un modèle pour représenter le processus de dégradation des sous-systèmes et des composants. De ce fait, une modélisation basée sur le processus de Markov est proposée pour modéliser l'état de chaque composant selon les hypothèses de (Soro *et al.*, 2010).

2. Modélisation des dépendances fonctionnelles du système

Après avoir modélisé la dégradation des différents composants, considérés individuellement, la modélisation de dépendance consiste à construire un modèle global en tenant en compte les dépendances fonctionnelles entre les sous-systèmes et les composants.

3. Modélisation des stratégies de maintenance

Cette étape consiste à développer un modèle qui prend en considérable les stratégies de maintenance envisageables et évaluer leur impact sur les mesures de performance du système. Dans ce cas, l'objectif de cette phase est:

- Intégrer les deux stratégies de maintenance « la maintenance parfaite et la maintenance imparfaite » sur le modèle global et mesurer leurs impacts sur l'évolution de l'état du système.
- Evaluer la fiabilité et la disponibilité du système.

4. Analyse et exploration des résultats

Cette méthodologie peut être efficacement utilisée pour optimiser la maintenance du système en répondant à plusieurs problèmes concernant:

- L'identification des facteurs d'influence, c'est-à-dire les composants critiques les plus contributifs qui conduisent à la défaillance du système (diagnostic)
- L'évaluation de la fiabilité et de la disponibilité des systèmes (simulation et analyse prédictive)
- Mesurer l'effet des stratégies de maintenance sur les performances du système.

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

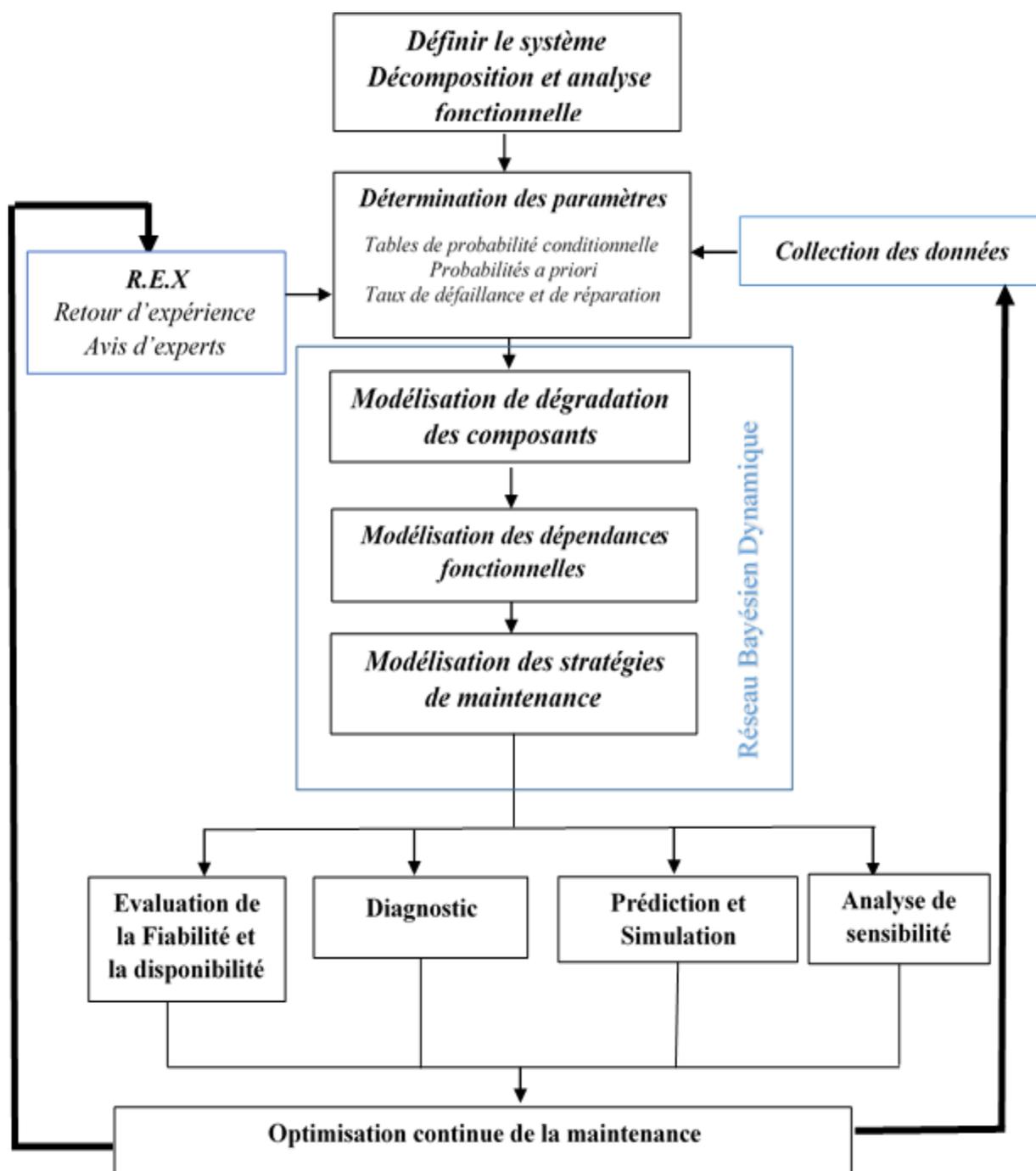


Figure 5. 5 La méthodologie proposée pour l'optimisation continue de la maintenance

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

5.10.1 Modélisation de la dégradation d'un system multi-états

Comme indique dans la première partie, un *RBD* permet de décrire un élément multi-états avec un seul nœud et les relations (les dépendances) de cause/effet peuvent être désignées par des tables de probabilité conditionnelle qui peuvent être obtenues à l'aide des portes logiques (Li *et al.*, 2018). Dans cette étape, lors de la modélisation de la dégradation des composants, on suppose que chaque nœud parents est un system multi-états. Quatre hypothèses sont proposées (Soro *et al.*, 2010):

- 1- Chaque composant peut avoir de nombreux niveaux de dégradation, correspondant à des taux de performance discrets, allant du fonctionnement parfait à l'échec total;
- 2- Le système peut échouer de manière aléatoire à partir de n'importe quel état opérationnel.
- 3- Tous les taux de transition sont constants et répartis de façon exponentielle;
- 4- La dégradation actuelle est observable à travers certains paramètres du système et le temps nécessaire à l'inspection est négligeable.

Nous avons considéré pour chaque nœud parent quatre états: état parfait (Parfait), état dégradé 1 (DS1), état dégradé 2 (DS2), état défaut (Défaut). L'état parfait représente un fonctionnement parfait contrairement à l'état (Défaut) qui représente une défaillance totale du système, les états DS1 et DS2 représentent la première et le deuxième état dégradés respectivement. Dans un premier temps, chaque nœud parent de *RBD* (composant) est à l'état parfait, au fur et à mesure que le temps passe, le composant passe soit à l'état DS1, soit à l'état de DS2, ou passe carrément à l'état (Défaut). Lorsqu'une défaillance se produit, une réparation est nécessaire, le composant peut soit retourner à l'état parfait ce qui est considéré comme une maintenance parfaite, soit revenir au premier ou au deuxième état dégradé, ce qui est considéré comme une maintenance imparfaite (Cai, Liu, Zhang, *et al.*, 2013). Le diagramme de transition d'état pour un composant dégradé à plusieurs états est illustré à la figure 5.6.

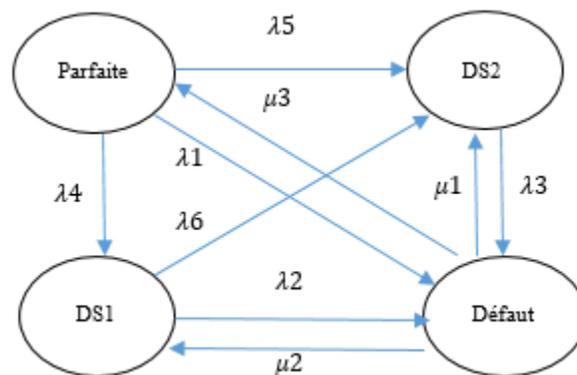


Figure 5. 6 Diagramme d'état de transition pour un composant à quatre états

Pour raison de simplification, les taux de défaillance entre les états pour chaque composant (nœud parent) peuvent être classé en deux classes: classe de défaillance mineure (λ_3, λ_4 et λ_6) et

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

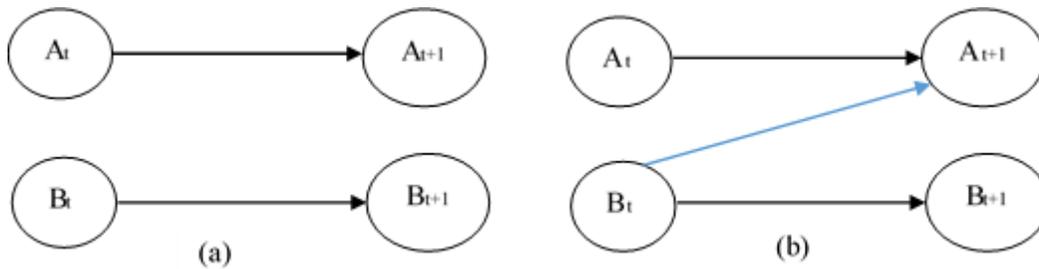
classe de défaillance majeure (λ_1, λ_2 et λ_5). Deux classes sont distinguées aussi pour les taux de réparation entre les états: réparation imparfaite (μ_1 et μ_2) et réparation parfaite (μ_3). Les taux de défaillance et de réparation peuvent être calculés selon les équations suivantes:

$$\begin{aligned} \lambda_1 + \lambda_4 + \lambda_5 &= \lambda_s \\ \lambda_4 &= \lambda_6 = \lambda_3 \\ \lambda_2 &= \lambda_5 \\ \lambda_1 : \lambda_4 : \lambda_5 &= 1 : 4 : 5 \end{aligned} \quad (5.7)$$

$$\begin{aligned} \mu_1 + \mu_2 + \mu_3 &= \mu_s \\ \mu_1 : \mu_2 : \mu_3 &= 1 : 3 : 6 \end{aligned} \quad (5.8)$$

5.10.2 Modélisation des dépendances fonctionnelles du système

La dépendance fonctionnelle entre les composants décrit l'évolution de l'état de dégradation d'un composant au fil du temps en fonction des états des autres composants qui sont en dépendance fonctionnelle. La modélisation de la dépendance se traduit par la prise en considération de l'impact de cette évolution sur l'ensemble du système.



(a) Deux composants fonctionnellement indépendants
(b) Deux composants fonctionnellement dépendants

Figure 5.7 Dépendance et indépendance fonctionnelle

Lors de la modélisation, les dépendances conditionnelles entre les variables sont assignés dans des tables de probabilité conditionnelle, dans un *RBD* ayant n nœuds parents et m états pour chaque nœud parent, afin de déterminer la table de probabilité, il est nécessaire de définir m^n paramètres. Lorsque n est grand, des constructions traditionnelles des portes de type OR et AND doivent être établies pour spécifier et quantifier les relations de dépendances dans les systèmes. Supposons que pour le nœud A il existe n nœuds parents X_1, X_2, \dots, X_n , et la probabilité de dégradation du nœud i est P_i , la défiabilité d'une porte AND peut donc être calculé par l'expression (Cai, Liu, Zhang, *et al.*, 2013):

$$P(A|X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{1 \leq i \leq n} P_i \quad (5.9)$$

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

La défiabilité d'une porte OR peut être calculé par l'expression (Cai, Liu, Zhang, *et al.*, 2013):

$$P(A|X_1, X_1, \dots, X_1) = 1 - \prod_{1 < i < n} (1 - P_i) \quad (5.10)$$

5.10.3 Modélisation des stratégies de maintenance et leurs impact sur la performance du système

Les stratégies de maintenance ont un impact majeur sur l'évolution des mesures de performances et le fonctionnement des systèmes. Chaque intervention de maintenance permet de modifier le comportement de l'état du système (amélioration/dégradation). Pour chaque stratégie de maintenance, la simulation bayésienne nous a permis de quantifier la fiabilité et la disponibilité du système et de mesurer leurs impacts sur les futures missions. Dans un *RBD*, supposons qu'à tout moment t , l'intervalle de temps entre deux tranches de temps consécutifs soit Δt . Les relations de transition entre les composants (les états du nœud) du réseau *RBD* sans intervention de maintenance, avec une stratégie de maintenance parfaite et une stratégie de maintenance imparfaite sont présentées dans les tableaux (5.1) (5.2) et (5.3) respectivement (Kohda and Cui, 2007).

Tableau 5. 1 Relations de transition entre états sans réparation

	$t + \Delta t$			
t	Parfait	DS1	DS2	Défaut
Parfait	$e^{-(\lambda_1 + \lambda_4 + \lambda_5)\Delta t}$	$\frac{\lambda_4}{\lambda_1 + \lambda_4 + \lambda_5} \times (1 - e^{-(\lambda_1 + \lambda_4 + \lambda_5)\Delta t})$	$\frac{\lambda_5}{\lambda_1 + \lambda_4 + \lambda_5} \times (1 - e^{-(\lambda_1 + \lambda_4 + \lambda_5)\Delta t})$	$\frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_4 + \lambda_5} \times (1 - e^{-(\lambda_1 + \lambda_4 + \lambda_5)\Delta t})$
DS1	0	$e^{-(\lambda_2 + \lambda_6)\Delta t}$	$\frac{\lambda_6}{\lambda_2 + \lambda_6} \times (1 - e^{-(\lambda_2 + \lambda_6)\Delta t})$	$\frac{\lambda_2}{\lambda_2 + \lambda_6} \times (1 - e^{-(\lambda_2 + \lambda_6)\Delta t})$
DS2	0	0	$e^{-\lambda_3\Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_3\Delta t}$
Défaut	0	0	0	1

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

Tableau 5. 2 Relations de transition entre états avec une maintenance parfaite

<i>t</i>	<i>t + Δt</i>			
	<i>Parfait</i>	<i>DS1</i>	<i>DS2</i>	<i>Défaut</i>
Parfait	$e^{-(\lambda_1+\lambda_4+\lambda_5)\Delta t}$	$\frac{\lambda_4}{\lambda_1 + \lambda_4 + \lambda_5} \times (1 - e^{-(\lambda_1+\lambda_4+\lambda_5)\Delta t})$	$\frac{\lambda_5}{\lambda_1 + \lambda_4 + \lambda_5} \times (1 - e^{-(\lambda_1+\lambda_4+\lambda_5)\Delta t})$	$\frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_4 + \lambda_5} \times (1 - e^{-(\lambda_1+\lambda_4+\lambda_5)\Delta t})$
DS1	0	$e^{-(\lambda_2+\lambda_6)\Delta t}$	$\frac{\lambda_6}{\lambda_2 + \lambda_6} \times (1 - e^{-(\lambda_2+\lambda_6)\Delta t})$	$\frac{\lambda_2}{\lambda_2 + \lambda_6} \times (1 - e^{-(\lambda_2+\lambda_6)\Delta t})$
DS2	0	0	$e^{-\lambda_3\Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_3\Delta t}$
Défaut	$(1 - e^{-(\mu_1+\mu_2+\mu_3)\Delta t})$	0	0	$e^{-(\mu_1+\mu_2+\mu_3)\Delta t}$

Tableau 5. 3 Relations de transition entre états avec une maintenance imparfaite

<i>t</i>	<i>t + Δt</i>			
	<i>Parfait</i>	<i>DS1</i>	<i>DS2</i>	<i>Défaut</i>
Parfait	$e^{-(\lambda_1+\lambda_4+\lambda_5)\Delta t}$	$\frac{\lambda_4}{\lambda_1 + \lambda_4 + \lambda_5} \times (1 - e^{-(\lambda_1+\lambda_4+\lambda_5)\Delta t})$	$\frac{\lambda_5}{\lambda_1 + \lambda_4 + \lambda_5} \times (1 - e^{-(\lambda_1+\lambda_4+\lambda_5)\Delta t})$	$\frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_4 + \lambda_5} \times (1 - e^{-(\lambda_1+\lambda_4+\lambda_5)\Delta t})$
DS1	0	$e^{-(\lambda_2+\lambda_6)\Delta t}$	$\frac{\lambda_6}{\lambda_2 + \lambda_6} \times (1 - e^{-(\lambda_2+\lambda_6)\Delta t})$	$\frac{\lambda_2}{\lambda_2 + \lambda_6} \times (1 - e^{-(\lambda_2+\lambda_6)\Delta t})$
DS2	0	0	$e^{-\lambda_3\Delta t}$	$1 - e^{-\lambda_3\Delta t}$
Défaut	$\frac{\mu_3}{\mu_1 + \mu_2 + \mu_3} \times (1 - e^{-(\mu_1+\mu_2+\mu_3)\Delta t})$	$\frac{\mu_2}{\mu_1 + \mu_2 + \mu_3} \times (1 - e^{-(\mu_1+\mu_2+\mu_3)\Delta t})$	$\frac{\mu_1}{\mu_1 + \mu_2 + \mu_3} \times (1 - e^{-(\mu_1+\mu_2+\mu_3)\Delta t})$	$e^{-(\mu_1+\mu_2+\mu_3)\Delta t}$

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

Partie 02 : Application industrielle

Dans la partie précédente, une approche de modélisation et d'évaluation des mesures dynamiques de performance a été présentée. Cette méthodologie sera appliquée, dans cette partie, sur une souffleuse de préformes d'une ligne de production de boissons dans l'entreprise de (Pepsi) de Rouiba à Alger. La fiabilité et la disponibilité de la souffleuse sont évaluées en prenant compte de la maintenance parfaite et de la maintenance imparfaite. En adoptant les techniques de l'analyse diagnostique et prédictive pour identifier les sous-systèmes les plus contributifs à l'arrêt total du système et d'évaluer l'impact des décisions prises sur la mesure des performances. Par conséquent, les responsables de la maintenance peuvent optimiser et améliorer les décisions concernant la gestion de la maintenance de la souffleuse.

5.11 Description du système

La souffleuse est une machine spécialement conçue pour la production automatisée de bouteilles en plastique avec plusieurs moules. La figure 5.8 montre la chaîne de production de boissons dans l'entreprise Atlas Bottling Corporation (ABC Pepsi) pour différents formats en fonction de la configuration des différents systèmes.

Le processus de production débute par le déversement des préformes dans un grand bac qui va les mettre une à une sur un convoyeur et puis transférer vers la souffleuse, cette dernière, grâce à un système d'alimentation va souffler les préformes prédisposées dans des moules différentes pour leur donner la forme d'une bouteille. Plus de détails concernant le fonctionnement et le processus de production peuvent être trouvée dans (Adjerid *et al.*, 2012).

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

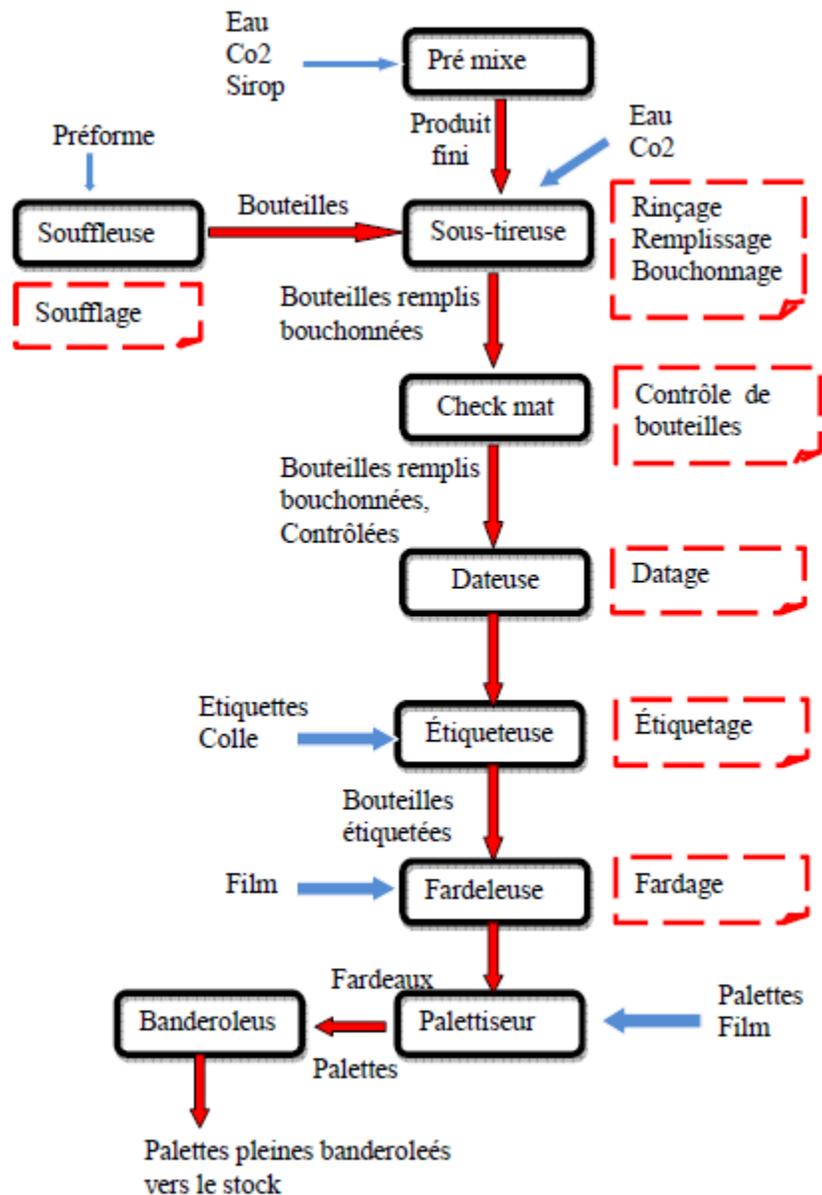


Figure 5.8 La ligne de production (Adjerid *et al.*, 2012)

Compte tenu la complexité de la machine et de la fréquence des pannes, la remise en condition opérationnelle et la gestion de la maintenance de la souffleuse doit être efficace et optimale. Dans ce cadre, nous proposons une méthode quantitative pour modéliser et évaluer les performances dynamiques du système, mesurer l'impact des stratégies de maintenance durant les prochaines missions et identifier les sous-systèmes les plus contributifs à la défaillance de la souffleuse.

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

5.12 Les composants de la souffleuse

Un système complexe est un ensemble structuré de composants hétérogènes interconnectés qui communiquent entre eux afin d'exécuter une fonction. La souffleuse est une machine complexe, composée de 7 sous-systèmes qui garantissent le bon fonctionnement comme illustré la figure 5.9:

- Roues de soufflage (*RS*)
- Les Roues (*R*)
- Four (*F*)
- Circuit d'air (*CA*)
- Système de refroidissement (*SR*)
- Mandrins de transporte (*M*)
- Equipements électrique (*EE*)

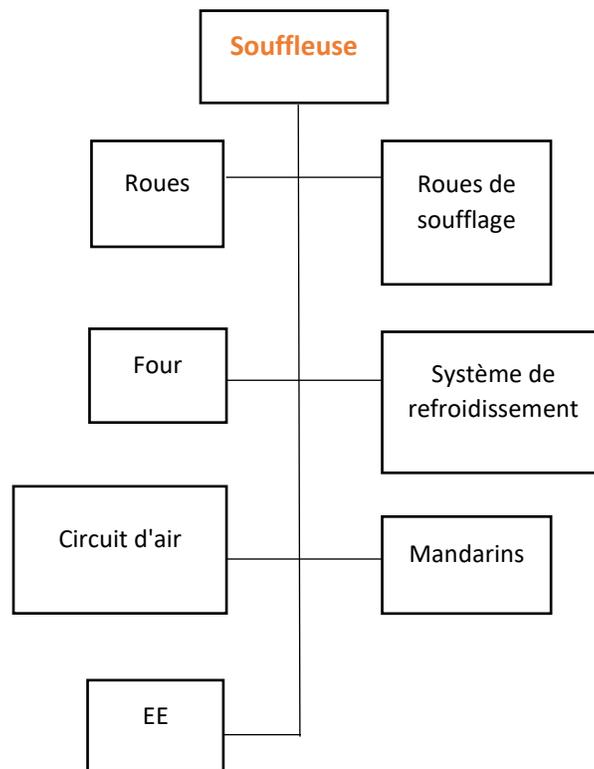


Figure 5. 9 Les composants de la souffleuse

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

5.13 Application de la méthodologie

Modélisation de la dégradation d'un system multi-états

Comme mentionné précédemment, chaque sous système de la souffleuse a quatre modalités: un état de fonctionnement parfait, deux états de fonctionnement dégradés (DS1, DS2) et un état de défaillance. Dans cette thèse, deux types de maintenance prennent en considération; maintenance parfaite et une maintenance imparfaite. Les taux de défaillance et réparation des sous-systèmes sont donnés dans le tableau 5.4. Les taux de dégradations des états DS1 et DS2 sont estimées en utilisant les données historiques et en consultant les ingénieurs de maintenance (*REX*). Par exemple, pour le sous-système « le Four », l'état de dégradation DS1 = 5 % signifie que lorsque le four est à l'état dégradé 1, habituellement, la probabilité de défaillance des sous-systèmes dépendants (qui est le sous-système mandrins) en raison d'une défaillance du four est estimé à 0,05. Les paramètres des sous-systèmes de la souffleuse sont présentés dans le tableau 5.4.

Tableau 5. 4 Paramètres des sous-systèmes de la souffleuse

Sous-systèmes	Taux de défaillance λ (/h)	Taux de réparation μ (/h)	Etat dégradé DS1 (%)	Etat dégradé DS2 (%)
Four (F)	0.0135	0.070	5	8
Roue de soufflage(RS)	0.0012	0.015	2.1	7.6
Mandrins (M)	0.0068	0.011	4	7.5
Roues (R)	0.0028	0.012	2.5	3
Système de refroidissement (SR)	0.0011	0.023	3	6
Circuit d'air (CA)	0.0016	0.010	4	6
Equipements Electrique (EE)	0.0018	0.009	2.5	4

Modélisation des dépendances fonctionnelles du système

L'architecture de la figure 5.10 représente l'évolution de chaque sous-système au temps t à $t+\Delta t$, l'arc noir représente l'évolution temporelle, par contre la dépendance fonctionnelle est représentée par un arc orange. Par exemple, l'évolution du modèle de dégradation du sous-système Roue de la souffleuse «RS » est conditionnée par la fonction de dégradation de leurs dépendances

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

fonctionnelles qui sont le système de refroidissement « SR » et le sous-système de compression d'air « CA ».

Comme illustré la figure (5,11), l'architecture équivalente de la RBD a été élaborée à l'aide du logiciel d'interface graphique GeNIe Academic, en tenant compte des différentes modalités (états) de chaque nœud et de leur dépendance fonctionnelle. Le choix de ce logiciel est justifié par le fait qu'il est disponible d'une part et d'autre part par sa simplicité d'usage, elle facilite la construction du réseau avec une manipulation simple, même pour des simulations dynamiques.

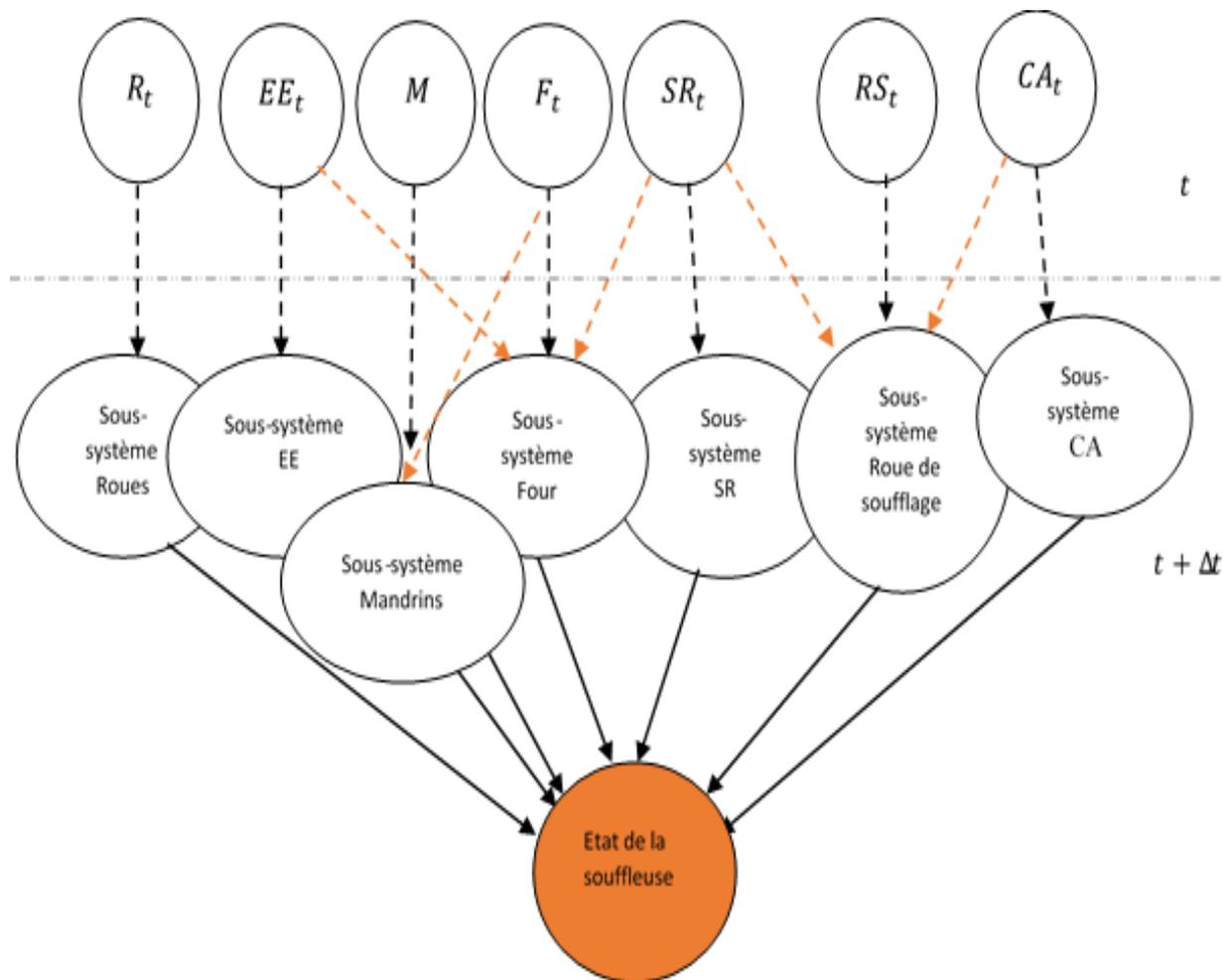


Figure 5. 10 Modélisation du système globale avec les dépendances fonctionnelle de t à $t+\Delta t$

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

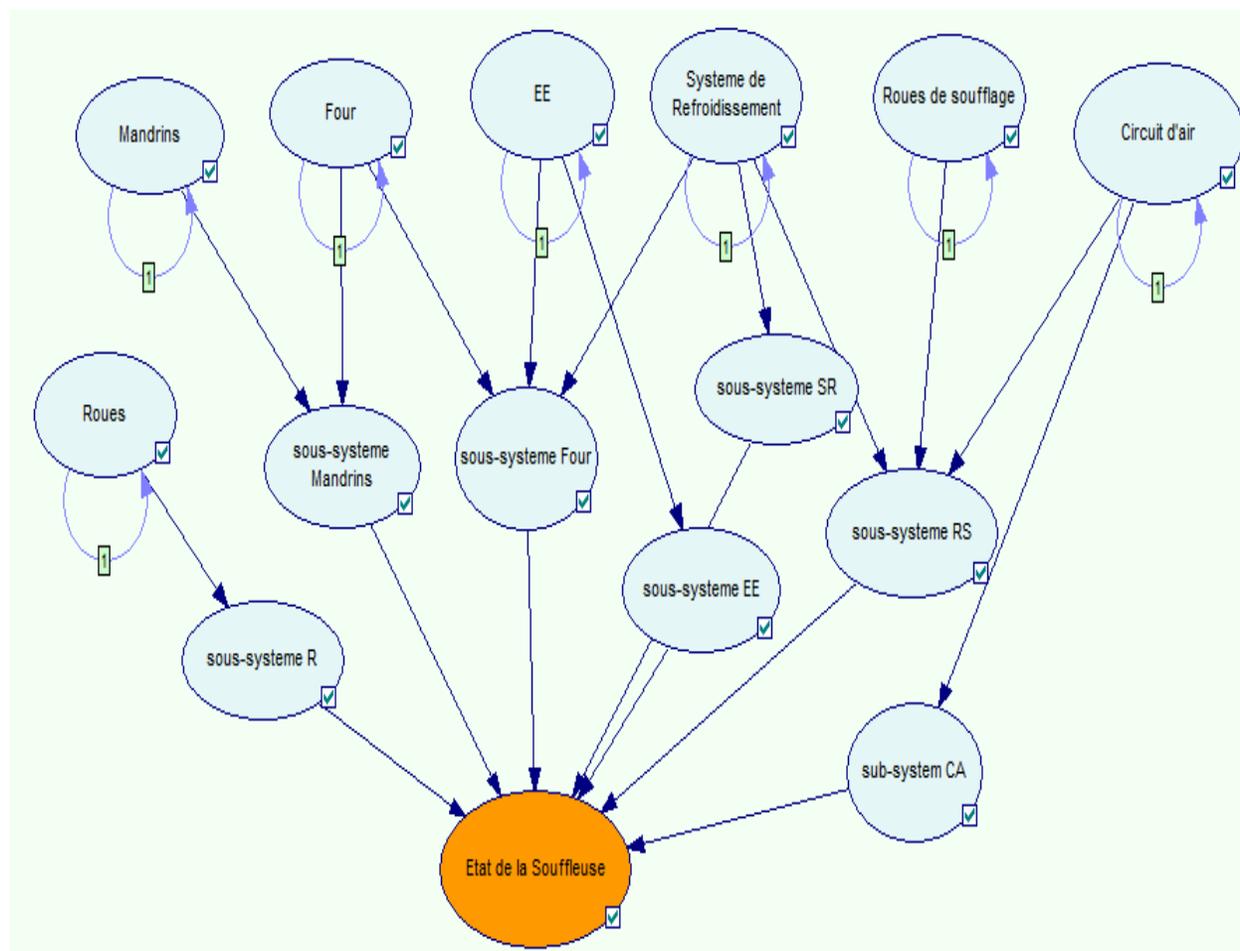


Figure 5. 11 RBD du système globale sous logiciel GeNIe

Modélisation des stratégies de maintenance

Evaluation de la fiabilité et la disponibilité

Au cours du temps, les défaillances peuvent survenir à tout moment, soit mineures ou majeures. Prenons l'exemple de l'élément Mandrins de la souffleuse (figure 5.12), les taux de défaillances et les taux de réparations entre les états de chaque nœud sont calculés en utilisant des équations (5.7) et (5.8). Par la suite, les relations de transition entre les nœuds consécutifs dans les trois cas peuvent être calculées à l'aide des tableaux 5.1, 5.2 et 5.3. La fiabilité et la disponibilité sont déterminées.

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

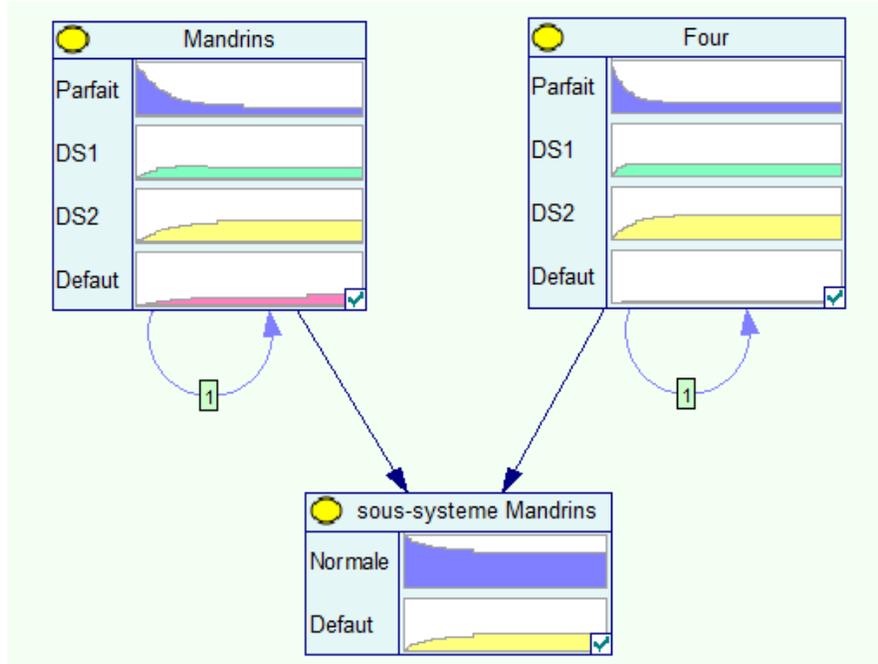


Figure 5. 12 RBD du Mandrins

On peut noter que la dépendance entre l'état du four et celui de mandrins se traduit par l'effet de la température du four sur l'évolution de la vitesse d'usure des mandrins. Une température irrégulière, entraîne une dégradation des mandrins. À partir du tableau 5.4 la probabilité de dégradation du four et du mandrin sont:

$$P(\text{sou - système Mandrins} = \text{fault} | \text{Mandrins} = \text{DS1}) = 4\%,$$

$$P(\text{sou - système Mandrins} = \text{fault} | \text{Mandrins} = \text{DS2}) = 7.5\%$$

$$P(\text{sou - système Mandrins} = \text{fault} | \text{Four} = \text{DS1}) = 5\%,$$

$$P(\text{sou - système Mandrins} = \text{fault} | \text{Four} = \text{DS2}) = 8\%.$$

En utilisant l'équation 5.10, le tableau de probabilité conditionnelle est donnée comme suite:

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

Tableau 5. 5 Tableau de probabilité conditionelle du sous-système mandrins

Mandrins				Four				Sous-système Mandrins	
Parfaite	DS1	DS2	Defaut	Parfaite	DS1	DS2	Defaut	Normale	Defaut
1	0	0	0	1	0	0	0	1	0
1	0	0	0	0	1	0	0	0.95	0.05
1	0	0	0	0	0	1	0	0.92	0.08
1	0	0	0	0	0	0	1	0	1
0	1	0	0	1	0	0	0	0.96	0.04
0	1	0	0	0	1	0	0	0.912	0.088
0	1	0	0	0	0	1	0	0.8832	0.1168
0	1	0	0	0	0	0	1	0	1
0	0	1	0	1	0	0	0	0.925	0.075
0	0	1	0	0	1	0	0	0.8788	0.1212
0	0	1	0	0	0	1	0	0.851	0.149
0	0	1	0	0	0	0	1	0	1
0	0	0	1	1	0	0	0	0	1
0	0	0	1	0	1	0	0	0	1
0	0	0	1	0	0	1	0	0	1
0	0	0	1	0	0	0	1	0	1

Comme indiqué dans les courbes de la figure (5.13), il est évident qu'au cours du temps, la fiabilité actuelle de ce sous-système passe de 100% à 0% en 550 heures environ. Avec la réparation, la disponibilité du Mandrins diminue, dans le cas d'une stratégie de maintenance parfaite elle atteint une valeur d'environ 71.13 % en 450 heures. Lors de stratégie imparfaite, elle atteint une valeur inférieure de 70 % dans de 450 heures environ. On peut constater que les réparations parfaite et imparfaite peuvent améliorer les performances du Mandrins et que la réparation imparfaite n'affecte pas de manière significative la disponibilité par rapport à la réparation parfaite.

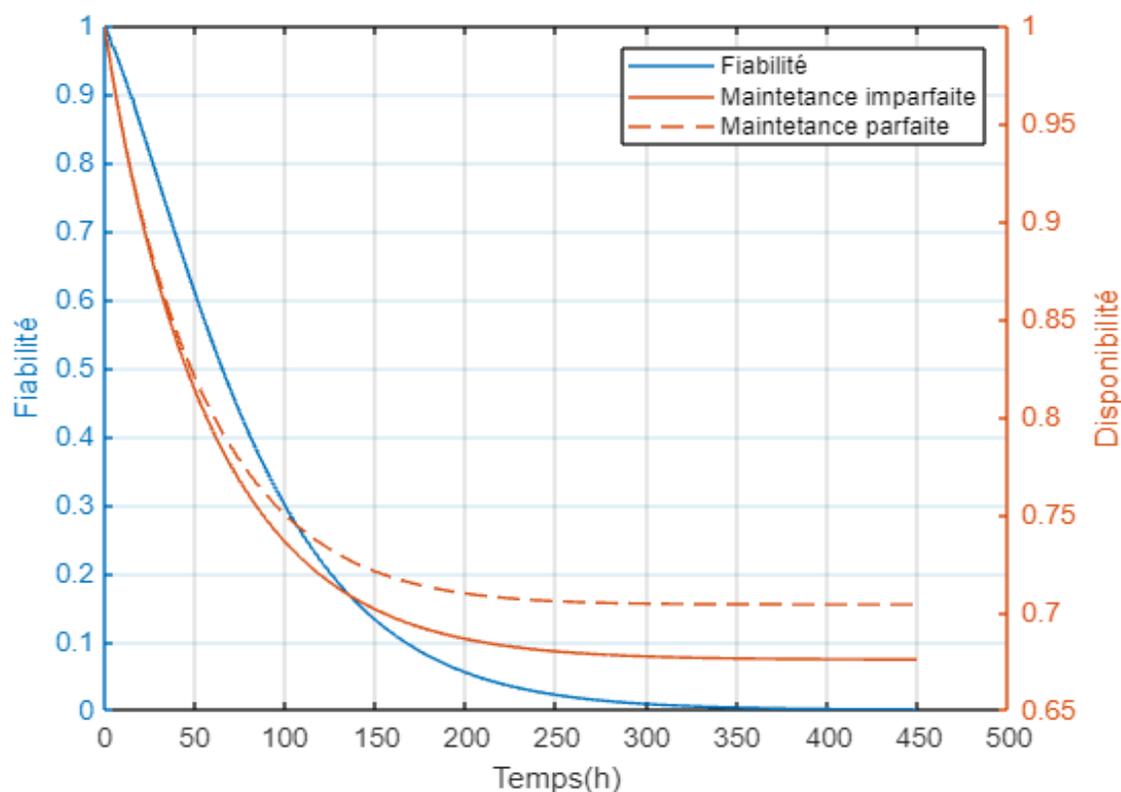


Figure 5. 13 La fiabilité et la disponibilité du sous-système mandrins

5.14 Resultats et Discussion

5.14.1 Réseau bayésienne dynamique global

On procèdons de la même manière, on peut construire le réseau global du système, étudier l'effet de dégradation des sous-systèmes sur l'état de la souffleuse et mesurer l'impact des strategies de maintetance sur la performance globale. Dans ce réseau, chaque nœud d'entrée indique un sous-système, les arcs de couleur bleu foncé, sont des arcs « synchroniques », ils représentent la relation entre les sous-systèmes et la machine. Par contre, les arcs en bleu clair sont des arcs « temporels ».

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

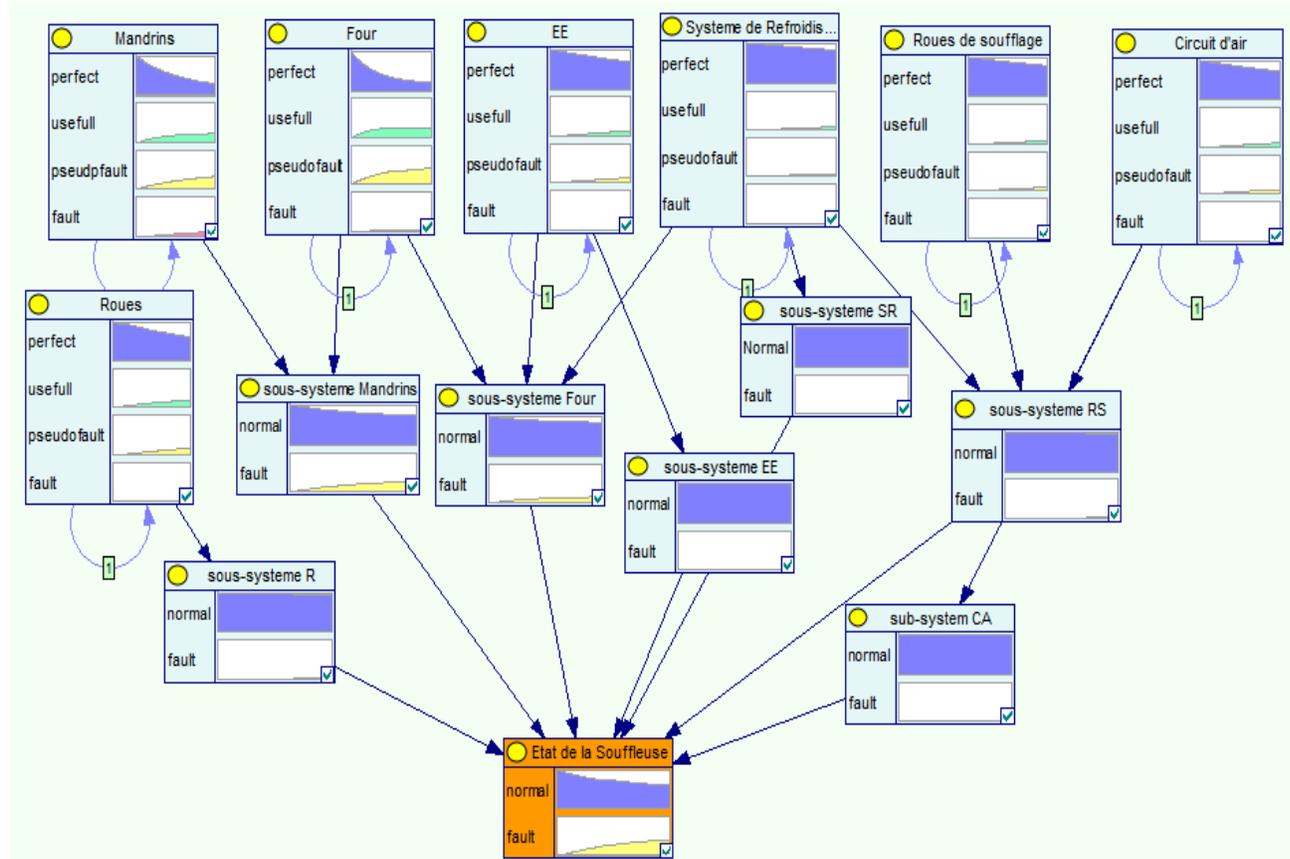


Figure 5. 14 RBD étendu de la souffleuse au fil du temps

La figure (5.14) montre le réseau dynamique global de la souffleuse étendu au fil du temps. Chaque nœud initialement en état de fonctionnement parfaite (parfait=100%), au cours du temps, la dégradation commence et les probabilités de chaque sous-système évoluent de manière différentes des autres suivant les taux de défaillances, les taux de réparations et sa dépendance fonctionnelle. Pour la souffleuse deux états sont indiquées à savoir: le bon fonctionnement (Normale) et la défaillance (arrêt).

5.14.2 Simulation prédictive: évaluation de la fiabilité et la disponibilité

L'évaluation de la performance de la souffleuse est examinée, l'évolution de la fiabilité et la disponibilité avec les deux types de maintenance sont représentés. Comme indique la figure 5.15, la fiabilité et la disponibilité diminuent, la fiabilité est passée de 100% à 0% en environ de 400 h tandis que la disponibilité a atteint des valeurs d'environ 42% et 37% à 650 h avec réparation parfaite et réparation imparfaite respectivement. De toute évidence, la disponibilité dans les deux cas évolue presque de manières similaires. D'après ces résultats, on remarque que les maintenances parfaite et imparfaite peuvent améliorer la disponibilité de la souffleuse de manière significative,

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

tandis que la maintenance imparfaite par rapport à la maintenance parfaite ne dégradent pas la performance de manière considérable.

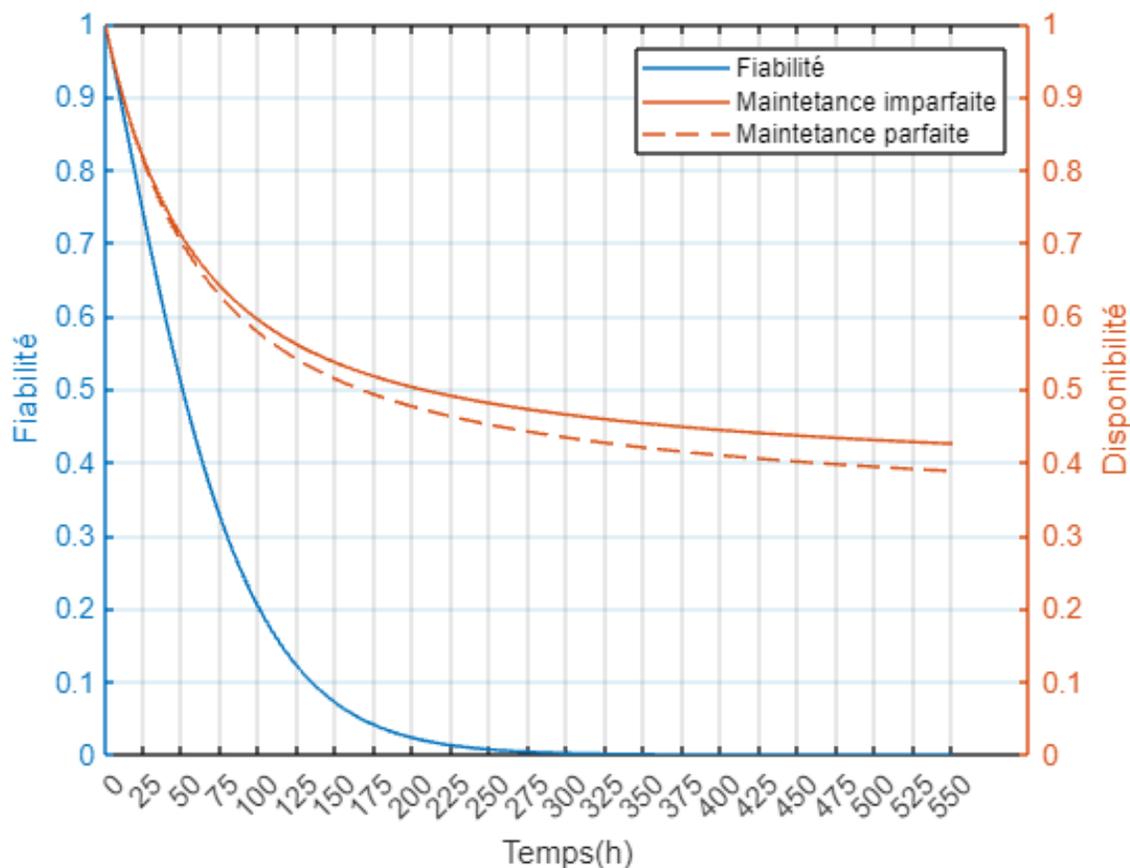


Figure 5. 15 la fiabilité et la disponibilité du système

5.14.3 Diagnostic

L'application de l'inférence diagnostique est utilisée pour déterminer les causes de défaillance et les éléments ayant un impact important sur la défaillance de l'évènement supérieure (Chang, Wu, *et al.*, 2019). En adoptant cette technique d'analyse dans l'inférence de notre modèle, la nouvelle croyance sur tout le réseau sera répercuté, par conséquence, les sous-systèmes critiques sont rapidement identifiés et les probabilités à posteriori de chaque évènement (nœud) à différentes tranches de temps peuvent être calculés, ce qui fournit des informations utiles concernant les mesures préventives nécessaires qui pourraient être prises afin d'éviter la défaillance de la souffleuse.

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

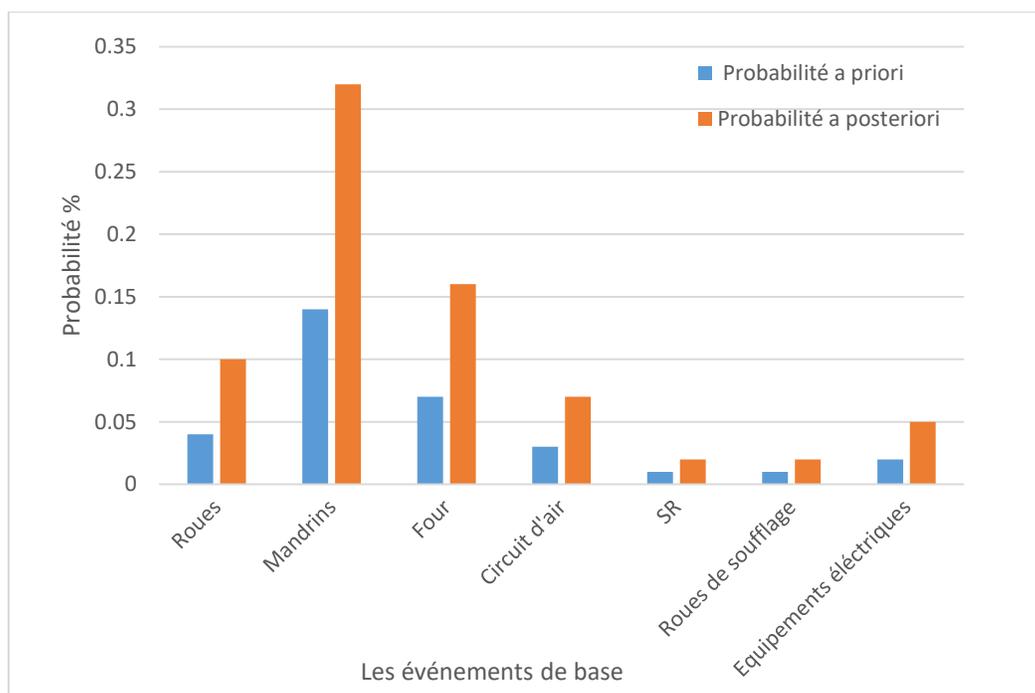


Figure 5. 16 Comparaison entre les probabilités à posteriori et a priori pour les évènements de base à T=100 h

Les probabilités à priori et à posteriori des événements de base avec une stratégie imparfaite sont déterminées à T=100h. D'après les résultats de la figure 5.16, il est noté que les sous-systèmes «Mandrins», «Four» et «Roues de la souffreuse» sont les facteurs les plus influents sur la défaillance de la souffreuse car ils ont les probabilités (à posteriori) les plus élevées. Par conséquent, sur la base de cette analyse diagnostique, plus d'attention doit être accordé à ces sous-systèmes afin de réduire le risque de défaillance de la souffreuse.

5.15 Analyse de sensibilité

Dans ce travail, afin de valider le modèle proposé, une analyse de sensibilité doit être effectuée afin de vérifier que ce modèle est une représentation raisonnable et garantir sa robustesse. Le modèle est considéré comme robuste, si les résultats obtenus sont sensibles (c'est-à-dire que les résultats ne montrent pas de variations brusques en cas de modification mineure des paramètres d'entrée) (Li *et al.*, 2019), (Cai *et al.*, 2013). Supposons que les taux de défaillance des sous-systèmes critiques sont soumis à une variation de $\pm 10\%$, les effets de ces variations sur la probabilité de défaillance du système sont illustrés à la figure (5.17).

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

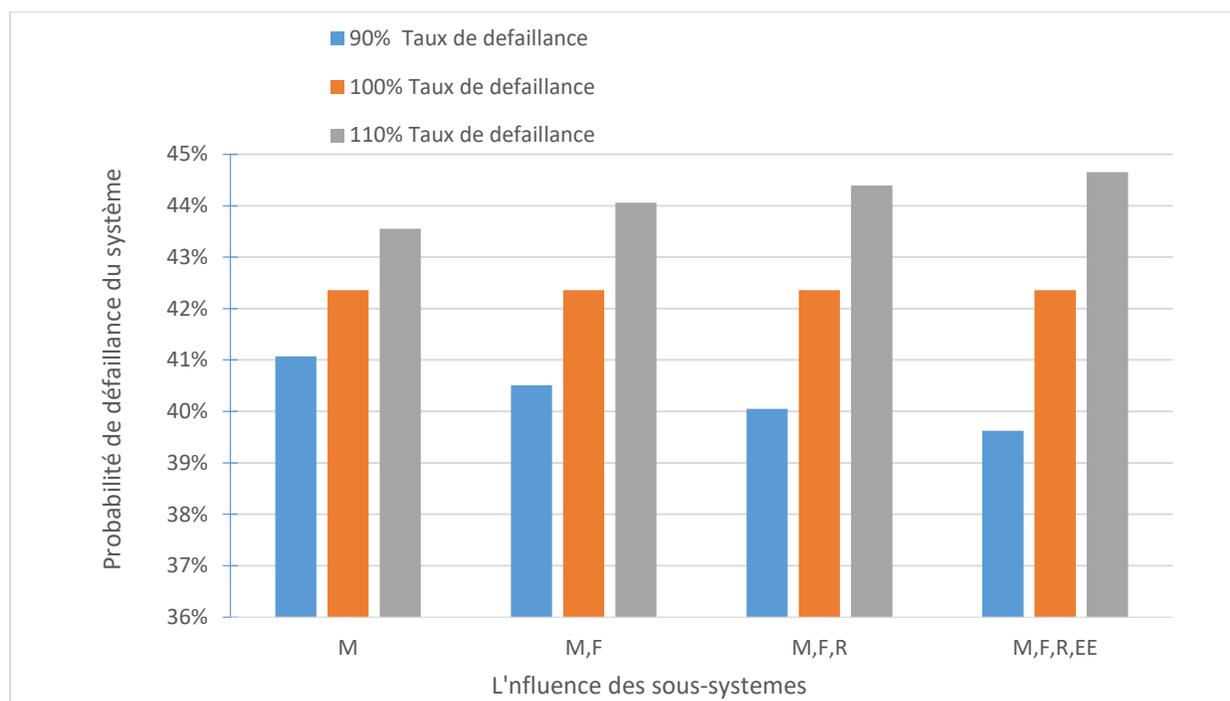


Figure 5. 17 L'effet des taux de défaillance des sous-systèmes critiques sur la probabilité de défaillance de la souffleuse

Comme résultats, on remarque que lorsqu'on augmente le taux de défaillance du sous-système Mandrins « M » à 110%, la probabilité de défaillance de la souffleuse passe de 42.36% à 43.55%. Lorsqu'on augmente le taux de défaillance des deux sous-systèmes ; Mandrins « M » et Four « F » à 110%, la probabilité de défaillance de la souffleuse passe de 43.55% à 44.06%. Lorsque les taux de défaillance des sous-systèmes/ Mandrins « M », Four « F » et Roues « R » ont été augmenté simultanément à 110%, la probabilité de défaillance de la souffleuse passe de 44.06% à 44.39%. En outre, par l'augmentation des taux de défaillance des sous-systèmes ; Mandrins « M », Four « F », Roues « W » et Equipements Electrique « EE » à 110%, la probabilité de défaillance de la souffleuse passe de 44.39% à 44.65%.

La diminution des taux de probabilité des sous-systèmes critiques réduira de la même façon la probabilité de défaillance de la souffleuse. Comme prévu, dans ce cas-là, une légère modification du taux de défaillance pour les sous-systèmes critiques entraine une variation de probabilité de défaillance de la souffleuse de manière logique et raisonnable, ce qui donc donne une validation du modèle développé.

Chapitre 5 : Evaluation et Optimisation de la Performance d'un Système Multi-états Basé sur un Réseau Bayésien Dynamique

5.16 Conclusion

Dans ce chapitre, une modélisation basée sur le *RBD* a été proposée pour évaluer et optimiser les mesures de performance d'un système multi-états en tenant compte des différents types de maintenance. À travers l'application industrielle traitée dans l'entreprise de boissons d'Atlas Bottling Corporation, les résultats obtenus nous permettent de montrer comment cette approche peut être efficacement utilisée pour répondre à plusieurs problématiques concernant la détermination des facteurs d'influence (diagnostic), l'analyse des relations entre les composants du système, l'évaluation prédictive des mesures dynamiques de performance et mesurer l'impact de différents types de maintenance sur la performance du système. Les principales conclusions de cette application sont:

- 1- L'analyse dynamique indique que la réparation améliore la performance de la souffleuse, tandis qu'une stratégie imparfaite ne dégrade pas la performance de manière significative par rapport à la stratégie parfaite.
- 2- Grâce à l'inférence diagnostique, quatre sous-systèmes critiques sont identifiés, y compris les mandrins « M », le four « F », les roues « R » et le système d'alimentation « équipements électriques EE » comme les plus contributifs conduisant à la défaillance de la souffleuse. Sur la base de ces résultats, on doit accorder plus d'attention à ces sous-systèmes afin de réduire le risque de défaillance du système.
- 3- Afin d'améliorer la performance de la souffleuse, des mesures préventives sont nécessaires pour réduire autant que possible le taux de défaillance des événements critiques, certaines mesures pourraient être recommandées par exemple: une révision systématique de **mandrins** et des **roues** est nécessaire, élaborer un plan de maintenance détaillé pour le **four** afin de maintenir la température correcte.
- 4- Cette approche représente un outil d'aide à la décision efficace par sa flexibilité et sa facilité d'utilisation pour servir les ingénieurs à gérer et planifier les interventions de façon optimale.
- 5- Une analyse de sensibilité nous permet de valider et montrer que la modélisation basée sur *RBD* est correcte et rationnelle.

*Conclusion générale et
perspectives*

Conclusion générale et perspectives

Ces dernières années, les systèmes industriels ont évolué vers des technologies plus complexes et plus coûteuses, les entreprises subissent une forte pression pour être compétitives en termes de coûts, de qualité et de délais. Dans cet environnement productif avancé, les managers sont obligés de réaliser l'optimisation tracée dans tous les secteurs. La maintenance, en tant que grand secteur, contribue de manière clé à la réalisation des objectifs des industries, une politique de maintenance adéquate est donc importante pour assurer un support technique et économique efficace des systèmes. Dans cette thèse, nous nous intéressons au développement des démarches et des méthodologies de modélisation efficaces permettant de résoudre les problèmes d'optimisation de la maintenance des systèmes industriels. Les contributions rapportées dans ce manuscrit basent sur deux axes de recherche principaux:

- l'utilisation de la *Métaheuristiques* pour l'optimisation des politiques de maintenance.
- l'utilisation du formalisme des *Réseaux Bayésiens Dynamiques* dans une démarche de modélisation et d'évaluation prévisionnelle de la fiabilité et la disponibilité des systèmes multi états en tenant compte de la dynamique de choix de la stratégie de maintenance et de leurs effets.

Dans un premier temps, contrairement aux différents modèles qui ont été proposés dans le domaine de l'optimisation de la maintenance (chapitre 2), un nouveau modèle multi-objectifs est proposé pour déterminer à la fois les intervalles de remplacement préventif et le nombre de pièces de rechange. Le coût de maintenance et la disponibilité sont considérés comme objectifs sous la contrainte du budget des pièces de rechange. Pour résoudre ce problème d'optimisation multi-objectifs, l'algorithme NSGA-II est utilisée comme méthode pour générer les solutions non dominées. Les résultats numériques associés illustrent l'intérêt de cette modélisation dans la contribution à la minimisation du coût de maintenance tout en assurant une maximisation de la disponibilité du système simultanément. De plus, en termes de décision et dans des situations pratiques, ces types des résultats fournissent aux managers de maintenance une flexibilité dans le choix des paramètres de décision (l'intervalle de remplacement et le nombre des pièces de rechange) en fonction de différentes considérations et contraintes budgétaires.

Dans un second temps, nous avons proposé, à travers le dernière chapitre, une démarche de modélisation des systèmes multi états basée sur le *RBD* pour évaluer et optimiser les mesures de performances en tenant compte de différentes stratégies de maintenance. A travers une application industrielle, les résultats nous ont permis de montrer comment cette approche peut être efficacement utilisée pour résoudre les problèmes liés à l'identification des composants critiques (diagnostic) des systèmes, l'évaluation prévisionnelle de mesure dynamique de performance et à la mesure de l'impact des stratégies de maintenance sur les performances du système.

Conclusion générale et perspectives

Un des intérêts essentiels est que cette approche représente un outil d'aide à la décision efficace, en raison de sa flexibilité et sa facilité d'utilisation, pour servir les ingénieurs de l'entreprise à gérer et à planifier les interventions de la maintenance de façon optimale.

En termes de perspectives, un certain nombre de recherches futures qui nous estimons très importants. Notons en particulier l'application du modèle d'optimisation multi-objectif proposée à l'étude d'un cas réel pour un système multi-composant, ce travail peut également se faire en incluant d'autres objectifs/contraintes liés à la capacité de production des systèmes. Du point de vue des méthodes d'optimisation, l'exploration et la comparaison des résultats avec d'autres méthodes pourraient également être un domaine intéressant. Les résultats obtenus de l'approche basée sur le *RBD*, dans le dernier chapitre, étaient satisfaisants, ils nous donnent la possibilité d'exploiter le modèle dans le domaine du diagnostic, la simulation prédictive et même dans la simulation des scénarios redoutés ce qui le rend plus qu'indispensable. Les démarches qu'on a présenté traitent uniquement les stratégies de maintenance en termes d'efficacité, comme perspectives, à la base des résultats de diagnostic et de connaissance de la loi fiabiliste de chaque sous-système, la prise en considération d'autres stratégies de maintenances correspondantes (maintenance ciblée) et de l'aspect économique sera également un axe très intéressant.

Références bibliographiques

Références bibliographiques

Références bibliographiques

1. Abdelhak, H. (2016), Optimisation de La Maintenance Préventive Par Les Algorithmes Génétiques, Thèse de Doctorat, Université Mohamed-chérif Messaadia - Souk Ahras.
2. Adjerid, S., Aggab, T. and Benazzouz, D. (2012), “Performance Evaluation and Optimisation of Industrial System in a Dynamic Maintenance”, American Journal of Intelligent Systems, Vol. 2 No. 5, pp. 82–92.
3. Alba, E. and Dorronsoro, B. (2009), Cellular Genetic Algorithms, Vol. 42, Springer Science & Business Media.
4. AMMAR–Sourour, S., Rouen, L.-I. and LERAY–Philippe. “Étude Comparative des outils manipulant les réseaux bayésiens”, 2006.
5. An, J.-H. (2011), Le Choix d’un Système de Transport Durable: Analyse Comparative Des Systèmes de Transport Guidé de Surface, Thèse de doctorat, Université Paris-Est.
6. Angus, J.E., Yin, M.-L. and Trivedi, K. (2012), “Optimal random age replacement for availability”, International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering, World Scientific, Vol. 19 No. 05, p. 1250021.
7. Assaf, D. and Shanthikumar, J.G. (1987), “Optimal group maintenance policies with continuous and periodic inspections”, Management Science, INFORMS, Vol. 33 No. 11, pp. 1440–1452.
8. Ayadi, I. (2013), Optimisation Des Politiques de Maintenance Préventive Dans Un Cadre de Modélisation Par Modèles Graphiques Probabilistes, Thèse de doctorat, Paris Est, 29 August, <https://www.theses.fr/2013PEST1072>.
9. BAHMANI, Y. (2017), Optimisation Multicritère de l’ordonnement Des Activités de La Production et de La Maintenance Intégrées Dans Un Atelier Job Shop, Thèse de doctorat, Université de Batna 2.
10. Barichard, V. (2003), Approches Hybrides Pour Les Problèmes Multiobjectifs, Thèse de doctorat, Université d’Angers.
11. Barlow, R. and Hunter, L. (1960), “Optimum preventive maintenance policies”, Operations Research, Inform, Vol. 8 No. 1, pp. 90–100.
12. Barlow, R.E. and Proschan, F. (1962), “Planned replacement”, Studies in Applied Probability and Management Science, Stanford University Press Stanford, California, Vol. 7, p. 63.
13. Barlow, R.E. and Proschan, F. (1996), Mathematical Theory of Reliability, SIAM.
14. Barone, G. and Frangopol, D.M. (2014), “Life-cycle maintenance of deteriorating structures by multi-objective optimization involving reliability, risk, availability, hazard and cost”, Structural Safety, Elsevier, Vol. 48, pp. 40–50.

Références bibliographiques

15. Barros, A. (2003), Maintenance Des Systèmes Multicomposants Sous Surveillance Imparfaite: Modélisation Stochastique et Optimisation, Thèse de doctorat, Troyes.
16. Beichelt, F. (1982), “A replacement policy based on limits for the repair cost rate”, IEEE Transactions on Reliability, IEEE, Vol. 31 No. 4, pp. 401–403.
17. Beichelt, F. (2001), “A replacement policy based on limiting the cumulative maintenance cost”, International Journal of Quality & Reliability Management, MCB UP Ltd.
18. Benouareth, A. (2005), Contribution à l’étude de La Fiabilité Des Postes de Distribution Électrique (Application Des Processus Semi-Markoviens), Thèse de doctorat, Boumerdès, Université M’hamed Bougara. Faculté des Hydrocarbures et de la Chimie.
19. Bergman, B. (1978), “Optimal replacement under a general failure model”, Advances in Applied Probability, Cambridge University Press, Vol. 10 No. 2, pp. 431–451.
20. Berro, A. (2001), Optimisation Multiobjectifs et Stratégies d’évolution En Environnement Dynamique, Thèse de doctorat, ANRT.
21. Bloch-Mercier, S. (2002), “A preventive maintenance policy with sequential checking procedure for a Markov deteriorating system”, European Journal of Operational Research, Elsevier, Vol. 142 No. 3, pp. 548–576.
22. Bougofa, M., Bouafia, A. and Bellaouar, A. (2020), “An Integrated Quantitative Bayesian Network in Risk Management for Complex Systems.”, International Journal of Performability Engineering.
23. Bouvard, K., Artus, S., Bérenguer, C. and Cocquempot, V. (2011), “Condition-based dynamic maintenance operations planning & grouping. Application to commercial heavy vehicles”, Reliability Engineering & System Safety, Elsevier, Vol. 96 No. 6, pp. 601–610.
24. Bouzaïene-Marle, L. (2005), “AVISE, Anticipation du Vieillissement par Interrogation et Stimulation d’Experts”, Laboratoire Genie Industriel, Ecole Centrale Paris, PhD.
25. Cai, B., Liu, Y., Liu, Z., Tian, X., Zhang, Y. and Ji, R. (2013), “Application of Bayesian networks in quantitative risk assessment of subsea blowout preventer operations”, Risk Analysis, Vol. 33 No. 7, pp. 1293–1311.
26. Cai, B., Liu, Y., Zhang, Y., Fan, Q. and Yu, S. (2013), “Dynamic Bayesian networks based performance evaluation of subsea blowout preventers in presence of imperfect repair”, Expert Systems with Applications, Vol. 40 No. 18, pp. 7544–7554.
27. Campbell, J.D. and Jardine, A.K. (2001), Maintenance Excellence: Optimizing Equipment Life-Cycle Decisions, CRC Press.
28. Certa, A., Enea, M., Galante, G. and Lupo, T. (2012), “A multi-objective approach to optimize a periodic maintenance policy”, International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering, World Scientific, Vol. 19 No. 06, p. 1240002.

Références bibliographiques

29. Chalabi, N., Dahane, M., Beldjilali, B. and Neki, A. (2016), “Optimisation of preventive maintenance grouping strategy for multi-component series systems: Particle swarm based approach”, *Computers & Industrial Engineering*, Elsevier, Vol. 102, pp. 440–451.
30. Chan, J.-K. and Shaw, L. (1993), “Modeling repairable systems with failure rates that depend on age and maintenance”, *IEEE Transactions on Reliability*, IEEE, Vol. 42 No. 4, pp. 566–571.
31. Chang, Q., Biller, S. and Xiao, G. (2010), “Transient analysis of downtimes and bottleneck dynamics in serial manufacturing systems”, *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, American Society of Mechanical Engineers Digital Collection, Vol. 132 No. 5.
32. Chang, Q., Ni, J., Bandyopadhyay, P., Biller, S. and Xiao, G. (2007), “Maintenance opportunity planning system”.
33. Chang, Y., Li, J., Zhang, C., Chen, G., Li, X., Zhang, S., Xu, L., et al. (2019), “Dynamic risk assessment approach of riser recoil control failure during production test of marine natural gas hydrate”, *Energy Science & Engineering*.
34. Chang, Y., Wu, X., Zhang, C., Chen, G., Liu, X., Li, J., Cai, B., et al. (2019), “Dynamic Bayesian networks based approach for risk analysis of subsea wellhead fatigue failure during service life”, *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 188, pp. 454–462.
35. Chien, Y.-H., Chang, C.-C. and Sheu, S.-H. (2010), “Optimal age-replacement model with age-dependent type of failure and random lead time based on a cumulative repair-cost limit policy”, *Annals of Operations Research*, Springer, Vol. 181 No. 1, pp. 723–744.
36. Cho, D.I. and Parlar, M. (1991), “A survey of maintenance models for multi-unit systems”, *European Journal of Operational Research*, Elsevier, Vol. 51 No. 1, pp. 1–23.
37. Chou, Q., Ge, D. and Zhang, R. (2014), “PSO based optimization of testing and maintenance cost in NPPs”, *Science and Technology of Nuclear Installations*, Hindawi, Vol. 2014.
38. Coit, D.W. and Smith, A.E. (1996), “Reliability optimization of series-parallel systems using a genetic algorithm”, *IEEE Transactions on Reliability*, IEEE, Vol. 45 No. 2, pp. 254–260.
39. Colomi, A., Dorigo, M. and Maniezzo, V. (1991), “Distributed optimization by ant colonies”, *Proceedings of the First European Conference on Artificial Life*, Vol. 142, Paris, France, pp. 134–142.
40. Corriou, J.-P. (2022), *Méthodes Numériques et Optimisation-Théorie et Pratique Pour l’ingénieur*, Editions Ellipses.
41. Dahia, Z., Bellaouar, A. and Dron, J.-P. (2021), “A dynamic approach for maintenance evaluation and optimization of multistate system”, *Journal of Industrial Engineering, International*, Islamic Azad University, South Tehran Branch, Vol. 17 No. 1, pp. 1–13.

Références bibliographiques

42. Das Adhikary, D., Bose, G.K., Jana, D.K., Bose, D. and Mitra, S. (2016), “Availability and cost-centered preventive maintenance scheduling of continuous operating series systems using multi-objective genetic algorithm: A case study”, *Quality Engineering*, Taylor & Francis, Vol. 28 No. 3, pp. 352–357.
43. Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S. and Meyarivan, T. (2002), “A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II”, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, IEEE, Vol. 6 No. 2, pp. 182–197.
44. DEFDAF, M. (2006), “ETUDE ET ANALYSE DE LA SURETE DE FONCTIONNEMENT DU FOUR PAR RESEAUX DE PETRI AU NIVEAU DE L’ACC «M’sila»”.
45. Dekker, R. (1996), “Applications of maintenance optimization models: a review and analysis”, *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, Vol. 51 No. 3, pp. 229–240.
46. Dekker, R., Van Der Meer, J.R., Plasmeijer, R.P., Wildeman, R.E. and De Bruin, J.J. (1998), “Maintenance of light-standards—a case-study”, *Journal of the Operational Research Society*, Springer, Vol. 49 No. 2, pp. 132–143.
47. Dekker, R., Wildeman, R.E., Frenk, J.B.G. and Van Egmond, R. (2000), “A general approach for the coordination of maintenance frequencies in cases with a single set-up”, *Maintenance, Modeling and Optimization*, Springer, pp. 245–282.
48. Demri, A. (2009), *Contribution à l’évaluation de La Fiabilité d’un Système Mécatronique Par Modélisation Fonctionnelle et Dysfonctionnelle*, Thèse de doctorat, Université d’Angers.
49. van Dijkhuizen, G. and van Harten, A. (1997), “Optimal clustering of frequency-constrained maintenance jobs with shared set-ups”, *European Journal of Operational Research*, Elsevier, Vol. 99 No. 3, pp. 552–564.
50. Dijoux, Y. (2008), *Modèles d’âge Virtuel et de Risques Concurrents Pour La Maintenance Imperfaite*, Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG.
51. Do Van, P., Barros, A., Bérenguer, C., Bouvard, K. and Brissaud, F. (2013), “Dynamic grouping maintenance with time limited opportunities”, *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, Vol. 120, pp. 51–59.
52. Do Van, P., Vu, H.C., Barros, A. and Berenguer, C. (2012), “Grouping maintenance strategy with availability constraint under limited repairmen”, *IFAC Proceedings Volumes*, Elsevier, Vol. 45 No. 20, pp. 486–491.
53. Dorigo, M., Maniezzo, V. and Colomi, A. (1991), “Positive feedback as a search strategy. technical report 91-016”, Politecnico Di Milano, Italy.
54. Dréo, J., Pétrowski, A., Siarry, P. and Taillard, E. (2003), *Métaheuristiques Pour l’optimisation Difficile*, Eyrolles.

Références bibliographiques

55. Duan, C., Deng, C., Gharaei, A., Wu, J. and Wang, B. (2018), “Selective maintenance scheduling under stochastic maintenance quality with multiple maintenance actions”, *International Journal of Production Research*, Taylor & Francis, Vol. 56 No. 23, pp. 7160–7178.
56. Duffuaa, S.O. and Ben-Daya, M. (1994), “An extended model for the joint overhaul scheduling problem”, *International Journal of Operations & Production Management*.
57. Eberhart, R. and Kennedy, J. (1995), “Particle swarm optimization”, *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, Vol. 4, Citeseer, pp. 1942–1948.
58. Ehrgott, M. (2005), *Multicriteria Optimization*, Vol. 491, Springer Science & Business Media.
59. Fourman, M.P. (1985), “Compaction of symbolic layout using genetic algorithms”, *Proceedings of the 1st International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 141–153.
60. Garcia, E., Guyennet, H., Lapayre, J.-C. and Zerhouni, N. (2004), “A new industrial cooperative tele-maintenance platform”, *Computers & Industrial Engineering*, Elsevier, Vol. 46 No. 4, pp. 851–864.
61. Goldberg, D.E. (1989), “Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. Addison”, Reading.
62. Goldberg, D.E. and Holland, J.H. (1988), “Genetic algorithms and machine learning”, Kluwer Academic Publishers-Plenum Publishers; Kluwer Academic Publishers .
63. Goyal, S.K. and Gunasekaran, A. (1992), “Determining economic maintenance frequency of a transport fleet”, *International Journal of Systems Science*, Taylor & Francis, Vol. 23 No. 4, pp. 655–659.
64. Grigoriev, A., Van De Klundert, J. and Spieksma, F.C. (2006), “Modeling and solving the periodic maintenance problem”, *European Journal of Operational Research*, Elsevier, Vol. 172 No. 3, pp. 783–797.
65. Guyot, B. (2008), *Contribution à La Modélisation Prédictive Des Coûts de Maintenance d’un Turboréacteur En Développement*, Thèse de doctorat, Troyes.
66. HACHEMI, B. (2015), *Contribution à l’Optimisation de La Maintenance Préventive Pour Les Systèmes Série-Parallèle Par Les Colonies de Fourmis*, Thèse de doctorat, Université Mohamed Boudiaf des Sciences et de la Technologie d’Oran.
67. Hariga, M. (1994), “A Deterministic Maintenance-scheduling Problem for a Group of Non-identical Machines”, *International Journal of Operations & Production Management*, MCB UP Ltd.
68. Holland, J.H. (1992), *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*, MIT press.

Références bibliographiques

69. Hou, W. and Jiang, Z. (2013), “An opportunistic maintenance policy of multi-unit series production system with consideration of imperfect maintenance”, *Applied Mathematics and Information Sciences*, Citeseer, Vol. 7 No. 1L, pp. 283–290.
70. Hoyland, A. and Rausand, M. (2009), *System Reliability Theory: Models and Statistical Methods*, Vol. 420, John Wiley & Sons.
71. Hu, J. and Zhang, L. (2014), “Risk based opportunistic maintenance model for complex mechanical systems”, *Expert Systems with Applications*, Elsevier, Vol. 41 No. 6, pp. 3105–3115.
72. Iung, B., Veron, M., Suhner, M.-C. and Muller, A. (2005), “Integration of maintenance strategies into prognosis process to decision-making aid on system operation”, *CIRP Annals*, Vol. 54 No. 1, pp. 5–8.
73. Ivy, J.S. and Nembhard, H.B. (2005), “A modeling approach to maintenance decisions using statistical quality control and optimization”, *Quality and Reliability Engineering International*, Wiley Online Library, Vol. 21 No. 4, pp. 355–366.
74. Ivy, J.S. and Pollock, S.M. (2005), “Marginally monotonic maintenance policies for a multi-state deteriorating machine with probabilistic monitoring, and silent failures”, *IEEE Transactions on Reliability*, IEEE, Vol. 54 No. 3, pp. 489–497.
75. Jain, H. and Deb, K. (2013), “An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point based nondominated sorting approach, part II: Handling constraints and extending to an adaptive approach”, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, IEEE, Vol. 18 No. 4, pp. 602–622.
76. Jardine, A.K. and Tsang, A.H. (2013), *Maintenance, Replacement, and Reliability: Theory and Applications*, CRC press.
77. Jiang, R. and Ji, P. (2002), “Age replacement policy: a multi-attribute value model”, *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, Vol. 76 No. 3, pp. 311–318.
78. Kammarti, R. (2006), *Approches Évolutionnistes Pour La Résolution Du 1-PDPTW Statique et Dynamique*, Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Lille.
79. Khatab, A., Ait-Kadi, D. and Rezg, N. (2014), “Availability optimisation for stochastic degrading systems under imperfect preventive maintenance”, *International Journal of Production Research*, Taylor & Francis, Vol. 52 No. 14, pp. 4132–4141.
80. Kohda, T. and Cui, W. (2007), “Risk-based reconfiguration of safety monitoring system using dynamic Bayesian network”, *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 92 No. 12, pp. 1716–1723.

Références bibliographiques

81. Kowalowski, K. and Soszyńska-Budny, J. (2011), *Reliability and Safety of Complex Technical Systems and Processes: Modeling–Identification–Prediction–Optimization*, Springer Science & Business Media.
82. Koshimae, H., Dohi, T., Kaio, N. and Osaki, S. (1996), “Graphical/statistical approach to repair limit replacement problem”, *Journal of the Operations Research Society of Japan*, The Operations Research Society of Japan, Vol. 39 No. 2, pp. 230–246.
83. Kulshrestha, D.K. (1968), “Operational behaviour of a multicomponent system having stand-by redundancy with opportunistic repair”, *Unternehmensforschung*, Springer, Vol. 12 No. 1, pp. 159–172.
84. Laggoune, R., Chateauneuf, A. and Aissani, D. (2009), “Opportunistic policy for optimal preventive maintenance of a multi-component system in continuous operating units”, *Computers & Chemical Engineering*, Vol. 33 No. 9, pp. 1499–1510.
85. Laggoune, R., Chateauneuf, A. and Aissani, D. (2010), “Preventive maintenance scheduling for a multi-component system with non-negligible replacement time”, *International Journal of Systems Science*, Taylor & Francis, Vol. 41 No. 7, pp. 747–761.
86. Langdon, W.B. and Treleaven, P.C. (1997), “Scheduling maintenance of electrical power transmission networks using genetic programming”, *IEE Power Series*, PETER PEREGRINUS LTD, pp. 220–237.
87. Lapa, C.M.F., Pereira, C.M.N. and de Barros, M.P. (2006), “A model for preventive maintenance planning by genetic algorithms based in cost and reliability”, *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, Vol. 91 No. 2, pp. 233–240.
88. Laprie, J.-C. (2004), “Sûreté de fonctionnement des systèmes: concepts de base et terminologie: Sûreté de fonctionnement”, *REE. Revue de l’électricité et de l’électronique*, No. 11, pp. 95–105.
89. Leray, P. (2006), “Réseaux bayésiens: apprentissage et modélisation de systèmes complexes”, *Habilitation à Diriger Les Recherches*, Université de Rouen.
90. Lesobre, R. (2015), *Modélisation et Optimisation de La Maintenance et de La Surveillance Des Systèmes Multi-Composants-Applications à La Maintenance et à La Conception de Véhicules Industriels*, Thèse de doctorat, Université Grenoble Alpes.
91. Levitin, G., Lisnianski, A., Haim, H.B. and Elmakis, D. (2000), “Genetic algorithm and universal generating function technique for solving problems of power system reliability optimization”, *DRPT2000. International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies. Proceedings* (Cat. No. 00EX382), IEEE, pp. 582–586.

Références bibliographiques

92. Li, J., Blumenfeld, D.E. and Alden, J.M. (2006), “Comparisons of two-machine line models in throughput analysis”, *International Journal of Production Research*, Taylor & Francis, Vol. 44 No. 7, pp. 1375–1398.
93. Li, X., Chen, G., Chang, Y. and Xu, C. (2019), “Risk-based operation safety analysis during maintenance activities of subsea pipelines”, *Process Safety and Environmental Protection*, Vol. 122, pp. 247–262.
94. Li, Y.-F. and Peng, R. (2014), “Availability modeling and optimization of dynamic multi-state series–parallel systems with random reconfiguration”, *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 127, pp. 47–57.
95. Li, Z., Xu, T., Gu, J., Dong, Q. and Fu, L. (2018), “Reliability modelling and analysis of a multi-state element based on a dynamic Bayesian network”, *Royal Society Open Science*, Vol. 5 No. 4, p. 171438.
96. Lisnianski, A., Elmakias, D., Laredo, D. and Haim, H.B. (2012), “A multi-state Markov model for a short-term reliability analysis of a power generating unit”, *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 98 No. 1, pp. 1–6.
97. Liu, Y. and Huang, H.-Z. (2010), “Optimal replacement policy for multi-state system under imperfect maintenance”, *IEEE Transactions on Reliability*, Vol. 59 No. 3, pp. 483–495.
98. Lyonnet, P. (1993), “Optimisation d’une Politique de Maintenance”, *Tec et Doc*.
99. Mahadevan, S., Zhang, R. and Smith, N. (2001), “Bayesian networks for system reliability reassessment”, *Structural Safety*, Vol. 23 No. 3, pp. 231–251.
100. Mahdi, S. (2007), “Optimisation multiobjectif par un nouveau schéma de coopération méta/exacte”, *Université Mentouri Constantine*.
101. McCall, J.J. (1965), “Maintenance policies for stochastically failing equipment: a survey”, *Management Science*, INFORMS, Vol. 11 No. 5, pp. 493–524.
102. Michalewicz, Z. and Janikow, C.Z. (1991), “Handling constraints in genetic algorithms.”, *Icga*, pp. 151–157.
103. Mitchell, M. (1998), *An Introduction to Genetic Algorithms*, MIT press.
104. Mizutani, S., Nakagawa, T. and Chen, M. (2009), “Extended maintenance and inspection models for a parallel system”, *2009 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, IEEE, pp. 248–251.
105. Mkhida, A. (2008), *Contribution à l’évaluation de La Sûreté de Fonctionnement Des Systèmes Instrumentés de Sécurité Intégrant de l’intelligence*, PhD Thesis, Institut National Polytechnique de Lorraine-INPL.

Références bibliographiques

106. Moinian, F., Sabouhi, H., Hushmand, J., Hallaj, A., Khaledi, H. and Mohammadpour, M. (2017), “Gas turbine preventive maintenance optimization using genetic algorithm”, *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, Springer, Vol. 8 No. 3, pp. 594–601.
107. Monga, A., Zuo, M.J. and Toogood, R.W. (1997), “Reliability-based design of systems considering preventive maintenance and minimal repair”, *International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering*, World Scientific, Vol. 4 No. 01, pp. 55–71.
108. Moubray, J. (2001), *Reliability-Centered Maintenance*, Industrial Press Inc.
109. Muller, A. (2005), *Contribution à La Maintenance Prévisionnelle Des Systèmes de Production Par La Formalisation d’un Processus de Pronostic*, Thèse de doctorat, Nancy 1.
110. Murphy, K.P. (2002), *Dynamic Bayesian Networks: Representation, Inference and Learning*, University of California, Berkeley.
111. Murthy, D.N.P. and Nguyen, D.G. (1985), “Study of two-component system with failure interaction”, *Naval Research Logistics Quarterly*, Wiley Online Library, Vol. 32 No. 2, pp. 239–247.
112. Nakagawa, T. (1980), “A summary of imperfect preventive maintenance policies with minimal repair”, *RAIRO-Operations Research, EDP Sciences*, Vol. 14 No. 3, pp. 249–255.
113. Nakagawa, T. (1981), “Modified periodic replacement with minimal repair at failure”, *IEEE Transactions on Reliability*, IEEE, Vol. 30 No. 2, pp. 165–168.
114. Nakagawa, T. (1988), “Sequential imperfect preventive maintenance policies”, *IEEE Transactions on Reliability*, IEEE, Vol. 37 No. 3, pp. 295–298.
115. Nakagawa, T. (2008), *Advanced Reliability Models and Maintenance Policies*, Springer Science & Business Media.
116. Nakagawa, T. and Osaki, S. (1974), “The optimum repair limit replacement policies”, *Journal of the Operational Research Society*, Springer, Vol. 25 No. 2, pp. 311–317.
117. Neil, M. and Marquez, D. (2012), “Availability modelling of repairable systems using Bayesian networks”, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 25 No. 4, pp. 698–704.
118. Nguyen, K.-A., Do, P. and Grall, A. (2014), “Condition-based maintenance for multi-component systems using importance measure and predictive information”, *International Journal of Systems Science: Operations & Logistics*, Taylor & Francis, Vol. 1 No. 4, pp. 228–245.
119. Ni, J., Gu, X. and Jin, X. (2015), “Preventive maintenance opportunities for large production systems”, *CIRP Annals*, Elsevier, Vol. 64 No. 1, pp. 447–450.

Références bibliographiques

120. Nicolai, R.P. and Dekker, R. (2008), “Optimal maintenance of multi-component systems: a review”, *Complex System Maintenance Handbook*, Springer, pp. 263–286.
121. Nosoohi, I. and Hejazi, S.R. (2011), “A multi-objective approach to simultaneous determination of spare part numbers and preventive replacement times”, *Applied Mathematical Modelling*, Elsevier, Vol. 35 No. 3, pp. 1157–1166.
122. Nourelfath, M., Fitouhi, M.-C. and Machani, M. (2010), “An integrated model for production and preventive maintenance planning in multi-state systems”, *IEEE Transactions on Reliability*, IEEE, Vol. 59 No. 3, pp. 496–506.
123. Noyes, D. and Pérès, F. (2007), “Analyse des systèmes-Sûreté de Fonctionnement”, *Techniques de l’ingénieur*, Editions TI-Editions Weka.
124. Özekici, S. (2013), *Reliability and Maintenance of Complex Systems*, Vol. 154, Springer Science & Business Media.
125. Pagès, A. and Gondran, M. (1980), *Fiabilité Des Systèmes*, Vol. 39, Eyrolles.
126. Park, M. and Pham, H. (2011), “A generalized block replacement policy for a k -out-of- n system with respect to threshold number of failed components and risk costs”, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, IEEE, Vol. 42 No. 2, pp. 453–463.
127. Procaccia, H., Fertou, E., & Procaccia, M. (2011), *Fiabilité et maintenance des matériels industriels réparables et non réparables*. Lavoisier.
128. Pham, H. (2006), *Reliability Modeling, Analysis and Optimization*, Vol. 9, World Scientific.
129. Pham, H. and Wang, H. (1996), “Imperfect maintenance”, *European Journal of Operational Research*, Elsevier, Vol. 94 No. 3, pp. 425–438.
130. Pham, H. and Wang, H. (2000), “Optimal (τ, T) opportunistic maintenance of k -out-of- n : G system with imperfect PM and partial failure”, *Naval Research Logistics (NRL)*, Wiley Online Library, Vol. 47 No. 3, pp. 223–239.
131. Pillay, A. and Wang, J. (2003), “Modified failure mode and effects analysis using approximate reasoning”, *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, Vol. 79 No. 1, pp. 69–85.
132. Puchinger, J. and Raidl, G.R. (2005), “Combining metaheuristics and exact algorithms in combinatorial optimization: A survey and classification”, *International Work-Conference on the Interplay between Natural and Artificial Computation*, Springer, pp. 41–53.
133. Rausand, M. and Hoyland, A. (2003), *System Reliability Theory: Models, Statistical Methods, and Applications*, Vol. 396, John Wiley & Sons.

Références bibliographiques

134. RIDOUX, M. (1999), Amdec-Moyen, Ed. Techniques Ingénieur.
135. Rokstad, M.M. and Ugarelli, R.M. (2015), “Minimising the total cost of renewal and risk of water infrastructure assets by grouping renewal interventions”, *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, Vol. 142, pp. 148–160.
136. Salem, A.B. (2008), *Modèles Probabilistes de Séquences Temporelles et Fusion de Décisions. Application à La Classification de Défauts de Rails et à Leur Maintenance*, Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré-Nancy 1.
137. Samrout, M., Yalaoui, F., Châtelet, E. and Chebbo, N. (2005), “New methods to minimize the preventive maintenance cost of series–parallel systems using ant colony optimization”, *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, Vol. 89 No. 3, pp. 346–354.
138. Sarker, B.R. and Faiz, T.I. (2016), “Minimizing maintenance cost for offshore wind turbines following multi-level opportunistic preventive strategy”, *Renewable Energy*, Elsevier, Vol. 85, pp. 104–113.
139. Scarf, P.A. and Deara, M. (2003), “Block replacement policies for a two-component system with failure dependence”, *Naval Research Logistics (NRL)*, Wiley Online Library, Vol. 50 No. 1, pp. 70–87.
140. Schaffer, J.D. (1985), “Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms”, *Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications*, 1985, Lawrence Erlbaum Associates. Inc., Publishers.
141. Schoenig, R. (2004), *Définition d’une Méthodologie de Conception Des Systèmes Mécatroniques Sûrs de Fonctionnement*, Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine-INPL.
142. Schutz, J. (2009), *Contribution à l’optimisation Des Plans d’exploitation et de Maintenance, Selon Une Approche Basée Sur Le Pronostic: Application Au Domaine Naval*, Thèse de doctorat, Université Paul Verlaine-Metz.
143. Sheu, S.-H., Chang, C.-C., Chen, Y.-L. and Zhang, Z.G. (2015), “Optimal preventive maintenance and repair policies for multi-state systems”, *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 140, pp. 78–87.
144. Sheu, S.-H., Chang, C.-C. and Chien, Y.-H. (2011), “Optimal age-replacement time with minimal repair based on cumulative repair-cost limit for a system subject to shocks”, *Annals of Operations Research*, Springer, Vol. 186 No. 1, pp. 317–329.
145. Sheu, S.-H., Kuo, C.-M. and Nakagawa, T. (1993), “Extended optimal age replacement policy with minimal repair”, *RAIRO-Operations Research-Recherche Opérationnelle*, Vol. 27 No. 3, pp. 337–351.

Références bibliographiques

146. Soro, I.W., Nourelfath, M. and Ait-Kadi, D. (2010), “Performance evaluation of multi-state degraded systems with minimal repairs and imperfect preventive maintenance”, *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 95 No. 2, pp. 65–69.
147. Soro, W.I. (2011), “Modélisation et optimisation des performances et de la maintenance des systèmes multi-états”, Thèse de doctorat, Université Laval Québec.
148. Su, C. and Liu, Y. (2020), “Multi-objective imperfect preventive maintenance optimisation with NSGA-II”, *International Journal of Production Research*, Taylor & Francis, Vol. 58 No. 13, pp. 4033–4049.
149. Suresh, P.V. and Chaudhuri, D. (1994), “Preventive maintenance scheduling for a system with assured reliability using fuzzy set theory”, *International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering*, World Scientific, Vol. 1 No. 04, pp. 497–513.
150. Tahara, A. and Nishida, T. (1975), “Optimal replacement policy for minimal repair model”, *Journal of the Operations Research Society of Japan*, Vol. 18 No. 3–4, pp. 113–124.
151. Thomas, L.C. (1986), “A survey of maintenance and replacement models for maintainability and reliability of multi-item systems”, *Reliability Engineering*, Elsevier, Vol. 16 No. 4, pp. 297–309.
152. Tsai, Y.-T., Wang, K.-S. and Teng, H.-Y. (2001), “Optimizing preventive maintenance for mechanical components using genetic algorithms”, *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, Vol. 74 No. 1, pp. 89–97.
153. Tsai, Y.-T., Wang, K.-S. and Tsai, L.-C. (2004), “A study of availability-centered preventive maintenance for multi-component systems”, *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, Vol. 84 No. 3, pp. 261–270.
154. Valdez-Flores, C. and Feldman, R.M. (1989), “A survey of preventive maintenance models for stochastically deteriorating single-unit systems”, *Naval Research Logistics (NRL)*, Wiley Online Library, Vol. 36 No. 4, pp. 419–446.
155. Vallée, T. and Yildizoğlu, M. (2004), “Présentation des algorithmes génétiques et de leurs applications en économie”, *Revue d'économie Politique*, JSTOR, pp. 711–745.
156. Van Dijkhuizen, G. (2000), “Maintenance grouping in multi-step multi-component production systems”, *Maintenance, Modeling and Optimization*, Springer, pp. 283–306.
157. Vu, H.C. (2015), *Stratégies de Regroupement Pour La Maintenance Des Systèmes à Composants Multiples Avec Structure Complexe*, Thèse de doctorat, Université de Technologie de Troyes.
158. Vu, H.C., Do, P., Barros, A. and Bérenguer, C. (2015), “Maintenance planning and dynamic grouping for multi-component systems with positive and negative economic

Références bibliographiques

- dependencies”, *IMA Journal of Management Mathematics*, Oxford University Press, Vol. 26 No. 2, pp. 145–170.
159. Wang, C.-H. and Lin, T.-W. (2011), “Improved particle swarm optimization to minimize periodic preventive maintenance cost for series-parallel systems”, *Expert Systems with Applications*, Elsevier, Vol. 38 No. 7, pp. 8963–8969.
160. Wang, H. (2002), “A survey of maintenance policies of deteriorating systems”, *European Journal of Operational Research*, Elsevier, Vol. 139 No. 3, pp. 469–489.
161. Wang, S.H., Zhang, Y.H., Xu, L.Y. and Liu, H.X. (2017), “Optimal condition-based maintenance decision-making method of multi-component system based on simulation”, *Acta Armament. II*, Vol. 38, pp. 568–575.
162. Wang, W. (2011), “A joint spare part and maintenance inspection optimisation model using the delay-time concept”, *Reliability Engineering & System Safety*, Elsevier, Vol. 96 No. 11, pp. 1535–1541.
163. Wang, Y. and Pham, H. (2011), “A multi-objective optimization of imperfect preventive maintenance policy for dependent competing risk systems with hidden failure”, *IEEE Transactions on Reliability*, IEEE, Vol. 60 No. 4, pp. 770–781.
164. Weber, P. and Jouffe, L. (2006), “Complex system reliability modelling with dynamic object oriented Bayesian networks (DOOBN)”, *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 91 No. 2, pp. 149–162.
165. Weber, P., Medina-Oliva, G., Simon, C. and Iung, B. (2012), “Overview on Bayesian networks applications for dependability, risk analysis and maintenance areas”, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 25 No. 4, pp. 671–682.
166. Wilson, A.G. and Huzurbazar, A.V. (2007), “Bayesian networks for multilevel system reliability”, *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 92 No. 10, pp. 1413–1420.
167. Xia, T., Jin, X., Xi, L. and Ni, J. (2015), “Production-driven opportunistic maintenance for batch production based on MAM–APB scheduling”, *European Journal of Operational Research*, Elsevier, Vol. 240 No. 3, pp. 781–790.
168. Xia, T., Xi, L., Zhou, X. and Lee, J. (2012), “Dynamic maintenance decision-making for series–parallel manufacturing system based on MAM–MTW methodology”, *European Journal of Operational Research*, Elsevier, Vol. 221 No. 1, pp. 231–240.
169. Xia, T., Xi, L., Zhou, X. and Lee, J. (2013), “Condition-based maintenance for intelligent monitored series system with independent machine failure modes”, *International Journal of Production Research*, Taylor & Francis, Vol. 51 No. 15, pp. 4585–4596.
170. Yang, X.-S. (2014), *Introduction to Computational Mathematics*, World Scientific Publishing Company.

Références bibliographiques

171. Yuan, W.Z. and Xu, G.Q. (2012), “Modelling of a deteriorating system with repair satisfying general distribution”, *Applied Mathematics and Computation*, Vol. 218 No. 11, pp. 6340–6350.
172. Zaghoud, R. (2015), “Hybridation d’algorithme génétique pour les problèmes des véhicules intelligents autonomes: applications aux infrastructures portuaires de moyenne taille”.
173. Zequeira, R.I., Valdes, J.E. and Berenguer, C. (2008), “Optimal buffer inventory and opportunistic preventive maintenance under random production capacity availability”, *International Journal of Production Economics*, Elsevier, Vol. 111 No. 2, pp. 686–696.
174. Zheng, X. (1995), “All opportunity-triggered replacement policy for multiple-unit systems”, *IEEE Transactions on Reliability*, IEEE, Vol. 44 No. 4, pp. 648–652.
175. Zheng, X. and Fard, N. (1991), “A maintenance policy for repairable systems based on opportunistic failure-rate tolerance”, *IEEE Transactions on Reliability*, IEEE, Vol. 40 No. 2, pp. 237–244.
176. Zhou, X., Lu, Z. and Xi, L. (2010), “A dynamic opportunistic preventive maintenance policy for multi-unit series systems with intermediate buffers”, *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, Inderscience Publishers, Vol. 6 No. 3, pp. 276–288.

ملخص

في بيئة ديناميكية وتنافسية ، أصبح اليوم تحديد استراتيجيات الصيانة التي تسهل مراقبة الأداء العام للأنظمة وتحسينه بشكل كبير من حيث الانتاج، الجودة، السلامة وحتى البيئة، ضرورة إستراتيجية لمعظم الصناعات. إن الصيانة الثابتة التي لا تتكيف مع تطور حالة الأنظمة لا تلبي توقعات اغلب الشركات. في هذا الاطار، تمثل هذه الرسالة مساهمة جديدة في مجال تحسين الصيانة الصناعية. الهدف الرئيسي من هذا العمل هو تطوير خطوات ومنهجيات نمذجة فعالة لحل المشكلات المتعلقة بتحسين وتقييم الصيانة الوقائية لأنظمة الهياكل المعقدة. لتحقيق هذا الهدف ، من ناحية ، تم اقتراح صياغة جديدة لنموذج متعدد الأهداف من اجل تحديد أفضل تخطيط للصيانة الوقائية. يشتمل النموذج المقترح على هدفين: تكلفة الصيانة والتوافر، الغاية من هذا المقترح هو تحسين هذه الأهداف في وقت واحد مع احترام قيود ميزانية قطع الغيار. وقد تم استخدام الخوارزمية الجينية للفرز غير المسيطر عليها (NSGA- II) لتحديد مجموعة الحلول المساة بحلول باريتو المثلى. من ناحية أخرى ، تم اقتراح منهجية ديناميكية تعتمد على شبكة بايز الديناميكية لتقييم وتحسين مقاييس الأداء لنظام متعدد الحالات مع الأخذ بعين الاعتبار تأثير أنواع مختلفة من الصيانة. في الاخير، تظهر النتائج التي تم الحصول عليها أهمية هذا النهج في سياق تقييم توافر وموثوقية الأنظمة، تحسين الصيانة بشكل مستمر وتقييم تأثير الخيارات التي يتم إجراؤها على مقاييس الأداء المستقبلية للنظام. ان استخدام تقنية التحليل التشخيصي ايضا يسهل من عملية إدارة تخطيط وإدارة تدخلات الصيانة بكفاءة وبشكل أمثل مما يسمح باستهداف خطة العمل المناسبة وتحسين إدارة الصيانة.

الكلمات الرئيسية: الصيانة الوقائية ، التحسين ، النموذج متعدد الأهداف ، NSGA-II ، شبكة بايز الديناميكية ، نظام متعدد الحالات ، الموثوقية ، التوافر ، التحليل التشخيصي .

Résumé

Aujourd'hui, dans un environnement dynamique et concurrentiel, définir une stratégie de maintenance permettant de suivre et d'améliorer de manière significative les performances globales des systèmes devient une nécessité stratégique pour la plupart des industries. Une maintenance statique non adaptée à l'évolution de l'état des systèmes ne répond pas aux attentes de la plupart des entreprises. Cette thèse représente une nouvelle contribution dans le domaine de l'optimisation de la maintenance des systèmes. L'objectif principal de ce travail porte sur le développement des démarches et des méthodologies de modélisation efficaces permettant de résoudre les problèmes liés à l'optimisation et l'évaluation de la maintenance préventive des systèmes à structure complexe. Pour atteindre cet objectif, d'une part, une nouvelle formulation d'un modèle multi-objectifs a été proposée afin de déterminer la meilleure planification de la maintenance préventive, ce modèle comprend deux objectifs: minimisation du coût de maintenance et maximisation de la disponibilité, et les optimiser simultanément tout en respectant la contrainte budgétaire des pièces de rechange. Afin de déterminer l'ensemble des solutions optimales de Pareto, l'algorithme génétique de tri non dominé (NSGA-II) a été utilisé. D'autre part, une méthodologie dynamique basée sur le réseau bayésien dynamique a été proposée pour l'évaluation et l'optimisation des mesures de performance d'un système multi-états en tenant compte de l'effet de différents types de maintenance. Enfin, les résultats obtenus montrent l'utilité de cette approche dans le cadre de l'évaluation et de l'optimisation continue de la maintenance ainsi que la mesure de l'impact des choix pris sur les futures mesures de performance du système. De plus, grâce à l'analyse diagnostique, la planification et la gestion des interventions de la maintenance sont gérés de façon optimale ce qui permet de cibler le plan d'action adéquat et d'améliorer la gestion de la maintenance.

Mot clés: maintenance préventive, optimisation, modèle multi-objectifs, NSGA-II, le réseau bayésien dynamique, système multi états, fiabilité, disponibilité, analyse diagnostique.

Abstract

Today, in a dynamic and competitive environment, establishing a maintenance strategy to significantly track and improve the performance measures of systems become a strategic necessity for most industries. As a static maintenance not adapting to the evolution of systems state does not meet the expectations of most industries. This thesis is a new contribution in the field of industrial maintenance optimization. The main objective of this work is to develop effective modeling approaches and methodologies to solve problems related to the optimization and evaluation of preventive maintenance of complex structure systems. To achieve this objective, on one hand, a new formulation of multi-objective maintenance optimization model is proposed to determine the best preventive maintenance planning, the proposed model includes two objectives: maintenance cost minimization and system availability maximization, the goal is to optimize these objectives simultaneously while respecting the spare parts budget constraint. The non-dominated sort genetic algorithm (NSGA-II) is used to select the optimal Pareto solutions. In the other hand, a dynamic methodology based on the dynamic Bayesian network is proposed for the evaluation and optimization of the performance measures of a multi-state system taking into account the effect of different types of maintenance. Finally, these results show the effectiveness of this approach in the context of an evaluation process and in providing the opportunity to evaluate the impact of the choices made on the future measurement of systems performances. Through diagnostic analysis, intervention management and maintenance planning are managed optimally which allows to target the appropriate action plan and to improve maintenance management.

Keywords: Preventive Maintenance, Optimization, Multi-objective Model, NSGA-II, Dynamic Bayesian Network, Multi-State System, Reliability, Availability, Diagnostic Analysis.