



HAL
open science

Vers une prise de décision robuste en maintenance conditionnelle

Hajar Cherkaoui

► **To cite this version:**

Hajar Cherkaoui. Vers une prise de décision robuste en maintenance conditionnelle. Recherche opérationnelle [math.OA]. Université de Technologie de Troyes, 2017. Français. NNT : 2017TROY0040 . tel-02967048

HAL Id: tel-02967048

<https://theses.hal.science/tel-02967048>

Submitted on 14 Oct 2020

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

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

Thèse
de doctorat
de l'UTT

Hajar CHERKAOUI

Vers une prise de décision robuste en maintenance conditionnelle

Spécialité :
Optimisation et Sûreté des Systèmes

2017TROY0040

Année 2017



THESE

pour l'obtention du grade de

DOCTEUR de l'UNIVERSITE DE TECHNOLOGIE DE TROYES

Spécialité : OPTIMISATION ET SURETE DES SYSTEMES

présentée et soutenue par

Hajar CHERKAOUI

le 21 décembre 2017

Vers une prise de décision robuste en maintenance conditionnelle

JURY

Mme A. BARROS
M. C. BÉRENGUER
M. V. P. DO
M. A. GRALL
M. K. T. HUYNH
M. N. REZG

PROFESSOR
PROFESSEUR DES UNIVERSITES
MAITRE DE CONFERENCES
PROFESSEUR DES UNIVERSITES
MAITRE DE CONFERENCES
PROFESSEUR DES UNIVERSITES

Présidente
Rapporteur
Examineur
Directeur de thèse
Directeur de thèse
Rapporteur

Remerciements

Je tiens tout d'abord à exprimer en premier lieu ma gratitude et vifs remerciements à mes directeurs de thèse Antoine GRALL et Khac Tuan HUYNH, qu'ils trouvent ici le témoignage de mon estime et de ma profonde reconnaissance pour leur disponibilité, conseils, encouragement et surtout de leur confiance jusqu'à la fin de la thèse.

Je remercie sincèrement toute l'équipe M2S pour son accueil et sa contribution au bon déroulement de ce modeste travail. Ce fût un plaisir de partager trois années avec vous.

J'adresse également mes remerciements à Christophe BÉRENGUER et Nidhal REZG d'avoir accepté d'être les rapporteurs de mes travaux. Je remercie également Anne BARROS et Phuc DO qui ont accepté d'évaluer ce travail en tant que membres du jury.

Enfin, dans le tumulte de nos vies, jamais nous ne pouvons accomplir une mission ou réaliser un travail sans l'amour, l'affection et le soutien de ceux qui nous entourent... Cet amour nous permet de surmonter les craintes, et de vaincre les impuissances. Cet amour fait de toutes nos pénibilités de beaux moments inoubliables. . .

Au nom de ce grand amour, je tiens à remercier mes chers parents, aucun mot ne peut exprimer ce que je sens envers vous, merci de m'avoir tout donné. A ma chère sœur Sarra, mon cher frère Haytam merci d'être toujours disponible pour me soutenir. Je tiens à remercier chaleureusement des personnes spéciales qui m'ont soutenu, réconforté et n'ont pas hésité une seconde à m'offrir tout le support dont j'avais besoin et plus particulièrement Mohamed AFILAL, Omar JAAFOR et Nasim ZANDI ATASHBAR.

Hajar CHERKAOUI

Résumé

Cette thèse est une contribution à la prise de décision robuste pour la maintenance des systèmes soumis à dégradation graduelle. Dans une première contribution, nous développons un critère permettant l'évaluation conjointe de la performance économique moyenne et la robustesse de différents types de stratégies de maintenance. L'avantage du critère proposé est qu'il s'adapte à différents types de stratégies de maintenance et permet d'avoir accès à un modèle d'évaluation simple et pertinent. La deuxième contribution est dédiée au développement et l'évaluation d'une stratégie conjointe de maintenance prévisionnelle et de gestion des pièces de rechange qui s'applique à des systèmes à composants multiples ayant des qualités différentes. Pour la stratégie conjointe proposée, un indicateur de pronostic est utilisé à la fois pour la prise de décision en maintenance et en approvisionnement. Le critère d'évaluation proposé précédemment est utilisé pour l'évaluation de cette stratégie également. La troisième contribution correspond à la proposition de deux stratégies de maintenance conditionnelle à inspection hybrides pour la maintenance des systèmes à composants multiples ayant des qualités différentes et inconnues. Pour les stratégies proposées, les informations de la surveillance en ligne sont utilisées pour dévoiler la qualité des composants du système à maintenir en ayant recours à des techniques statistiques de classification et d'estimation.

Abstract

This thesis is a contribution to robust decision making in maintenance of systems subject to gradual degradation. Our first contribution is to develop a criterion allowing the joint evaluation of the mean economic performance and the robustness of different types of maintenance strategies. The advantage of the proposed criterion is that it adapts to different types of maintenance strategies and provides access to a simple and relevant evaluation model. The second contribution is devoted to the development and the evaluation of a joint maintenance and spares parts management strategy that applies to multi-component systems with different qualities. For the proposed joint strategy, prognostic indicator is used for both maintenance and procurement decision-making. The evaluation criterion proposed above is used for the evaluation of this policy as well. The third contribution corresponds to the proposal of two conditional maintenance strategies with hybrid inspections for the maintenance of multi-component systems with different and unknown qualities. For the strategies proposed, online monitoring information is used to disclose the quality of system components to be maintained using statistical techniques of classification and estimation..

Table des matières

Remerciements	i
Introduction générale	1
I Cadre de l'étude	3
Résumé de la première partie	5
1 Analyse bibliographique et présentation de la problématique	7
1.1 Introduction	7
1.2 La maintenance des systèmes industriels	8
1.2.1 Définition de la maintenance	8
1.2.2 Divers types de maintenance	8
1.3 Stratégies de maintenance et évaluation	10
1.3.1 Stratégies de maintenance : définition et types	10
1.3.2 Évaluation des stratégies de maintenance	12
1.4 Stratégie de maintenance conditionnelle	17
1.4.1 Opération de surveillance	17
1.4.2 Indicateurs de décision conditionnels	19
1.4.3 Planification des interventions	20
1.5 Maintenance et gestion des pièces de rechange	22
1.5.1 La qualité des pièces de rechange	22
1.5.2 Le soutien logistique	23
1.6 Robustesse & stratégies de maintenance : Problématique	24
1.6.1 Robustesse : définition générale	24
1.6.2 Robustesse des stratégies de maintenance dans cette thèse	25
1.6.3 Problèmes posés	26
1.7 Conclusion	28
2 Outils de base	29
2.1 Introduction	29
2.2 Élaboration des modèles de défaillance basée sur la dégradation	29
2.2.1 Modèle de dégradation par processus Gamma	29

2.2.2	Modèle de défaillance de type seuil	30
2.2.3	Spécification du modèle de défaillance basée sur la dégradation	31
2.3	Développement, évaluation et optimisation des stratégies de maintenance prévisionnelle	32
2.3.1	Structure de décision paramétrique de type limite de contrôle	32
2.3.2	Évaluation des stratégies de maintenance	32
2.3.3	Optimisation des stratégies de maintenance	34
2.4	Conclusion	34
II Quantification de la performance et de la robustesse des politiques de maintenance pour des systèmes mono-composant		35
Résumé de la deuxième partie		37
3 Modèles classiques de quantification		39
3.1	Introduction	39
3.2	Hypothèses sur le système mono-composant maintenu	39
3.2.1	Inspection	39
3.2.2	Remplacement	40
3.3	Stratégies de maintenance	40
3.3.1	Stratégie BR	41
3.3.2	Stratégie PIR	41
3.3.3	Stratégie QIR	42
3.4	Modèle classique de coût	43
3.4.1	Loi stationnaire de la chaîne $\{Y_k\}_{k \in \mathbb{N}}$	44
3.4.2	Espérances par rapport à loi stationnaire π	45
3.5	Limites du modèle classique	47
3.6	Conclusion	49
4 Modèle robuste de quantification		51
4.1	Introduction	51
4.2	Critère économique proposé	51
4.3	Formalisation de l'écart-type de K	52
4.3.1	Stratégie BR	52
4.3.2	Stratégie PIR	52
4.3.3	Stratégie QIR	53
4.4	Intérêt du nouveau critère économique	54
4.5	Comparaison des stratégies de maintenance	56
4.5.1	Étude de sensibilité aux coûts de maintenance	57

4.5.2	Étude de sensibilité au poids relatif de la variabilité des coûts	61
4.6	Conclusion et perspectives	62
III Modélisation conjointe de la maintenance prévisionnelle et de la gestion des stocks		65
Résumé de la troisième partie		67
5	Stratégie prévisionnelle conjointe de la maintenance et de la gestion des stocks	69
5.1	Introduction	69
5.2	Description du système	70
5.2.1	Modélisation de la qualité et du délai d'approvisionnement des composants	71
5.2.2	Hypothèses sur la maintenance et la gestion des stocks	73
5.3	Stratégie prévisionnelle conjointe de la maintenance et de la gestion des stocks	74
5.3.1	Motivations	74
5.3.2	Stratégie (α, S_1, S_2)	75
5.4	Évaluation de la stratégie (α, S_1, S_2)	76
5.4.1	Coût moyen asymptotique par unité de temps	76
5.4.2	Écart-type du taux de coût sur un cycle de remplacement	77
5.5	Conclusion	78
6	Étude numérique	79
6.1	Optimisation conjointe de maintenance et de gestion des pièces de rechange : Stratégie (α, S_1, S_2)	79
6.1.1	Évaluation quantitative de la performance économique : coût moyen à long terme	80
6.1.2	Évaluation quantitative de la performance et de la robustesse	81
6.2	Études de sensibilités de la stratégie conjointe proposée	82
6.2.1	Étude de sensibilité liée aux coûts de la maintenance	82
6.2.2	Étude de sensibilité liée aux coûts logistiques	86
6.2.3	Étude de sensibilité de la robustesse liée aux coûts de maintenance et logistique	89
6.2.4	Étude de sensibilité liée au poids relatif à la variabilité des coûts	91
6.3	Conclusion et perspectives	93

IV	Stratégies de maintenance conditionnelle avec inspections hybrides pour un système sous plusieurs modes de dégradation inconnus	95
	Résumé de la quatrième partie	97
7	Processus de dégradation : Apprentissage non supervisé et estimation des paramètres	99
7.1	Introduction	99
7.2	Hypothèses sur le système maintenu	100
7.2.1	Inspection	101
7.2.2	Hypothèse liées aux remplacements	101
7.3	Clustering des données de dégradation	102
7.3.1	Application des K-moyennes sur des données de dégradation	102
7.3.2	Impact de la date d'inspection sur la qualité du clustering	103
7.4	Estimation des paramètres du modèle de dégradation	105
7.5	Clustering & estimation	105
7.6	Conclusion	107
8	Stratégies de maintenance conditionnelle avec inspections hybrides	109
8.1	Introduction	109
8.2	Stratégies de maintenance conditionnelle proposées	109
8.2.1	Partitionnement et affectation suivant la qualité	110
8.2.2	Stratégie de maintenance	113
8.3	Critère de performance économique	117
8.4	Conclusion	118
9	Étude numérique	119
9.1	Optimisation numérique des politiques (T, δ, M_1, M_2) et $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$	119
9.1.1	Algorithmes génétiques	120
9.1.2	Exemples d'optimisation des politiques proposées	121
9.1.3	Optimisation de la politique classique $(\Delta T, M)$	123
9.2	Analyse des performances des politiques proposés et comparaison avec la politique $(\Delta T, M)$	124
9.2.1	Étude de sensibilités liées au coût d'inspection	125
9.2.2	Étude de sensibilités liées au coût d'indisponibilité par unité de temps	126
9.2.3	Étude de sensibilités liées au coût de remplacement correctif	127
9.2.4	Étude de sensibilités liées au coût de remplacement préventif	127
9.3	Conclusion et perspectives	128
	Conclusion générale et perspectives	131

Publications	133
Bibliographie	135

Introduction générale

La pierre angulaire du fonctionnement correct de tous les systèmes industriels est la mise en place d'un dispositif de maintenance pertinent qui leur est appliqué. Alors que les installations vieillissent et que la compétitivité devient une préoccupation importante des industriels, il est indispensable que la maintenance reste adaptée au rôle important qu'elle doit jouer dans la prévention des incidents : détecter et corriger les défauts avant qu'ils ne compromettent la sécurité des hommes, des équipements et les gains de productivité sur des systèmes. Dans ce contexte, les responsables de maintenance sont dans l'obligation de construire, d'évaluer et de choisir des stratégies de maintenance adaptées à la nature des systèmes à maintenir et surtout capables de garantir une efficacité économique pour une meilleure maîtrise des budgets.

La littérature des stratégies de maintenance se focalise principalement sur l'aspect performance de celles ci au détriment de la robustesse. Nous trouvons peu de travaux qui s'intéressent à la robustesse des stratégies de maintenance au sens large. La robustesse est un terme très général qui peut être défini comme étant la capacité d'un processus à maintenir ses performances malgré les changements et les perturbations ou par la présence d'incertitudes liées à ses paramètres [192]. Cette définition distingue deux formes de la robustesse : la première forme désigne la «flexibilité» d'un processus par rapport à des variations éventuelles et la seconde sa «prudence» face à l'imprécision ou l'incertitude sur les données. Dans le cadre de cette thèse intitulée «Vers une prise de décision robuste en maintenance conditionnelle» nous cherchons à répondre aux problématiques liées à l'évaluation de la robustesse des stratégies de maintenance conditionnelles.

Ce mémoire est organisé en quatre parties.

La première partie est dédié à une revue de la littérature sur les stratégies de maintenance et à la présentation du cadre général de nos travaux. Cette partie se compose de deux chapitres. Le chapitre 1 est consacré à l'analyse bibliographique portant sur les stratégies de maintenance. Il s'agit particulièrement de s'intéresser à des stratégies de maintenance conditionnelle ainsi qu'aux critères utilisés en vue de leur l'évaluation. Nous présentons également des aspects supplémentaires pris en compte dans le cadre de nos travaux, à savoir le soutien logistique et la qualité des pièces de rechanges. À la fin du chapitre, nous précisons le cadre de notre problématique par rapport aux différents problèmes de maintenance qui existent ainsi que nos motivations de manière très générale. Le second chapitre est dédié à la présentation de quelques outils de base que nous utilisons pour répondre à la problématique générale.

La deuxième partie est consacrée au développement d'un nouveau critère d'évaluation des stratégies de maintenance permettant l'évaluation quantitative jointe de leur performance économique moyenne et de leur robustesse. Dans cette étude, l'évaluation de la robustesse consiste à déterminer le niveau de variabilité des taux de coûts de maintenance entre les cycles de remplacement successifs du système. Dans le chapitre 3, nous décrivons les structures détaillées de trois stratégies de maintenance choisies comme représentantes des deux classes de stratégies de maintenance classiques : les stratégies calendaire et conditionnelle. Ensuite, nous développons les modèles de coût associés au critère classique d'évaluation de la performance économique moyenne pour les trois stratégies de maintenance considérées. À la

fin de ce chapitre, nous discutons les désavantages de l'utilisation d'un tel critère moyen. Dans le chapitre 4, nous présentons un nouveau critère permettant l'évaluation conjointe de la performance économique moyenne et la robustesse puis nous construisons les modèles de coûts associés au critère proposé pour les différentes stratégies de maintenance étudiées. Dans la dernière section de ce chapitre, nous présentons une étude numérique, dans laquelle nous comparons les stratégies de maintenance étudiées sur la base du nouveau critère afin de présenter l'intérêt de sa considération. Enfin, une étude de sensibilité est réalisée en vue de montrer comment chacune des stratégies de maintenance étudiées règle ses variables de décision en vue de garantir une configuration optimale du point de vue performance économique moyenne et de la robustesse.

La troisième partie s'intéresse à la prise en compte du soutien logistique nécessaire à la mise en œuvre des stratégies de maintenance conditionnelle en temps réel. Il s'agit d'un aspect de grande importance pour les systèmes de production industriels. En outre, une hypothèse sur la qualité des composants du système étudié est ajoutée, similaire à celle considérée par les auteurs de [184, 40, 183]. Dans cette partie, nous proposons et étudions une stratégie prévisionnelle conjointe de maintenance et de gestion des pièces de rechange pour laquelle un indicateur de pronostic est utilisé pour la prise de décision en maintenance et en approvisionnement. L'organisation de cette partie est comme suit. Dans le chapitre 5 nous décrivons le système étudié, nous présentons la modélisation de la qualité de ses différents composants et nous énumérons les hypothèses considérées sur le système maintenu. Ensuite, nous décrivons les règles de décision pour la maintenance et l'approvisionnement pour la stratégie prévisionnelle conjointe proposée. Dans le chapitre 6, nous montrons comment cette stratégie peut être exploitée dans l'optimisation conjointe de maintenance et la gestion des pièces de rechange. À la fin de cette partie, nous évaluons les performances économiques et la robustesse de la stratégie conjointe via le critère proposé dans la deuxième partie.

La quatrième partie de ce mémoire constitue le cadre d'investigation d'une forme de la robustesse différente de celle étudiée dans les deux parties précédentes. Elle est consacrée au développement et à l'étude de deux stratégies de maintenance conditionnelle avec inspections hybrides pour la maintenance de systèmes à composants multiples ayant des qualités différentes et notamment inconnues. Dans cette étude, la robustesse d'une stratégie de maintenance est liée à sa capacité à garantir un réglage optimisé de ses paramètres en cas d'incertitude sur les informations relatives à la qualité des composants. Nous commençons cette partie par la description du contexte général de l'étude puis du système étudié. Nous rappelons rapidement le cadre de modélisation pour la dégradation et la défaillance, la modélisation de la qualité des différents composants et nous précisons les hypothèses sur le système maintenu. Ensuite, nous présentons la technique classique d'apprentissage non supervisé et la méthode d'estimation employées dans les stratégies de maintenance conditionnelle que l'on propose. Ces méthodes serviront à classifier et à dévoiler les différentes qualités des composants. Dans la suite, nous présentons les règles de décision pour la maintenance spécifiques aux deux stratégies de maintenance conditionnelle avec inspections hybrides que nous proposons. Afin d'analyser le comportement économique de ces deux stratégies, nous présentons pour terminer une étude numérique dans laquelle nous comparons leurs performances avec celles des stratégies de maintenance conditionnelle classiques.

Une conclusion accompagnée de quelques perspectives de recherche dégagées par le travail mené conclut le mémoire.

Première partie

Cadre de l'étude

Résumé de la première partie

La première partie a pour objectif de situer le contexte général des travaux de thèse et de présenter et d'explicitier notre problématique dans la décision en maintenance conditionnelle. Elle permet de conclure sur des points qui peuvent être améliorés et sur l'intérêt de quantifier les apports de certaines approches en relation avec le concept de «robustesse», ainsi que les pistes à considérer pour y parvenir.

Le chapitre 1 vise à présenter une introduction générale à la modélisation en maintenance calendaire et conditionnelle puis sur l'évaluation quantitative de la performance et la robustesse de celle-ci. Avant cela, nous rappelons rapidement les notions élémentaires en maintenance des systèmes industriels. Ensuite, nous présentons une étude bibliographique plus ciblée sur la modélisation en maintenance conditionnelle afin de resserrer le cadre de notre problématique et de justifier les choix de modélisation effectués. À la fin cette étude, nous présentons succinctement des travaux portant sur la modélisation des stratégies conjointes de maintenance conditionnelle et de gestion des pièces de rechange. L'ensemble de ces analyses nous permettra d'identifier deux axes d'amélioration choisis dont l'objectif est d'intégrer dans la prise de décision en maintenance la notion de robustesse.

1. Le premier axe traite le concept de robustesse quand elle est liée à la variabilité du coût de maintenance (cf. parties II et III) : pour un coût moyen à long terme optimal d'une stratégie de maintenance (ou conjointe de maintenance et d'approvisionnement) quelles sont les variations de coût que l'on peut observer d'un cycle de maintenance à un autre ? D'où provient cette variabilité ? Et comment peut-on la quantifier ?
2. Le second axe s'intéresse à la notion de robustesse quand elle est connexe à la présence d'incertitude relative aux informations en liaison avec les caractéristiques du système à maintenir sachant que ce dernier comprend plusieurs composants hétérogènes (cf. partie IV) : Comment peut-on modéliser l'hétérogénéité de ces composants ? Comment assurer une prise de décision robuste en maintenance en utilisant davantage les informations de la surveillance pour surmonter le problème de méconnaissance et d'incertitude par rapport à la qualité des différents composants ? Quel est l'apport des techniques d'apprentissage et d'estimation statistiques pour ce type de problèmes ?

Dans le chapitre 2 nous présentons un ensemble d'outils de base que nous utiliserons dans le cadre de nos travaux. Dans un premier temps, nous présentons les outils utilisés pour la construction du modèle de défaillance. Il s'agit du processus stochastique Gamma que nous utilisons pour modéliser la dégradation graduelle des systèmes, le modèle de défaillance de type seuil et finalement une technique d'apprentissage non supervisé et une méthode d'estimation pour l'appréciation des paramètres du processus Gamma. Dans un second temps, nous présentons les outils d'évaluation et d'optimisation des stratégies de maintenance. Pour l'évaluation, nous discutons les méthodes d'évaluation stochastique et numériques utilisées. Ensuite, pour l'optimiser, nous présentons rapidement la méta-heuristique choisie pour la recherche de la solution «optimale».

Chapitre 1

Analyse bibliographique et présentation de la problématique

1.1 Introduction

Dans le contexte de compétitivité et de concurrence entre les entreprises, celles-ci sont confrontées à des objectifs multiples parfois contradictoires : fournir dans les délais les plus courts et à coût minimal, des produits de qualité pour une clientèle dont les exigences sont en constante évolution. La maintenance au sein des entreprises s'avère être une priorité imposée par de tels défis. De nos jours, elle est perçue comme un processus industriel à part entière quand elle n'est pas identifiée comme une des activités principales de l'exploitation industrielle. En effet, l'implémentation des activités qui lui sont liées induit des coûts qui peuvent prendre une grande part du budget global de production et peuvent varier entre 15% et 40% dans certains types d'industrie [142]. Économiser une partie importante des coûts de maintenance est susceptible d'apporter un avantage compétitif décisif aux entreprises. Partant de ces constats et de la disponibilité accrue de moyens de surveillance, l'élaboration et l'évaluation des stratégies de maintenance préventives notamment conditionnelles et prédictives constitue un problème scientifique et technique majeur pour une meilleure maîtrise du coût global et une réduction des coûts de maintenance.

Le présent chapitre est organisé comme suit. Dans la section 1.2, nous commençons par la présentation de notions élémentaires en maintenance des systèmes industriels. Dans la section 1.3 nous examinons les grandes familles de stratégies de maintenance calendaire et conditionnelle puis nous discutons des différents critères permettant l'évaluation des stratégies de maintenance. Dans la section 1.4 nous nous focalisons sur la maintenance conditionnelle. Nous discutons dans un premier temps de la nature et des caractéristiques des interventions, puis des différents indicateurs utilisés comme outils d'aide à la décision en maintenance conditionnelle et enfin de la planification des interventions. La maintenance et l'approvisionnement de pièces de rechange sont deux opérations connexes qui doivent être considérées conjointement pour garantir une meilleure efficacité économique [214]. Dans le cadre de nos travaux, nous nous intéressons aux modèles associant maintenance et soutien logistique intégré (cf. partie III) en incluant un aspect de la qualité des pièces de rechange [104] (cf. parties III et IV). Pour cette raison, nous présentons dans la section 1.5 une revue succincte liée aux stratégies conjointes de maintenance conditionnelle et de gestion de pièces de rechange. Enfin dans la section 1.6 nous précisons les problèmes étudiés et les objectifs des travaux qui seront menés dans cette thèse.

1.2 La maintenance des systèmes industriels

Tout système industriel est assujéti à des dysfonctionnements. Il est donc nécessaire de mettre en œuvre un ensemble d'actions techniques et administratives appelées action de maintenance afin de limiter, ou si possible éviter, les périodes d'indisponibilité des systèmes qui peuvent affecter significativement les performances.

1.2.1 Définition de la maintenance

L'Association Française de Normalisation (AFNOR) définit la maintenance comme «l'ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise» [148]. La maintenance fait partie des processus importants pour la prospérité d'une entreprise. Au cours de l'exploitation des installations industrielles, nombreuses sont les perturbations qui peuvent avoir lieu suite à des dysfonctionnements et qui ont une influence directe sur les coûts de production, la qualité des produits et des services, la disponibilité, la sûreté et même la sécurité des personnes.

La maintenance s'intègre dans le concept global de la sûreté de fonctionnement, qui regroupe :

- La Fiabilité : Aptitude d'un bien à accomplir une fonction requise dans des conditions d'utilisation données pendant une période donnée. [3].
- La Disponibilité : Aptitude d'un bien à accomplir une fonction requise dans des conditions d'utilisation données à un instant donné [4].
- La Maintenabilité : Aptitude d'un bien 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 [4].
- La Sécurité : Aptitude d'un bien à éviter de faire apparaître des événements critiques ou catastrophiques [4].

Les notions de fiabilité, disponibilité et maintenabilité sont importantes pour les systèmes de production. L'objectif principal de la maintenance est d'assurer le bon fonctionnement des systèmes en évitant les arrêts de production qui engendrent des coûts élevés. La notion de sécurité est capitale en particulier dans les domaines de la production et de la distribution d'énergie ainsi que du transport pour lesquels l'assurance de la sécurité et le bien-être humain est beaucoup plus critique et plus importante.

1.2.2 Divers types de maintenance

Depuis son essor, la maintenance n'a pas cessé d'évoluer pour répondre aux exigences des entreprises. Le besoin d'accroître la disponibilité et de maîtriser le coût global des équipements, conjointement à l'évolution des technologies, conduit à distinguer différents types de maintenance dont l'application dépend principalement du système à maintenir, des conditions dans lesquels il opère et des informations disponibles [67, 211, 208, 7]. La norme européenne EN 13306 «Terminologie de la maintenance» définit deux grandes catégories de maintenance classées suivant leurs conditions d'activation et leurs objectifs : la maintenance corrective et la maintenance préventive. Les différentes approches d'action de maintenance de ces deux grandes catégories sont synthétisées dans la figure 1.1.

Maintenance corrective

Il s'agit de la maintenance exécutée après détection d'une panne et destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise, au moins provisoirement [148]. En maintenance corrective aucune mesure n'est prise pour prévenir les défaillances ou pour détecter la survenue de la panne. On distingue deux types de remise en état de fonctionnement :

- Palliative (dépannage) : regroupe les activités de maintenance corrective destinées à permettre au bien d'accomplir provisoirement tout ou une partie d'une fonction requise. Ces activités de caractère provisoire sont obligatoirement suivies d'une réparation.
- Curative (réparation) : regroupe les activités de maintenance corrective ayant pour objet de rétablir un bien dans un état de fonctionnement conforme aux conditions données et dans lequel il est capable d'accomplir une fonction requise.

Les coûts de maintenance de type corrective sont généralement très élevés pour des raisons d'indisponibilité du bien et de difficultés de planification, néanmoins l'application de cette approche peut être considérée comme rentable pour certains domaines où les contraintes de sécurité et de sûreté sont faibles.

Maintenance préventive

Selon la norme européenne NF EN 13306 X60-319, la maintenance préventive est la «maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits (...) destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien». Comme son nom l'indique, à travers ce type de maintenance, on tente de prévenir la panne et d'intervenir sur un bien avant que celui-ci ne tombe en panne afin d'accroître sa disponibilité du bien et de maîtriser son coût global de fonctionnement. On distingue trois types de maintenance préventive : la maintenance préventive systématique, la maintenance préventive conditionnelle et la maintenance préventive prévisionnelle.

Maintenance préventive systématique Il s'agit de la première forme de maintenance préventive qui est apparue dans les années cinquante-soixante. La norme AFNOR NF X 60-010 définit la maintenance préventive systématique comme «l'ensemble des actions destinées à restaurer, en totalité ou partiellement, la marge de résistance des matériels non défaillants, lorsque ces tâches sont décidées en fonction du temps ou de la production, sans considération de l'état des matériels à cet instant». Ces actions sont effectuées suivant un échéancier établi selon le temps, l'usage ou le nombre d'unités produites quel que soit l'état de santé du bien, on parle de maintenance *statique* ou *aveugle*. Dans cette famille de maintenance calendaire on distingue entre deux types de maintenance : la maintenance par bloc et la maintenance basée sur l'âge. La maintenance préventive systématique s'avère intéressante pour des systèmes ayant un coût d'entretien faible, une productivité monotone et un faible contrainte de sécurité.

Maintenance conditionnelle préventive Selon la norme AFNOR NF X 60-010, la maintenance préventive conditionnelle («Condition-Based Maintenance») «comprend toutes les tâches de restauration de matériels ou de composants non défaillants, entreprises en application d'une évaluation d'état et de la comparaison avec un critère d'acceptation préétabli (défaillance potentielle)». Pour la maintenance préventive conditionnelle les actions sont basées sur la surveillance du fonctionnement du système et/ou des paramètres significatifs

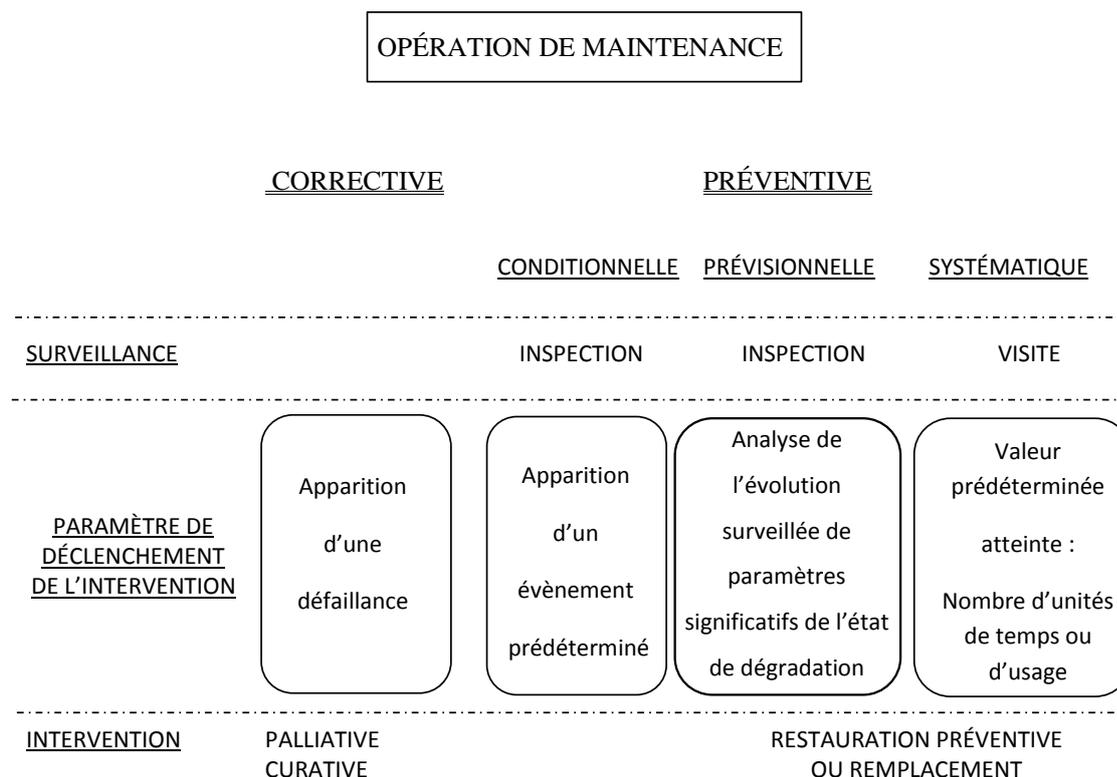


FIGURE 1.1 – Les différents types des opérations de maintenance.

de son fonctionnement en intégrant les actions qui en découlent. Les paramètres significatifs de fonctionnement sont des mesures caractéristiques des systèmes telles que la vibration, la température, le degré d'érosion, la qualité du lubrifiant utilisé. ...

Maintenance prévisionnelle préventive Elle représente un cas particulier de la maintenance conditionnelle qui est exécutée «en suivant les prévisions extrapolées de l'analyse et de l'évaluation de paramètres significatifs de la dégradation du bien» [148]. Elle associe une prévision sur l'évolution des indicateurs de santé ou de caractéristiques du système pour la prise de décision en maintenance. étant donné que la considération de l'état courant du système (maintenance conditionnelle) permet l'amélioration de la prise de décision en maintenance et par conséquent la réduction des coûts [181], en augmentant la disponibilité des systèmes et en diminuant les défaillances imprévues, la prise en compte de prévisions sur le futur du système dans la prise de décision devrait permettre à une amélioration. [123].

1.3 Stratégies de maintenance et évaluation

1.3.1 Stratégies de maintenance : définition et types

Face à la diversité des matériels et équipements d'une installation et de leurs comportements, les responsables de maintenance sont dans l'obligation d'envisager et de définir ce que l'on appelle une stratégie de maintenance. La stratégie organise les différentes actions de

maintenance en se basant sur la modélisation du comportement d'un système particulier et de la configuration dans laquelle il opère (environnement opérationnel, conditions d'utilisation...).

Stratégie de maintenance : définition [5]

La stratégie de maintenance est définie comme étant «une méthode de management utilisée en vue d'atteindre les objectifs de maintenance. Les choix de stratégie de maintenance permettent d'atteindre un certain nombre d'objectifs de maintenance. La stratégie de maintenance implique la mise en œuvre d'un plan de maintenance avec des objectifs chiffrés et des indicateurs mesurables. Les résultats mesurés sont comparés aux objectifs et font l'objet d'analyses.

La stratégie de maintenance [...] impose des choix pour atteindre, voire dépasser, les objectifs fixés.

- développer, adapter ou mettre en place des méthodes de maintenance ;
- élaborer et optimiser les gammes de maintenance ;
- organiser les équipes de maintenance ;» [5]

Nombreuses sont les stratégies de maintenance qui ont été développées pour différentes systèmes industriels au cours des dernières décennies. Nous nous intéressons principalement aux stratégies de maintenance préventives qui peuvent être classifiées selon la nature des informations prises en compte dans la décision en maintenance en deux familles de stratégies de maintenance : famille des stratégies calendaires et des famille des stratégies conditionnelles.

Stratégies de maintenance calendaire

La famille des stratégies de maintenance calendaire est la famille la plus ancienne et la plus classique des familles des stratégies de maintenance préventives. Elle est abondamment étudiée dans la littérature et largement appliquées dans l'industrie [211]. Cette famille de stratégie, regroupe l'ensemble des stratégies de maintenance dont les règles de décision s'appuient essentiellement sur la connaissance du temps de fonctionnement du système. Elles font appel essentiellement à la maintenance préventive systématique basée sur un échancier ou sur l'âge du système. Elles sont relativement faciles à implémenter et peuvent se baser uniquement sur l'historique des pannes dans la détermination des instants pour les actions de maintenance. On les appelle aussi stratégies «aveugles» car aucune information sur l'état courant du système n'est utilisée au cours de son fonctionnement pour adapter la prise de décision. Pour cette raison elles sont particulièrement adaptées aux modèles de durée de vie classiques dont les taux de défaillances ne dépendent pas de covariables particulière.

Deux types de stratégies calendaires existent dans la littérature : les stratégies de maintenance par blocs et les stratégies de maintenance basée sur l'âge. Les stratégies de maintenance basées sur l'âge, comme leur nom l'indique, ont recours à l'âge du système pour la prise de décision. Tandis que pour les stratégies de maintenance par blocs, seules les dates de pannes et des dates fixées a priori selon un calendrier pré-déterminé fixent les dates d'intervention.

Stratégies de maintenance conditionnelle

Grâce au développement des technologies et des méthodes de surveillance permettant l'accès aux mesures de l'état de santé des systèmes, une nouvelle famille de stratégies de maintenance préventive qu'on peut qualifier de «sophistiquée» a vu le jour. Il s'agit de la

famille des stratégies de maintenance conditionnelle. Pour cette famille de stratégies, les décisions de maintenance sont prises sur la base de l'information sur l'état de santé («condition» en anglais) du système à maintenir [148] et par la définition des seuils critiques pour les indicateurs de santé considérés. Il est naturel de penser que les performances des stratégies de maintenance conditionnelles sont supérieures à celles des stratégies de maintenance calendaires vu la prise en compte de mesures sur l'état courant du système dans la prise de décision. En contre partie, le prix à payer pour atteindre ce niveau de performance se traduit par un effort supplémentaire et des coûts additionnels au niveau de la surveillance, en plus de l'effort important requis dans la modélisation et l'implémentation.

Le groupe des stratégies de maintenance conditionnelle peut être envisagée dans le cadre des stratégies de maintenance prévisionnelle pour lesquelles la prise de décision est basée sur «l'état futur» du système. L'analyse de l'évolution des indicateurs pendant tout le fonctionnement du système doit alors intégrer dans la prise de décision la prise en compte d'une prédiction d'évolution des indicateurs de santé ou des caractéristiques du système.

1.3.2 Évaluation des stratégies de maintenance

En raison du capital élevé investi dans les équipements industriels, la maintenance est devenue une opportunité intéressante d'investissement à optimiser. Dans ce cadre, un grand nombre d'industriels s'intéresse à évaluer en amont, selon un critère précis, la performance et la robustesse de la stratégie de maintenance choisie. Il s'agit de trouver un équilibre satisfaisant entre les interventions préventive et corrective tout en respectant les objectifs fixés. Par

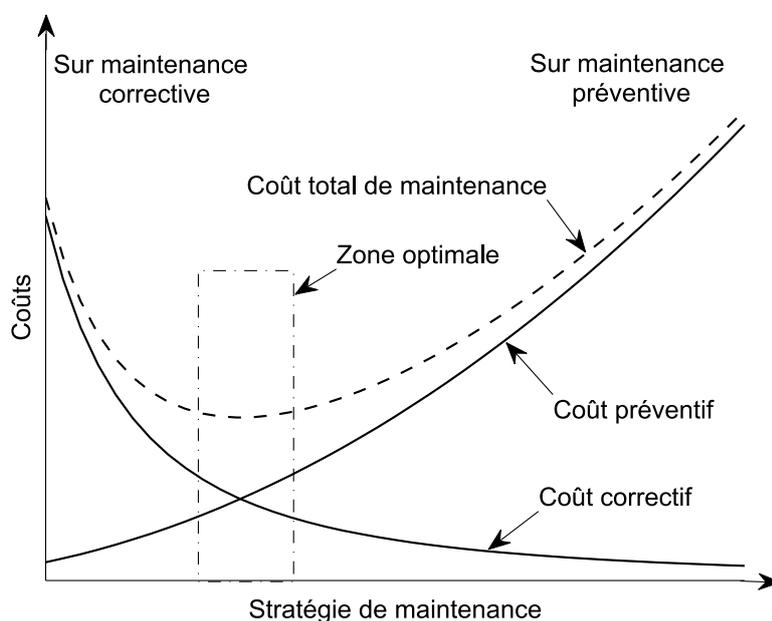


FIGURE 1.2 – Critère de coût : équilibre entre les maintenances préventive et corrective.

exemple, d'après la figure 1.2 on peut constater qu'une maintenance qui se voudrait exclusivement préventive peut générer de la sur-maintenance avec des interventions trop nombreuses et des remplacements prématurés de matériels avant leur fin de vie naturelle. À l'opposé, une maintenance exclusivement corrective génère des arrêts intempestifs et non contrôlés du système. Il est possible de déterminer les instants de maintenance et les actions à effectuer de manière à optimiser un critère de décision fixé.

L'évaluation d'une stratégie de maintenance nécessite le choix d'un critère d'évaluation et le développement d'un modèle de maintenance permettant l'estimation de l'impact d'une règle de décision de maintenance sur l'exploitation système par rapport à ce critère. Dans la littérature, de nombreux modèles d'évaluation de maintenance ont été développés au cours des années. La plupart de ces modèles se concentrent principalement sur des critères permettant l'évaluation quantitative de la performance des stratégies de maintenance. On distingue principalement trois types de critères : le critère économique, le critère de disponibilité et le critère de sécurité. On peut même trouver des critères multi-objectifs qui combinent les trois types [201].

Critères d'évaluation quantitative de la performance

Le besoin de mettre en place un management efficace et pertinent de la maintenance dans les entreprises industrielles a fait naître un groupe de critères permettant la valorisation et la quantification des performances de la maintenance sur plusieurs niveaux, à savoir le niveau financier en rapport avec les coûts des capitaux engagés, le niveau opérationnel en rapport avec la disponibilité des équipements et le niveau humain à travers la prise en compte de l'aspect sécurité [61].

Dans ce cadre, une multitude de critères permettant l'évaluation quantitative de la performance des stratégies de maintenance ont été développés dans la littérature. Nous distinguons principalement deux critères les plus utilisés : le critère économique et le critère de disponibilité.

Quand la durée d'utilisation d'un système est limité/illimité, on dit que le système est utilisé sur un horizon fini/infini. D'une part, la plupart des systèmes en exploitation en industrie sont utilisés pour une durée suffisamment longue qui nécessite un investissement à long terme. D'autre part, la modélisation mathématique liée à un horizon infini est moins complexe. Pour ces deux raisons, les critères à long terme sont souvent choisis pour l'évaluation et l'optimisation de la maintenance. En pratique, l'horizon infini est associés à une configuration dans laquelle les durées de vies des composants sont courtes par rapport à la durée d'exploitation du système. Un grand nombre de maintenances doit alors être envisagé. Dans cette sous section nous présentons les critères à long terme considérés dans la littérature et les types de stratégies de maintenance pour lesquels ils sont appliqués.

Critère économique Concernant les critères de coût, nous distinguons trois types de critères à horizon infini existant dans la littérature : le critère de coût asymptotique par unité de temps, le critère de coût amorti asymptotique, et le critère de coût équivalent asymptotique [154, 209].

Le critère du coût asymptotique par unité de temps ou taux de coût asymptotique est le critère économique le plus utilisé pour l'optimisation [123]. Il est associé, et souvent confondu, avec le taux de coût moyen asymptotique. Les deux variantes sont définie à partir du coût cumulé de la maintenance par unité de temps [26]. Soit $C(t)$ le coût total de maintenance sur une durée t , le taux de coût asymptotique C_∞ et le taux de coût moyen asymptotique \tilde{C}_∞ sont respectivement donnés par :

$$C_\infty = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{C(t)}{t} \text{ et } \tilde{C}_\infty = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E(C(t))}{t}. \quad (1.1)$$

Aucune distinction ne sera faite dans la suite entre ces deux variantes.

Il s'agit du critère économique le mieux adapté quand la valeur de l'argent est plus ou moins stable dans le temps et notamment quand le décideur ne prévoit pas dans l'avenir un grand changement dans la stratégie d'investissement sur le système à maintenir. Les auteurs dans [20] ont montré que le coût moyen asymptotique est recommandé pour l'optimisation de la maintenance. De ce fait, plusieurs travaux dans la littérature l'ont utilisé en vue de l'évaluation des performances des stratégies de maintenance. Le calcul du coût global engendré par les différentes opérations de maintenance ou même d'approvisionnement dépend des coûts pris en compte (coût d'inspection, coût de remplacement préventif, coût de remplacement correctif, coût d'indisponibilité, coût de commande ...). Par exemple, dans [163] et [42], les auteurs ont développé des modèles de coût pour déterminer les dates optimales d'inspection en intégrant un coût de pénalité dans la modélisation mathématique du coût. Le coût de pénalité est dû à l'inactivité du système entre l'occurrence et la détection de la panne. D'autres auteurs dans [100] ont pris en compte le coût induit par l'inactivité du système dans la modélisation des coûts de maintenance. Ils ont proposé une modélisation analytique des stratégies de maintenance conditionnelle pour un système à dégradation stochastique continue. Les auteurs de [230] ont développé un modèle de coût dans lequel les coûts de production sont pris en considération en plus des coûts de maintenance. Dans leur modèle, le coût induit par la maintenance corrective est considéré comme un coût de pénalité.

Quand la stratégie d'investissement est susceptible d'être changée dans le temps ou quand la valeur de l'argent connaît une grande variation au fil des années, il est recommandé d'avoir recours aux deux critères de coûts suivants : le critère de coût amorti asymptotique et le critère de coût équivalent asymptotique [199]. D'après les auteurs de [204], le critère du coût amorti asymptotique est déterminé par la valeur escomptée du coût de maintenance sur un horizon infini. La valeur escomptée du coût C_t après t unité de temps peut être représentée mathématiquement par exemple sous la forme $\eta^t C_t$, où $\eta = (1 + \frac{r}{100})^{-1}$ est le taux d'escompte réel, avec $r > 0$ ou sous la forme $\exp(-\gamma t)C_t$ avec $\gamma > 0$. Le critère de coût équivalent est déterminé en calculant la moyenne du coût amorti sur un horizon infini. La notion de coûts moyens équivalents relève des notions de coûts moyens asymptotique et de coût amorti [204, 202]. Dans [203], l'auteur évoque différents travaux qui utilisent ces deux derniers critères de coût pour l'évaluation des performances économiques des stratégies de maintenance. Les auteurs de [202] montrent qu'il est possible d'évaluer analytiquement les trois critères de coûts grâce à l'utilisation du théorème de renouvellement qui permet d'exprimer le coût en fonction de son espérance sur un cycle de renouvellement, c'est à dire à partir du comportement moyen du système maintenu entre deux instants de remise à neuf.

Critère de disponibilité En plus de la minimisation des coûts, la maximisation de la disponibilité des équipements fait partie des objectifs qui préoccupent les équipes de maintenance. La disponibilité est définie comme étant l'aptitude d'un bien à être en état d'accomplir une fonction requise dans des conditions données, à un instant donné. Dans la littérature, plusieurs travaux sont dédiés aux stratégies de maintenance ayant comme objectif de maximiser la disponibilité du système. À titre d'exemple, les auteurs dans [180] et [59] ont étudié la disponibilité d'un système inspecté périodiquement et soumis à une réparation parfaite. La période optimale d'inter-inspection optimale permet de maximiser la disponibilité du système dans le cas où la durée de vie du système suit des lois gamma et exponentielle. Les auteurs de [133] ont proposé une stratégie de maintenance conditionnelle pour un système à dégradation continue modélisée par un processus gamma soumis à des actions de maintenance imparfaite. La stratégie de maintenance proposée a été évaluée sur la base d'un critère de disponibilité du système. Ils ont également proposés un algorithme permettant l'évaluation numérique des

performances de la stratégie proposée afin de déterminer le seuil optimal de maintenance préventive.

Vers une évaluation quantitative de la robustesse

Dans la littérature, nous trouvons plusieurs travaux dans lesquels les auteurs utilisent le terme robustesse pour exprimer la «qualité» ou la capacité d'un indicateur de décision ou d'une stratégie de maintenance à intégrer les incertitudes diverses [199, 156, 212, 149]. Le concept de robustesse est qualifié de difficile à définir et à mesurer dans [28]. Pour la plupart de ces travaux, la robustesse est considérée comme un indicateur de performance. À titre d'exemple, pour la mesure de la performance du pronostic les auteurs de [6] classent l'exactitude, la robustesse, la précision et la convergence comme étant des indicateurs de performance liés à la procédure de caractérisation de la RUL. Dans [69], les estimations des caractéristiques du système sont supposées de mauvaise qualité et donc la performance des stratégies de maintenance est garantie si ces dernières possèdent une structure de maintenance robuste aux erreurs sur ces mesures (sensibilité). Dans le cadre de notre étude, on s'intéressera aux modèles permettant l'évaluation de la performances économique moyenne et de la robustesse des stratégies de maintenance, pour lesquels la robustesse et la performance sont considérées et étudiées comme deux aspects séparés.

Dans la littérature très peu de travaux se sont intéressés au développement de critères permettant l'évaluation quantitative de la robustesse. Parmi ceux-ci, la notion de robustesse considérée dans [193] est associée à la variance du coût et considérée comme un facteur de risque pour l'étude d'un problème de maintenance avec un cycle de remplacement fixe. Plus tard, [98], [92] et [99] ont étudié diverses stratégies préventives systématique sur la base de la définition de la robustesse proposé par [193]. Dans [44] des stratégies de maintenance conditionnelle basées sur un modèle des risques proportionnels de Cox ont été optimisées en utilisant un facteur de sensibilité à la variance des coûts de maintenance. À la différence de ces travaux, les auteurs de [160] se sont intéressés à l'estimation de la robustesse d'un modèle de coûts des dommages structurels par la variance du coût total des dommages au cours du cycle de vie de la structure. Pour l'ensemble des auteurs précédents, l'hypothèse de l'horizon infini a été considérée pour les différentes stratégies de maintenance. Concernant les travaux qui considèrent l'hypothèse d'un horizon fini, des modèles de stratégie de maintenance préventive systématiques [46] et conditionnelle [47] sont proposés. La loi de probabilité du coût de maintenance sur un horizon temporel fini est évaluée à travers un percentile de la répartition du coût total.

Vers une évaluation conjointe de la performance et de la robustesse

La performance et la robustesse sont deux aspects importants quant à l'évaluation quantitative des stratégies de maintenance [45, 234]. La considération conjointe de ces deux notions s'avère cruciale et pertinente pour assurer une prise de décision performante et robuste en maintenance. Pourtant, un nombre modeste de travaux l'ont considéré.

Pour un système soumis aux chocs, les auteurs de [172] ont optimisé des stratégies de maintenance systématique afin d'obtenir les instant de remplacement optimaux du système pour un critère de performance qui est le coût moyen asymptotique par unité de temps et un critère de robustesse qui est la variance du nombre de chocs. D'une manière similaire, Chen et Jin [45] ont proposé un modèle pour la sensibilité de la variance des coûts à travers lequel des stratégies de maintenance systématique sont optimisées. Il propose une combinaison

entre le coût moyen asymptotique par unité de temps et la variance à long terme associée. D'autres auteurs ont proposé un modèle d'optimisation de maintenance basée sur l'évaluation de la variabilité des coûts en tenant compte des informations de pronostic sur l'état de santé du système [186]. Ces travaux ont été étendu par les auteurs de [85] et [187] qui ont intégré la gestion des pièces de rechange en plus du modèle de maintenance. Récemment, Pandey et al. [159, 158] ont abordé ce problème de l'évaluation conjointe de la performance et robustesse en évaluant les moments d'ordre supérieur et la distribution de probabilité du coût de maintenance pour un horizon de temps fini.

L'analyse bibliographique a montré que la majorité des stratégies de maintenance ont été développées dans le but de minimiser le critère de coût moyen à long terme. L'avantage de l'utilisation d'un tel critère est la possibilité d'utiliser des outils mathématiques permettant d'évaluer analytiquement la performance des stratégies de maintenance. Toutefois, la performance économique d'une stratégie de maintenance ne garantit pas une prise de décision robuste. Il est donc nécessaire de disposer de critères d'évaluation quantitative de la robustesse des stratégies de maintenance permettant en particulier d'affiner les prévisions du budget d'investissement en maintenance, et décidant de la nature des stratégies de maintenance. Un responsable de maintenance peut demander des informations supplémentaires sur la variabilité du coût afin de mieux évaluer les risques causés par une stratégie de maintenance, et pour choisir la stratégie la plus pertinente par rapport à une situation et la capacité financière de l'entreprise. La performance économique et la robustesse associée peuvent apparaître comme deux objectifs contradictoires. Le choix optimal d'une stratégie de maintenance doit permettre un compromis entre ces deux critères. On peut être amené, dans certaines circonstances, à accepter les pertes économiques pour une stratégie afin d'améliorer sa robustesse. Dans le cadre de nos travaux, on s'intéressera principalement aux critères économiques similaires à ceux considérés dans [45, 85] et qui permettent l'évaluation quantitative de la performance et la robustesse des stratégies de maintenance (cf partie II).

D'une manière générale, les performances et la «robustesse» d'une stratégie de maintenance dépendent principalement de la pertinence du processus de prise de décision. En effet, puisque les stratégies de maintenance conditionnelle intègrent la prise en compte de mesures de l'état du système dans la prise de décision, leur performances économiques doivent être supérieures à celles des stratégies calendaire qui s'appuient uniquement sur la connaissance du temps de fonctionnement du système au moment de la prise de décision [91, 110]. Toutefois, le prix à payer pour cette efficacité est un effort supplémentaire au niveau de la modélisation de la défaillance, de la surveillance et de la construction d'indicateur de décision [123]. Concernant la modélisation de la défaillance du système, il est possible de s'appuyer sur des processus stochastiques croissants dans le temps, qui peut être assimilés à l'évolution aléatoire et graduelle de la dégradation jusqu'au dépassement d'un niveau limite fixé correspondant au seuil de panne [206]. Ce type de modèle de défaillance est appelé modèle de défaillance de type seuil. Dans le cadre nos travaux nous nous intéressons à ce type de modélisation. Nous expliquons plus en détails la modélisation de la défaillance basée sur la dégradation de type seuil dans la section 2.2 du chapitre 2. Du point de vue surveillance, les développements technologiques ont facilité l'accès aux informations sur l'état du système. Cependant, l'enjeu est de savoir comment utiliser cette information en fonction de sa nature et de sa qualité et à quelle fréquence chercher à l'obtenir? Finalement l'enjeu est de construire des indicateurs pour l'aide à la décision qui utilisent les différentes informations de la surveillance. Dans le cadre de nos travaux, nous portons un intérêt particulier aux stratégies conditionnelle. Pour cette raison nous examinons dans la section suivante les différentes stratégies de maintenance conditionnelle considérées dans la littérature et les indicateurs de décision associées.

1.4 Stratégie de maintenance conditionnelle

Rappelons qu'une stratégie de maintenance conditionnelle entre dans le cadre de la maintenance préventive. Plusieurs stratégies de maintenance sont développées dans la littérature. Elles se distinguent par : la nature des interventions, le type d'indicateurs de décision conditionnels et la manière de planifier les interventions. Dans la suite de la section nous discutons les éléments de recherche bibliographique sur ces différents points, et nous justifions les choix qui ont été faits pour le développement des stratégies de maintenance conditionnelle dans cette thèse.

Nature et caractéristiques des interventions

Dans le cadre de la modélisation de la maintenance conditionnelle, les informations et données observées sont exploitées en temps réel dans le processus de décision de maintenance. Il s'agit d'une démarche d'intégration des aspects liés à la surveillance et à la maintenance. Dans cette sous-section, nous présentons différents travaux qui s'intéressent à l'étude de la nature et des caractéristiques des interventions partant de la qualité des opérations de surveillance et du niveau de restauration des opérations de maintenance.

1.4.1 Opération de surveillance

Grâce au développement technologique, différents systèmes de surveillance ont été conçus afin de fournir des informations sur l'état de santé des équipements. Il s'agit des informations nécessaires et utiles permettant une bonne prise de décision de maintenance. Quelques exemples typiques d'informations de surveillance sont le nombre de chocs survenus, le niveau de vibrations, les mesures de paramètres environnementaux (température, pression, humidité, etc.) ou les résultats d'inspections (tailles de fissures, mesures d'érosion...). Plusieurs types de surveillance existent et dépendent principalement des outils de surveillance (systèmes d'acquisition de données autonomes, réseaux de capteurs, etc.), du type de mesure à réaliser, du système à surveiller, de sa complexité et de son accessibilité. On peut distinguer deux types principaux de surveillance : la surveillance directe (lorsque l'état du système est complètement observable) et la surveillance indirecte (lorsque l'état du système est inobservable directement ou partiellement observable et peut être estimé sur la base d'un traitement des données de mesure brutes) [116]. D'autres types de classifications des informations de la surveillance existent dans la littérature, par exemple selon la qualité de l'information ou selon sa fréquence.

Fréquence de la surveillance :

Dans le cadre de la classification des informations de la surveillance selon la fréquence des observations, nous sommes amenés à poser la question suivante : l'information de la surveillance est-elle disponible en permanence ou uniquement à la suite d'une inspection sur le système ? La réponse à cette question nous conduit naturellement à distinguer entre deux types de surveillance : (quasi)-continue et discrète [93, 94, 171, 101]. à travers une surveillance continue ou quasi-continue, il est possible d'avoir l'information sur l'état du système à n'importe quel instant. Les travaux envisageant ce type de surveillance s'intéressent aux problèmes de maintenance avec contraintes au niveau des instants possibles des interventions ou des délais entre la décision et l'intervention, de plus ce type de surveillance est surtout recommandé pour les systèmes critiques [97, 12, 58, 235]. La plupart des études considèrent plutôt la surveillance

discrète pour des raisons de limites technologiques (problème d'accès permanent aux informations ou de stockage des données) ou des contraintes économiques (coût de surveillance onéreux) [216, 37, 74, 101, 111, 137]. Pour ce type de surveillance les observations sur l'état du système sont disponibles uniquement à certains instants via des inspections.

Qualité de l'information de la surveillance :

Quand il s'agit de la qualité de l'information issue de la surveillance, nous distinguons également deux types : la surveillance parfaite et la surveillance imparfaite [110]. La surveillance est dite parfaite quand elle reflète exactement l'état réel du système. L'ensemble des mesures effectuées fournissent une évaluation précise des variables mesurées [53, 52, 110]. Néanmoins, dans certains cas les mesures obtenues peuvent faire l'objet de traitement et synthèse afin d'obtenir un indicateur pertinent de santé du système. On note que la plupart des travaux qui s'intéressent à la maintenance conditionnelle considèrent plutôt ce type de surveillance parfaite [16, 37, 74, 101, 107, 139]. Dans le cas de la surveillance imparfaite, l'état de santé du système ne peut pas être connu directement à partir des données mesurées par exemple parce qu'elles peuvent être bruitées [36, 162, 225, 53] ou entachées d'erreurs ou non accessibles directement. En général, les configurations de surveillance indirecte (on observe pas directement la dégradation mais un indicateur qui lui est corrélé) sont associées à de l'information imparfaite.

Opérations de maintenance

Il existe dans la littérature différents type d'opérations de maintenance classées selon le niveau de restauration ou autrement dit l'état du système après une intervention de maintenance. On distingue alors trois types d'opérations : la maintenance parfaite, la maintenance minimale et la maintenance partielle [213, 167].

La maintenance parfaite est une action de maintenance qui consiste à remplacer complètement le système ou le réparer afin de le ramener dans un état «aussi bon que neuf» («as Good As New»). Il s'agit d'une opération applicable en cas de maintenance corrective ou préventive. De nombreux modèles de maintenance parfaite existent dans la littérature, [74, 26, 101, 133, 88]. L'hypothèse de maintenance parfaite permet de faciliter la modélisation et l'évaluation des stratégies de maintenance en ayant recours au théorème de renouvellement par exemple [10].

La maintenance minimale est une action de maintenance permettant de remettre un système défaillant dans un état «aussi mauvais que vieux» («as Bad As Old») ou en d'autres termes dans l'état de marche dans lequel il se trouvait juste avant la panne. Ce type de maintenance est souvent appliqué pour les actions de maintenance corrective [213], néanmoins il est moins utilisé pour la modélisation basée sur la dégradation. Des synthèses des travaux et modèles de réparation minimale se trouvent dans [191, 155].

La maintenance partielle est une action de maintenance permettant d'améliorer l'état du système sans pour autant le remettre dans un état neuf, on peut dire qu'elle est située entre les deux opérations parfaites et minimales. Il s'agit d'un type d'intervention applicable en cas de maintenance corrective ou préventive. Néanmoins, la considération de ce type d'intervention entraîne une difficulté dans la modélisation et l'optimisation de la maintenance. Dans la

littérature plusieurs travaux se sont intéressés à la maintenance partielle parmi lesquelles nous citons les travaux de [153, 77, 76, 168, 231].

1.4.2 Indicateurs de décision conditionnels

L'ensemble des informations de surveillance collectées en temps réel forment une base de données très importante sur laquelle la décision en maintenance est prise. Quand ces informations sont disponibles, la question qui se pose est quelles informations vont être exploitées et comment pour une bonne prise de décision? On retrouve ici le rôle important des indicateurs de décision conditionnels qui présentent une particularité de la maintenance conditionnelle. La plupart des règles de décision en maintenance conditionnelle sont de type limite de contrôle pour lesquelles les interventions de maintenance sont effectuées dès qu'une grandeur critique atteint un seuil donné [211]. La littérature de la maintenance conditionnelle montre que le niveau de dégradation, le taux de défaillance conditionnel et la durée de vie résiduelle conditionnelle sont les indicateurs potentiels [198, 189, 188, 165, 117, 22].

Le niveau de dégradation est un indicateur largement utilisé dans la littérature pour la prise de décision en maintenance conditionnelle vu la facilité de son utilisation. Il s'agit d'un indicateur intuitif directement utilisable qui ne nécessite aucune transformation supplémentaire quand les informations de la surveillance sont parfaite [37, 38, 70, 74, 88, 87]. Néanmoins, quand la surveillance est imparfaite, il est nécessaire d'effectuer des traitements de données issues de la surveillance en ligne (synthèse d'indicateurs, filtrage, etc) pour estimer le niveau de dégradation [224, 225, 188]. En outre, dans le cas où l'environnement a un impact très important sur l'évolution du système, le niveau de dégradation peut perdre sa pertinence en tant qu'indicateur de prise de décision. Dans ce cas, il peut être préférable d'envisager un indicateur basé sur l'état du système et de son environnement pour une meilleure prise de décision, comme par exemple le taux de défaillance.

Le taux de défaillance peut intégrer les données de surveillance et constituer un indicateur de décision conditionnel. Il permet de tenir compte de différents types d'informations (variables d'environnement, mesures bruitées,...) dans la prise de décision de maintenance conditionnelle. Dans le cas où l'élément d'environnement a un grand impact sur l'évolution de défaillance du système cet indicateur semble plus pertinent en comparaison avec le niveau de dégradation [68]. Cependant, le taux de défaillance n'est pas une grandeur physique accessible directement. Dans certains cas son utilisation conduit à des calculs très complexes. Concernant les stratégies de maintenance s'appuyant sur cet indicateur conditionnel nous citons [14, 17, 194, 222].

La durée de vie résiduelle conditionnelle dans le cadre de l'approche prédictive en maintenance, la durée de vie résiduelle conditionnelle est souvent estimée pour permettre l'intégration des informations sur les états passés, courants et futurs du système. La durée de vie résiduelle conditionnelle permet de caractériser l'état du système de façon beaucoup plus précise par rapport à la durée de vie résiduelle «non-conditionnelle» classique [24, 146, 215]. Dans le domaine du pronostic l'objectif est d'évaluer cette grandeur [127, 166, 188, 189], il s'agit également d'un indicateur très prometteur en maintenance prévisionnelle dans certaine configuration, il peut permettre une prise de décision plus pertinente que les indicateurs de maintenance conditionnelle [34, 116, 80, 145]. Pour des exemples de travaux récents utilisant

la durée de vie résiduelle conditionnelle dans la prise de décision de maintenance prévisionnelle il est possible de se référer à [77, 150, 123, 110].

1.4.3 Planification des interventions

Dans le cadre des stratégies de maintenance conditionnelle, la pertinence de prise de décision de maintenance dépend non seulement de l'indicateur de décision choisi mais aussi des informations utilisées, en particulier de leur qualité et leur disponibilité. Du point de vue de la disponibilité des informations nous avons distingué dans les paragraphes précédents les informations disponibles en permanence (surveillance continue) et les informations disponibles suite à des inspections (surveillance discrète). En réalité, quel que soit le type de surveillance, les inspections engendrent des coûts qui peuvent être parfois considérables. De ce fait, on peut dire que la surveillance discrète présente un avantage économique du point de vue coût de surveillance par rapport à la surveillance continue qui nécessite un grand investissement. Néanmoins, lorsque les interventions sont synchronisées sur les inspections et n'ont lieu qu'à des instants discrets, la défaillance peut se produire entre deux inspections successives et peut être désavantageuse du point de vue coût d'arrêt du système. Dans le cadre nos travaux, la surveillance par inspections est envisagée. Notre objectif consiste à pouvoir décider quand est ce que faut-il planifier les inspections de sorte à pouvoir intervenir au bon moment en contrôlant le coût de surveillance et donc le nombre d'inspections. Une bonne prise décision permettra la minimisation à la fois des coûts liées à la surveillance et des coûts liées à la maintenance. Dans la littérature il existe deux modes de planification des inspections : statique et dynamique [102].

La planification statique regroupe l'ensemble des schémas d'inspections pour lesquels les dates d'inspections sont fixées a priori indépendamment de l'évolution courante du système [21]. Ainsi, les actions d'inspection/maintenance sont réalisées à des intervalles de temps réguliers, on parle ici de période d'inter-inspections, une quantité constante et qui représente une variable de décision de la stratégie de maintenance que l'on cherche à optimiser selon un critère d'évaluation choisi. Parmi les nombreux travaux s'intéressant à ce mode de planification nous citons [48, 64, 161, 109, 120, 147]. Dans certains cas, la périodicité des inspections périodiques présentent un désavantage économique soit à cause de la sous-inspection du système quand les intervalles d'inter-inspection sont relativement longs alors que la défaillance survient entre deux date d'inspection, soit à cause de la sur-inspection du système quand les intervalles d'inter-inspection sont relativement courts. Bien que le schéma périodique soit le plus fréquent, on pourrait envisager d'autre schémas de planification statique. La seule contrainte est que le schéma d'inspection soit défini au préalable et ne subisse aucune modifications ultérieure [21].

La panification dynamique comme son nom l'indique, elle correspond à des schémas d'inspections variables et qui s'adaptent au fur et à mesure du temps en fonction du comportement du système. Plusieurs approches dans la littérature sont développées afin de déterminer la séquence des dates d'inspection/remplacement dont chacune est basée sur des critères différents : niveaux de dégradation observés, disponibilité du système ou taux de défaillance.

- Niveaux de dégradation : certains auteurs supposent que la date d'inspection est une fonction continue par morceaux de la dégradation on parle de structure d'inspections multi-seuils proposée dans [27, 37, 38]. D'autres auteurs considèrent la durée d'inter-inspections comme une fonction linéaire en fonction de la dégradation [74, 101]. Ce

modèle a été étendu dans [18] par la considération d'autres formes de la fonction de planification (formes convexes et concaves).

- Disponibilité du système : Dans la littérature, d'autres types de schémas d'inspections sont développés sur la base de la disponibilité du système. Pour ces types de schémas, les dates d'inspection sont programmées de telle sorte à pouvoir garantir une valeur de disponibilité maximum du système [232]. À titre d'exemple les auteurs de [227, 228, 229] proposent une stratégie d'inspection basée sur le quantile, pour laquelle les intervalles d'inter-inspection sont établis tels que la fiabilité du système dans l'intervalle entre deux inspections successives soit supérieure à un niveau prescrit (élevé).
- Taux de défaillance : Pour certains travaux la planification des inspections est basée sur le taux de défaillance parmi lesquels nous citons [169, 177, 178], ainsi quand ce dernier prend des valeurs élevées il est nécessaire de programmer des interventions assez souvent.

La planification dynamique des inspections permet la prise en compte de plusieurs éléments concernant le système à maintenir (son état, celui de son environnement opérationnel ...) pour aboutir à un schéma d'inspection permettant l'accès à la bonne information au bon moment. En effet, plus l'information récoltée est pertinente plus elle est utile à la prise de décision en maintenance. Ceci rend la planification dynamique plus efficace qu'une planification statique établie hors-ligne [123]. Le désavantage de la planification dynamique est qu'elle demande un effort supplémentaire de mise en place. De plus, du point de vue de l'optimisation, il est très difficile d'évaluer analytiquement les paramètres. Généralement, les méthodes numériques sont utilisées pour ce type de situations.

La planification des inspections est une étape très importante de la stratégie de maintenance lorsque la surveillance est assurée par le biais des inspections. Son importance peut s'amplifier en fonction des problèmes traités. Par exemple, sous l'hypothèse de présence d'incertitudes sur les paramètres caractéristique du système à maintenir qui est l'un des problème que nous traitons, la réponse aux deux questions «quand faut-il inspecter?» et «comment utiliser l'information issue de l'inspection?» jouent un rôle très important pour une prise de décision performante et robuste. Dans la littérature des stratégies de maintenance, les auteurs supposent souvent que les données et informations sur les paramètres du processus de dégradation sont disponibles, crédibles et similaires. En pratique, au cours de l'exploitation d'un système donné plusieurs composants (pièces de rechange) peuvent se succéder. Ils ne dispose pas forcément des mêmes caractéristiques de «qualité». Ce problème est traité dans le cadre de nos travaux de thèse. Afin d'éviter des interactions entre différentes difficultés et de concentrer notre réflexion sur des points précis dans l'optimisation de la maintenance qui sont liés à la prise en compte de l'absence de données a priori sur le processus de dégradation d'un équipement, nous avons opté pour des choix assez simplificateur au niveau des caractéristiques de surveillance et de type de maintenance. Les hypothèses liées sont celles de :

- la surveillance parfaite (les informations issues de la surveillance donnent le niveau de dégradation de manière exacte) ;
- la maintenance parfaite (remise à neuf du système quel que soit le type de remplacement).

Concernant les indicateurs de décision conditionnels, l'ensemble des stratégies de maintenance conditionnelles développées dans ce mémoire font appels à différents indicateurs à savoir le niveau de dégradation et la durée de vie résiduelle conditionnelle.

1.5 Maintenance et gestion des pièces de rechange

Comme nous l'avons vu dans ce qui précède, de nombreux travaux de recherche dans le domaine de la maintenance sont développés pour améliorer et optimiser les performances économiques des stratégies de maintenance [110, 123]. L'approche principale pour garantir une amélioration de l'efficacité économique repose essentiellement sur la réduction des coûts des activités liées à la maintenance tout en maintenant le système dans un état opérationnel à travers la minimisation des arrêts des systèmes. Dans la plupart des modèles analytiques des stratégies de maintenance, les auteurs supposent que les pièces de rechange requises pour effectuer les actions de maintenance sont toutes de même qualité et disponibles au bon moment [79, 19]. Dans la réalité industrielle, un arrêt de production ou l'indisponibilité des systèmes n'est pas toujours lié à la mauvaise planification de la date de maintenance, il peut survenir également à cause de l'absence des pièces de rechange dû à une mauvaise gestion de celles-ci. Ainsi, les pièces de rechange représentent un élément important dans le bon fonctionnement d'une unité de production. Leur bonne gestion devient une problématique critique.

Dans la littérature, nous retrouvons certains travaux qui s'intéressent à la fois aux stratégies de maintenance et à la gestion des pièces de rechange, ces modèles permettent la prise en compte de certains aspects qui apportent une dimension de réalisme aux modèles. Dans le cadre de nos travaux, on cherchera à évaluer la robustesse de stratégies conjointes de maintenance et de gestion des pièces de rechange suivant la forme définie dans la section 1.3.2 afin d'analyser les différents facteurs qui peuvent l'impacter. Dans la présente section, nous présentons une revue de littérature concernant les aspects que nous considérons. Il s'agit de la modélisation de la qualité des pièces de rechange et de la construction des modèles conjoints de maintenance et de gestion des pièces de rechange.

1.5.1 La qualité des pièces de rechange

Le maintien d'un équipement dans des conditions de fonctionnement satisfaisantes suppose que tout composant qui n'est plus conforme à ses spécifications doit être remplacé par un autre élément de façon à retrouver les caractéristiques initiales. Cet élément est appelé pièce de rechange. Une pièce de rechange peut être définie comme étant une pièce destinée à remplacer une pièce défectueuse ou dégradée d'un bien en exploitation. Il s'agit d'un terme applicable sur des types de biens très divers pouvant aller d'un composant élémentaire très simple jusqu'à des sous ensembles ou des appareils complets. En outre, chaque pièce de rechange est une unité très spéciale répondant à des spécifications techniques très précises mais qui peut avoir des sources différentes (fournisseurs) qui proposent de différentes gammes de pièces (qualité) [103].

Dans la littérature, peu de travaux se sont intéressés à la qualité des pièces de rechange pour la maintenance pourtant il s'agit d'un aspect important à prendre en compte lors de leur gestion. Parmi les principaux travaux de recherche qui ont abordé ce problème on cite [72] où les auteurs se sont intéressés aux pièces de rechange reconditionnées. Il s'agit des pièces de rechange récupérées par démontage d'un équipement inutilisé et qui sont beaucoup moins chères que les pièces neuves [86]. Ils ont proposé une approche globale de gestion des stocks de pièces de rechange pour des systèmes multi-composants. Ils ont ensuite étudié les impacts du recours aux pièces de rechange reconditionnées sur les stratégies de maintenance préventives systématiques et sur la gestion des stocks. Un ensemble de travaux de Scarf et Cavalcante [184] s'intéressent à la prise en compte de la qualité des composants dans la prise de décision en

maintenance. Ils ont proposé une stratégie de maintenance basée sur l'âge pour un système mono-composant en supposant que ce dernier est issu d'un mélange de deux sous-populations. La première sous-population représente des composants de faible qualité, tandis que la seconde représente des composants de qualité meilleure. Les deux qualités sont supposées provenir de deux fournisseurs concurrents qui peuvent fournir des composants pour le remplacement (pièce de rechange) de qualité et de coût différents [183]. En considérant les mêmes hypothèses sur la qualité des composants, ils ont proposé deux stratégies de maintenance préventive avec inspections non-périodiques [183, 40]. En considérant un système multi-composant un modèle conjoint de stratégie de maintenance et de gestion des pièces de rechange a été développé [182].

1.5.2 Le soutien logistique

Durant le processus de maintenance, le décideur est souvent confronté à la délicate question de l'identification des composants qui risquent de tomber en panne sur l'horizon d'exploitation considéré et pour lesquels des stocks de pièces de rechange sont à prévoir. De ce fait, la disponibilité des pièces de rechange fait partie des problématiques intéressantes dans le cadre de la modélisation réaliste de la maintenance.

En général, les travaux de recherche intéressés par l'élaboration des stratégies de maintenance considèrent que le stock de pièces de rechange est illimité [19] et que les pièces de rechange sont disponibles à tout moment [79]. Ces hypothèses peuvent être vraies dans certains cas du monde réel, par exemple dans le cas où les pièces de rechange ne sont pas coûteuses ni en terme de prix unitaire ni en terme de prix de détention en stock, de sorte qu'il est possible de maintenir un énorme stock de ces dernières. Une seconde configuration est le cas d'un utilisateur (demandeur) qui est lui-même fabricant et fournisseur des pièces de rechange (gestion interne des pièces de rechange). Néanmoins, dans la plupart des cas réels, ces hypothèses ne sont pas réalistes. Généralement, les composants du système sont à la fois coûteux et hautement personnalisés. De plus, les délais de livraison ne se sont pas négligeables. Ainsi, l'équipe de maintenance doit disposer d'un stock suffisant des pièces de rechange lui permettant de procéder au remplacement des composants dans les meilleurs délais, ou à défaut pouvoir s'approvisionner très rapidement.

La gestion des pièces de rechange et la maintenance sont deux processus connexes qui doivent être considérés conjointement pour atteindre l'efficacité du coût global (intégrant les coûts maintenance et ceux relatifs au soutien logistique) [214]. Il s'avère que l'optimisation conjointe des stratégies d'approvisionnement des pièces de rechange et des stratégies de maintenance génère des gains substantiels en disponibilité et en coûts d'opération [8, 33, 43]. C'est pourquoi, plusieurs articles au cours des dernières décennies présentent des modèles conjoints de stratégie de maintenance et de gestion des pièces de rechange.

Les premiers travaux de recherche ont introduit des modèles conjoints en considérant les stratégies de maintenance préventives systématiques. C'est par exemple le cas du modèle développé par [2] qui optimise conjointement une stratégie de maintenance par bloc et une stratégie d'approvisionnement périodique. Le modèle proposé dans [118] considère une stratégie de maintenance basée sur l'âge et la stratégie d'approvisionnement (s, S) . Les travaux de recherche dans le domaine de la maintenance ont montré que le passage d'une maintenance préventive systématique à une maintenance préventive conditionnelle permet d'apporter un avantage compétitif en terme de performance, en assurant une disponibilité des systèmes aux moindres coûts de maintenance [101, 37, 100]. Cet aspect motive les auteurs à développer des modèles dans lesquels les stratégies de maintenance conditionnelle sont évaluées conjointement avec celles de gestion des pièces de rechange [217, 233, 30, 219]. Une revue plus approfondie

de la littérature est discuté dans [121, 200] sur la modélisation conjointe de la maintenance et la gestion des pièces de rechange.

L'analyse bibliographique a montré que la classe des stratégies de maintenance systématiques a été majoritairement étudiée dans la plupart des travaux qui s'intéressent à la modélisation conjointe de la maintenance et de la gestion des pièces de rechange. Néanmoins, peu de travaux dans la littérature se sont intéressés à la considération des stratégies de maintenance conditionnelles et plus spécialement prévisionnelles dans ces modèles conjoints [150]. Pourtant, il s'agit d'une classe de stratégies de maintenance qui permet de bonnes performances économiques en comparaison avec la classe des stratégies calendaires [109]. Leur étude s'avère très prometteuse. Pour cette raison nous nous intéressons dans le cadre de nos travaux à la construction et à l'évaluation de modèles prévisionnels conjoints de maintenance conditionnelle ou prévisionnelle et de gestion des pièces de rechange. En outre, nombreux sont les travaux qui considèrent un seul fournisseur de pièces de rechange dans la littérature des modèles conjoints [174, 200, 164]. Néanmoins, dans la réalité industrielle, la gestion des pièces de rechange à l'aide d'un seul fournisseur pourrait être problématique, spécialement lorsque le délai de livraison du fournisseur est un facteur crucial pour la stratégie de maintenance ou dans le cas où le décideur souhaite adapter la qualité des pièces de rechange selon ses besoins. Le fait d'avoir recours à plus d'un fournisseur peut aider le décideur à améliorer sa stratégie de maintenance [129, 89]. Dans ce contexte, on s'intéressera à l'hypothèse de deux fournisseurs de pièces de rechange dont chacun fournit une qualité spécifique.

1.6 Robustesse & stratégies de maintenance : Problématique

Tout au long de ce mémoire, nous nous intéressons à l'évaluation de la robustesse des stratégies de maintenance conditionnelle. Dans cette section nous présentons comment la notion de robustesse est définie dans le cadre de notre étude pour l'évaluation des stratégies de maintenance. Avant cela nous évoquons succinctement la notion de robustesse de manière générale. Finalement, nous précisons les grandes lignes et les objectifs que l'on cherchera à atteindre.

1.6.1 Robustesse : définition générale

«Robuste» est un adjectif qui dérive du terme latin «robustus». Sa définition peut changer d'un domaine à autre. Par exemple en statistiques, la robustesse est une propriété d'un estimateur, en mécanique la robustesse d'un objet ou d'un matériau fait référence à sa solidité, en ingénierie la robustesse d'un système fait référence à la stabilité de sa performance, etc. D'une manière générale, on distingue entre deux formes ou façons de voir et de définir la robustesse [192] :

1. La première définition est liée à la notion de variabilité : la capacité d'un système ou processus à garder sa configuration stable.
2. La seconde définition est liée à la résistance aux incertitudes : la capacité d'être performant en présence des incertitudes et aléas.

Dans la suite de cette section, nous présentons comment les deux acceptions de la robustesse sont considérées dans nos travaux.

1.6.2 Robustesse des stratégies de maintenance dans cette thèse

À notre connaissance, peu d'études réalisées dans la littérature s'intéressent à l'aspect robustesse des stratégies de maintenance d'une manière générale et spécialement les stratégies de maintenance conditionnelle. Toutefois, l'aspect performance constitue un large objet d'intérêt des auteurs. Il s'agit d'un objectif prédominant quant à la modélisation et l'évaluation quantitative des stratégies de maintenance. En effet, lorsqu'on doit faire un choix vis-à-vis de plusieurs stratégies de maintenance, l'efficacité des décisions est l'élément principal pour opter pour une stratégie de maintenance au détriment des autres.

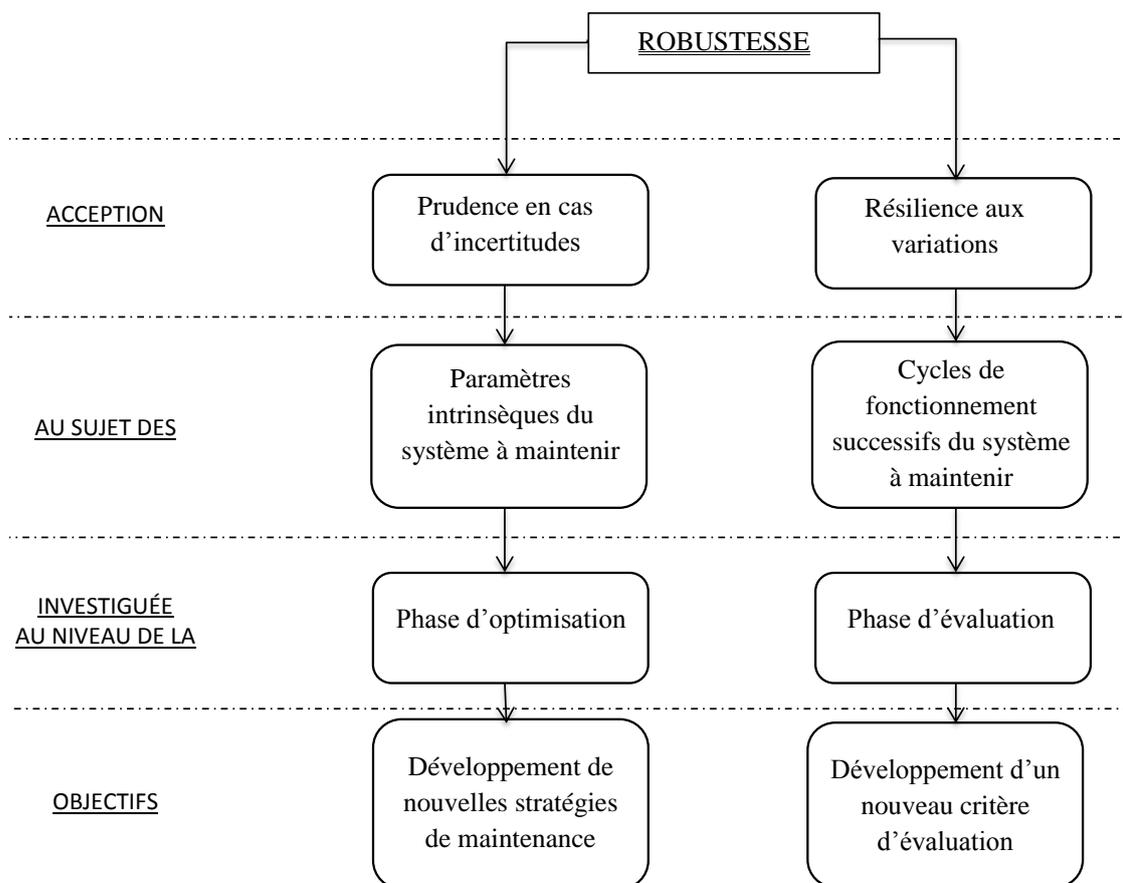


FIGURE 1.3 – Les formes de robustesse considérées dans cette thèse.

Le problème qui est posé ici est comment peut-on définir la robustesse selon ses deux formes dans le cadre de la prise de décision de maintenance? Et-il possible de quantifier la robustesse? Comment? Peut-on disposer de stratégies de maintenance robustes? Comment?

En se basant sur les deux définitions de la robustesse, nous identifions dans le cadre de nos travaux deux formes de la robustesse considérées dans un contexte d'aide à la décision en maintenance (figure 1.3).

Résilience aux variations

La première acception abordée dans le cadre de nos travaux s'intéresse à la robustesse quand elle est liée au management des risques et à la variabilité des coûts de maintenance

par rapport à leur espérance. Le coût de maintenance sur une période délimitée par deux remises à neuf successives est variable d'un cycle à l'autre. Dans le cadre de la modélisation stochastique utilisé fréquemment, il correspond à une variable aléatoire. Le coût moyen sur le long terme qui est pris en compte pour optimiser les paramètres et la structure de la règle de décision est une grandeur déterministe moyenne qui n'intègre pas cette variabilité. Lors de la mise en œuvre de la stratégie de maintenance, on peut se trouver dans une situation où la variable aléatoire sous-jacente possède une forte variance. Cela revient à dire que même si en moyenne, le coût de maintenance est bien celui qui est attendu, des cycles de maintenance peuvent se succéder avec des coûts réalisés considérablement différents. Plus cette variabilité est grande et moins la stratégie de maintenance sera considérée comme robuste. Cette faible robustesse peut poser un grand problème en terme de management et d'allocation de budget. Cette forme de robustesse peut être étendue pour les modèles dans lesquelles la stratégie de maintenance et de gestion des pièces de rechange sont optimisées conjointement. La variable aléatoire cette fois est un coût global comprenant les coûts de maintenance et de la logistique.

Prudence en cas d'incertitudes

La seconde acception s'intéresse à la robustesse quand elle est liée à la présence d'incertitudes sur le comportement du système à maintenir, voir même à la méconnaissance du niveau des informations disponibles. Les problèmes liés à cette forme de robustesse deviennent très intéressants quand les équipements qui composent le système ne possèdent pas les mêmes caractéristiques (qualité de l'équipement) [183]. Au cours de l'exploitation d'un système sur un long horizon, nombreuses sont les pièces de rechange qui rentrent dans le système et qui ne sont pas forcément de la même qualité. Par exemple, on peut avoir des composants qui tombent rapidement en panne d'autres moins rapidement. Ainsi, l'utilisation de règles de décision pour la maintenance communes à l'ensemble des composants peut engendrer une «sur-maintenance» de quelques composants à travers des remplacements trop rapides, des inspections fréquentes et une «sous-maintenance» des autres par des remplacements souvent tardifs (après la panne). Dans ce contexte, une stratégie de maintenance conditionnelle est robuste quand elle est capable d'assurer une prise de décision pertinente qui s'adapte à la qualité des composants en tirant profit au maximum des informations de la surveillance en ligne.

1.6.3 Problèmes posés

Le long de ce chapitre, nous avons présenté des éléments bibliographiques pour mieux identifier les enjeux liés à notre problématique. En effet, à travers les paragraphes précédents nous avons montré que les travaux menés jusqu'à présent dans le domaine de la modélisation et l'évaluation des stratégies de maintenance s'intéressent essentiellement à l'aspect performance de celles-ci. Toutefois, peu de travaux étudiés cherchent à quantifier et investiguer les aspects liés à la robustesse.

Nous décidons d'organiser les travaux de cette thèse en intégrant deux formes de la robustesse : une première forme pendant la phase d'évaluation et d'optimisation des stratégies de maintenance (cf. partie II) puis pour une stratégie jointe de maintenance et de gestion de pièces de rechange (cf. partie III). Ensuite, une deuxième forme est explorée dans la phase de développement de la stratégie de maintenance préventive conditionnelle qui fait l'objet de la partie IV. À travers cette section nous identifions les problèmes liés à chaque forme qui sont l'objet des trois principales contributions de cette thèse.

Sur la base des définitions de la robustesse présentées dans la section précédente, nous identifions deux problèmes s'intéressant à la prise de décision robuste au niveau de la phase d'évaluation des stratégies de maintenance à travers de nouveaux critères d'évaluation. Un troisième problème s'intéresse à l'intégration de la notion de robustesse dans la prise de décision en ligne en maintenance.

Problème d'évaluation conjointe de la performance et de la robustesse des stratégies de maintenance

La modélisation et l'évaluation conjointe de la performance et de la robustesse des stratégies de maintenance présente l'une des problématiques à laquelle nous nous intéresserons à travers ce mémoire. Nous cherchons principalement à répondre aux questions suivantes :

- Est-on en mesure de quantifier et définir la notion de robustesse pour toutes familles de stratégies de maintenance calendaires et conditionnelles ?
- Comment prendre en compte conjointement la robustesse et la performance dans l'optimisation des stratégies de maintenance ?
- Peut-on définir des indicateurs de sensibilité permettant la comparaison des deux familles de stratégies de maintenance ?

Des réponses à ces questions seront présentées dans la partie II de ce mémoire.

Problème conjoint de maintenance prévisionnelle et de gestion des pièces de rechange

Pour ce problème on s'intéressera principalement à la recherche de réponses aux questions suivantes :

- Comment peut-on modéliser la qualité des composants ?
- Comment prendre en compte conjointement le modèle pour la maintenance et celui de la gestion des pièces de rechange pour un système à composants multiples avec des pièces de qualités différentes ?
- Comment peut-on utiliser un indicateur de pronostic pour la prise de décision en approvisionnement des pièces de rechange ?
- Peut-on évaluer la performance et la robustesse du modèle conjoint développé ?

Problème de maintenance des systèmes sous plusieurs modes de dégradation inconnus

La maintenance des systèmes multi-composants comprenant des composants de qualités différentes et inconnus présente l'une des problématiques à laquelle nous nous intéresserons à travers ce mémoire. Nous cherchons principalement à répondre aux questions suivantes :

- Quelles méthodes simples de clustering et d'estimation statistique peuvent être utilisées pour le problème envisagé ? Et comment peuvent-elles limiter l'impact de la méconnaissance des informations sur la prise de décision en maintenance ?
- Comment peut-on utiliser les informations de la surveillance en ligne pour appliquer ces méthodes ?
- Comment peut-on planifier les interventions pour limiter au mieux les dépenses ?

Les réponses à ces questions feront l'objet de la partie IV de ce mémoire.

1.7 Conclusion

En synthèse, l'objectif de cette thèse consiste en trois principales contributions :

- La proposition d'un critère permettant d'évaluer conjointement la performance moyenne et la robustesse de différents types de stratégies de maintenance. Notre objectif est de proposer un critère qui permet d'avoir accès à un modèle d'évaluation simple et pertinent ;
- Le développement et l'évaluation d'une stratégie prévisionnelle conjointe de maintenance et de gestion des pièces de rechange qui s'applique à des systèmes à composants multiples ayant des qualités différentes. Notre objectif est d'intégrer les indicateurs de pronostic à la prise de décision en approvisionnement et également d'utiliser le critère d'évaluation proposé précédemment pour ce modèle de stratégie conjointe ;
- Le développement et l'évaluation de stratégies de maintenance conditionnelle avec inspection hybrides qui s'appliquent à des systèmes à composants multiples ayant des qualités différentes et inconnues. Notre objectif ici est d'intégrer la notion de robustesse dans la prise de décision en ligne, en exploitant d'avantage les informations de la surveillance et en ayant recours à des techniques d'apprentissage et d'estimation statistiques.

Le plan du reste de ce document reprend successivement chacun des points précédents. Avant cela, le chapitre suivant présente l'ensemble des outils de base que nous utilisons dans le cadre de nos travaux afin d'atteindre les objectifs précédemment définis.

Chapitre 2

Outils de base

2.1 Introduction

Nous présentons dans ce chapitre l'ensemble des outils principaux utilisés dans le cadre de cette thèse. Nous commençons par une présentation brève des outils pour l'élaboration des modèles de défaillance basée sur la dégradation du système dans la section 2.2. Ce sont les processus Gamma pour la modélisation de la dégradation continue, le modèle de défaillance de type seuil, l'algorithme des k -moyennes pour la classification non supervisée des données et la méthode de maximum de vraisemblance pour l'estimation des paramètres. Ensuite, nous présentons dans la section 2.3 les outils liés au développement, à l'évaluation et à l'optimisation des modèles de maintenance prévisionnelle. Les structures de décision de type limite de contrôle sont utilisées pour élaborer des stratégies de maintenance prévisionnelle. L'évaluation de ces stratégies se basent sur les techniques (semi-)régénératives et la simulation Monte Carlo. L'algorithme génétique est appliqué pour chercher l'optimum des modèles de maintenance. Enfin, une conclusion de ce chapitre est donnée dans la section 2.4.

2.2 Élaboration des modèles de défaillance basée sur la dégradation

2.2.1 Modèle de dégradation par processus Gamma

La modélisation de la dégradation du système constitue la première étape sur laquelle repose toute étude de maintenance prévisionnelle. Dans ce cadre de cette thèse, nous considérons la dégradation graduelle continue qui résulte de l'accumulation de divers phénomènes d'usure. Le processus Gamma dont la trajectoire est monotone croissante et infiniment divisible est en particulier adapté à la modélisation de ce type de dégradation. L'utilisation du processus Gamma pour la modélisation en maintenance est également justifiée par plusieurs travaux dans la littérature (voir par exemple l'article de revue [203]). Dans nos travaux, nous utilisons le processus Gamma homogène $\{X_t\}_{t \geq 0}$ caractérisé par le paramètre de forme $a > 0$ et le paramètre d'échelle $b > 0$. Un tel processus vérifie les propriétés suivantes

- $X_0 = 0$,
- les incréments de $\{X_t\}_{t \geq 0}$ sont stationnaires et indépendants,
- pour tout $0 \leq t \leq s$, la variable aléatoire $X_s - X_t$ suit une loi Gamma de densité de probabilité

$$f_{a \cdot (s-t), b}(x) = \frac{1}{\Gamma(a \cdot (s-t))} \cdot b^{a \cdot (s-t)} x^{a \cdot (s-t)-1} e^{-bx} \cdot 1_{\{x \geq 0\}}, \quad (2.1)$$

et de fonction de survie

$$\bar{F}_{a \cdot (s-t), b}(x) = P(X_t > x) = \frac{\Gamma(a \cdot (s-t), bx)}{\Gamma(a \cdot (s-t))}, \quad (2.2)$$

où $1_{\{\cdot\}}$ désigne la fonction indicatrice, et $\Gamma(a) = \int_0^\infty z^{a-1} e^{-z} dz$ et $\Gamma(a, x) = \int_x^\infty z^{a-1} e^{-z} dz$ représente les fonctions Gamma *complète* et *incomplète supérieure* respectivement.

Selon la valeur du couple des paramètres (a, b) , le processus Gamma homogène permet de modéliser des comportements de dégradation très divers, de quasiment déterministes à très chaotiques.

2.2.2 Modèle de défaillance de type seuil

Dans la réalité, un système est considéré comme défaillant lorsqu'il est trop dégradé. Même si cette défaillance ne manifeste pas toujours comme panne évidente (arrêt intempestif, rupture, etc.), un niveau de dégradation trop élevé est souvent inacceptable en raison de la sécurité ou des performances. Par exemple, une structure est considéré comme défaillante dès que son niveau de dégradation ne lui permet plus de résister avec une marge de sécurité suffisante à la contrainte maximale qui peut lui être appliquée. Une chaîne de production peut être considéré comme défaillant lorsqu'elle ne peut plus produire avec une qualité ou une quantité suffisante. De telle façon, nous pouvons définir L comme le seuil de défaillance fixé du système, et sa date de défaillance τ_L est le temps d'atteinte du processus de dégradation $\{X_t\}_{t \geq 0}$ à ce seuil

$$\tau_L = \inf \{t \in \mathbb{R}^+ \mid X_t \geq L\}. \quad (2.3)$$

avec la densité de probabilité

$$f_{\tau_L}(t) = \frac{a}{\Gamma(at)} \int_{Lb}^\infty (\ln(z) - \psi(at)) z^{at-1} e^{-z} dz, \quad (2.4)$$

où $\psi(v) = \frac{\partial}{\partial v} \ln(\Gamma(v))$ désigne la fonction digamma. Un tel modèle est nommé le modèle de défaillance de type seuil [39]. La figure 2.1 illustre ce modèle. Sachant le niveau de dégradation

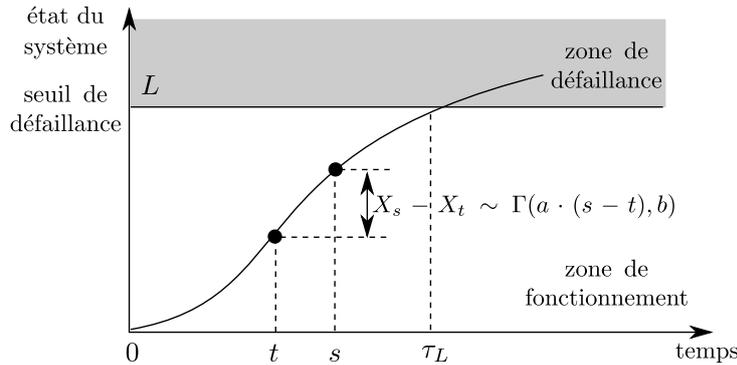


FIGURE 2.1 – Évolution schématique de la dégradation du système et du temps de défaillance.

du système à une date T_k , $X_{T_k} = x_k$, la fiabilité conditionnelle du système à la date $t \geq T_k$ est donnée par

$$\begin{aligned} R(t \mid X_{T_k} = x_k) &= P(\tau_L > t \mid X_{T_k} = x_k) = P(X_t < L \mid X_{T_k} = x_k) \\ &= P(X_t - X_{T_k} < L - x_k) = 1 - \bar{F}_{a \cdot (t - T_k), b}(L - x_k), \end{aligned} \quad (2.5)$$

où $\bar{F}_{a \cdot (t - T_k), b}(L - x_k)$ est dérivé de (2.2).

2.2.3 Spécification du modèle de défaillance basée sur la dégradation

Le modèle de défaillance basée sur la dégradation est complètement déterminé lorsque l'on connaît la valeur du couple des paramètres (a, b) . Nous nous mettons dans la situation où le système considéré est composé de plusieurs composants de qualité différente. La qualité de chacun des composants est fixée par les paramètres du processus de dégradation (cf. Partie III et Partie IV). Supposons que les données de dégradation du système sont disponibles à une date T_k , elles sont mélangées suivant les différentes qualités des composants. Pour déterminer les paramètres du processus de dégradation des composants, une procédure de deux étapes est proposée.

1. *Classification non supervisée des données de dégradation* : cette étape vise à diviser les données de dégradation en différents clusters selon la qualité des composants. L'algorithme classique des *k-moyennes* [134] est utilisé pour ce but.
2. *Estimation des paramètres de dégradation pour chaque partition* : sur la base des données de dégradation classifiées, la méthode du *maximum de vraisemblance* [119] est appliquée pour estimer les paramètres du processus de dégradation des composants.

Il faut noter que notre objectif n'est pas de développer de nouvelles méthodes pour la classification non supervisée et l'estimation de paramètres, mais plutôt d'adapter et de combiner les méthodes disponible pour l'aide à la prise de décision en maintenance. C'est la raison pour laquelle les méthodes utilisées dans cette partie sont relativement classiques. Cette procédure de spécification est illustrée dans la figure 2.2. Les données de dégradation originales générées par la loi Gamma de paramètres $(a_1, b_1) = (0.5, 0.5)$ et $(a_2, b_2) = (2, 1)$ sont représentées dans la figure 2.2a. Ces paramètres sont supposés inconnus. Après application de l'algorithme des *k-moyennes* et de la méthode du maximum de vraisemblance, nous obtenons deux clusters avec les paramètres estimés correspondants $(\hat{a}_1, \hat{b}_1) = (0.627, 0.708)$ et $(\hat{a}_2, \hat{b}_2) = (1.817, 0.937)$, voir sur la figure 2.2b. Une étude approfondie sur l'efficacité de

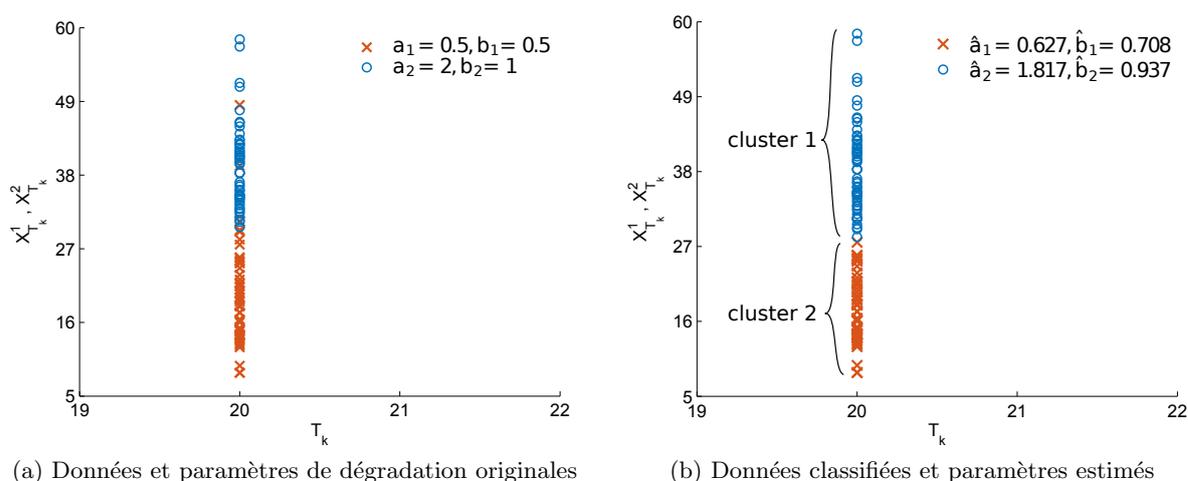


FIGURE 2.2 – Illustration de la procédure de spécification du modèle de défaillance basée sur la dégradation

cette procédure de spécification est rapportée dans la Partie IV.

2.3 Développement, évaluation et optimisation des stratégies de maintenance prévisionnelle

2.3.1 Structure de décision paramétrique de type limite de contrôle

Deux structure de pensée peuvent être développées dans l'élaboration des stratégies de maintenance. La première approche se formalise sur la base des outils de programmation dynamique [124]. Elle consiste en l'étude directe du processus de décision auquel on associe une fonction gain ou récompense. Le processus de décision est composé à chaque instant du couple (état du système étudié ; action). La stratégie est alors définie par l'ensemble des actions associées à chacun des états du système et aucune structure de décision n'est définie a priori. La seconde approche consiste à proposer a priori une structure décisionnelle généralement paramétrique qui régit la décision en fonction du contexte opérationnel courant [26]. Les paramètres de cette structure constituent alors les variables de décision du problème. Plusieurs travaux dans la littérature s'appuient sur la première approche, qui peut cependant poser deux problèmes principaux

- du côté théorique, pour des politiques de maintenance générales, il devient très vite difficile de formaliser le problème de décision et de le résoudre,
- du côté pratique, la structure de la politique optimale peut s'avérer très complexe et très mal se prêter à une mise en oeuvre «opérationnelle».

Ce sont les raisons principales pour lesquelles nous avons privilégié une structure de décision paramétrique pour l'élaboration des stratégies de maintenance. Dans le cadre des stratégies de maintenance prévisionnelle, markoviennes, stationnaires et basées sur le processus de dégradation, une telle structure admet les deux caractéristiques suivantes

- un calendrier d'inspection (périodique, séquentielle, aléatoire) est construit pour relever l'état de dégradation du système.
- une décision de remplacement/réparation du système s'appuie sur une règle de décision de type «limite de contrôle» suivant son état de dégradation.

2.3.2 Évaluation des stratégies de maintenance

L'évaluation des stratégies de maintenance fait rappel à des critères d'évaluation. De tels critères ont été introduits dans la section 1.3 du chapitre I. Ici, nous présentons les techniques différentes pour évaluer ces critères. Pour simplifier la présentation, le critère du coût moyen asymptotique par unité de temps est utilisé comme une étude de cas :

$$C_{\infty} = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E[C(t)]}{t}, \quad (2.6)$$

où $C(t)$ désigne le coût total de maintenance cumulé à l'instant t . L'évaluation de C_{∞} peut être analytique ou numérique en fonction de la complexité de la stratégie étudiée [168]. Lorsque la stratégie est relativement simple, il est possible d'utiliser le cadre théorique des processus de renouvellement en choisissant le renouvellement classique ou le renouvellement markovien pour une évaluation analytique. Certaines équations peuvent nécessiter l'usage de schémas numériques spécifiques. Dans le cas contraire, il est préférable de faire appel à l'approche purement numérique basée sur la simulation de Monte Carlo.

Technique de renouvellement

Si les stratégies de maintenance sont suffisamment simples (dégradation monotone, règles de décision statiques, inspection périodique, remplacement parfait, réparation minimale, etc.), nous pourrions identifier les instants de renouvellement (ou instants de régénération) pour le système maintenu. Ce sont des instants récurrents auxquels le système se trouve exactement dans le même état (et avec les mêmes lois qui régissent son évolution) avec une probabilité de 1 au bout d'un temps fini. Les instants de renouvellement correspondent en général aux dates de remise à neuf du système. Si la durée de l'intervention pour la remise à neuf est négligeable, et si le système est effectivement neuf à l'instant initial, on parlera de processus de renouvellement simple pour les dates de remise à neuf [55]. Dans ce cas, on peut utiliser la propriété de régénération du processus de renouvellement pour calculer le coût moyen asymptotique C_∞ [195]. En particulier, C_∞ est égal au rapport de l'espérance du coût sur un cycle de renouvellement et de la longueur moyenne du cycle :

$$C_\infty = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E[C(t)]}{t} = \frac{E[C(S)]}{E[S]}. \quad (2.7)$$

Ce résultat très important permet de ramener l'étude du système sur un horizon infini en régime stationnaire, à l'étude sur un cycle de renouvellement. Cette technique est largement utilisée dans la littérature pour évaluer les coûts de maintenance [71, 109, 128].

Technique de renouvellement markovien

Dans la mesure où les modèles de maintenance sont plus élaborés (règles de décision conditionnels et/ou dynamiques, réparation imparfaite, inspection aperiodique, etc.), les instants de renouvellement peuvent être difficiles à identifier car ils sont aléatoires et forment un processus stochastique dépendant du processus d'évolution du système maintenu. Dans ce cas, il est intéressant de chercher à réduire d'autant plus le domaine de l'étude en mettant à profit la propriété de semi-régénération [10]. Ainsi, au lieu de déterminer des instants de renouvellement, on cherche à identifier des instants de renouvellement markoviens (ou instants de semi-régénération) auxquels le système ne se retrouve pas forcément dans son état initial, mais «oublie» son passé. Cela revient à dire que la connaissance de l'état du système maintenu à l'instant de semi-régénération seul suffit pour prédire la suite de son évolution. En d'autres termes, l'évolution du système après une intervention ne dépend que du niveau de la dégradation après cette intervention. On considère donc que le processus d'évolution naturelle n'est pas affecté par l'intervention de maintenance/inspection et que l'évolution de la détérioration avant et après l'intervention est régie par la même loi. Par conséquent, il est possible de calculer l'espérance du coût de maintenance sur un horizon infini en ne s'intéressant qu'à un cycle de semi-régénération [101] :

$$C_\infty = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E[C(t)]}{t} = \frac{E_\pi[C(T)]}{E_\pi[T]}, \quad (2.8)$$

où T correspond à la longueur d'un cycle de semi-régénération en régime stationnaire, et π est la loi stationnaire de la chaîne de Markov décrivant l'état du système au début des cycles de renouvellement markovien. On peut se référer aux articles [37, 74, 111, 168] pour l'application de la technique de renouvellement markovien en évaluation des stratégies de maintenance.

Technique de simulation de Monte Carlo

Lorsque les calculs analytiques du coût moyen asymptotique sont «insolubles» (règles de décision conditionnelles avec problème de détection, modèle de dégradation complexe, observations bruitées, gestion conjointe de la maintenance et des stocks, etc.), il faut avoir recours aux méthodes numériques. Dans le cadre d'une approche stochastique, on s'intéresse naturellement à la simulation de Monte Carlo. Cette méthode consiste à exploiter le générateur de nombres aléatoires pour simuler numériquement l'évolution du système maintenu pendant une durée suffisamment longue ou jusqu'à un instant de renouvellement. Il est alors possible d'approcher C_∞ par une estimation empirique. Par exemple dans le cas d'existence d'un processus de renouvellement, on a :

$$C_\infty = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E[C(t)]}{t} = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{C(t)}{t} \simeq \frac{\sum_{i=1}^{n_{\text{sim}}} C(D_i)}{\sum_i D_i}, \quad (2.9)$$

où n_{sim} désigne le nombre de simulations et D_i la durée des cycles de renouvellement successivement simulés. Il est également possible d'approcher la limite par une valeur très grande de D . Au cours de la simulation, on comptabilise le nombre d'occurrences des différents événements et le temps passé dans les différents états possibles par des compteurs associés. à la fin de la simulation, ces compteurs fournissent l'estimation statistique des quantités d'intérêt, en établissant la moyenne sur le nombre total de simulations effectuées. Cette technique d'évaluation se trouvent dans les travaux [50, 51, 138, 237].

2.3.3 Optimisation des stratégies de maintenance

Optimiser une stratégie de maintenance revient à déterminer la valeur optimale des variables de décision suivant une fonction objectif donnée. Il existe une grande diversité de méthodes d'optimisation des stratégies de maintenance. Dans le cadre de cette thèse, nous utilisons un *algorithme génétique*. Il est fondé sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique inspirées de la théorie darwinienne [106]. Le principe est comme suit, en partant d'une population de solutions potentielles (chromosomes) initiales arbitrairement choisies, de nouvelles populations de solutions potentielles sont construites en utilisant des opérateurs évolutionnaires de sélection, de croisement et de mutation. Un algorithme génétique va faire évoluer une population afin d'améliorer les individus en fonction de leurs performance ou ce que l'on appelle fitness. Les algorithmes génétiques ont été utilisés pour l'optimisation de la fiabilité ou l'optimisation de redondance des composants dans [57, 56, 131]. Nous trouvons également dans [78, 196] une application de cet algorithme à l'optimisation des stratégies de maintenance systématique et conditionnelle.

2.4 Conclusion

Nous avons introduit dans ce chapitre une brève description de l'ensemble des outils utilisés dans le cadre de cette thèse. Par les parties suivantes, ces différents outils sont mis en œuvre pour traiter les problèmes spécifiques de l'aide à la décision en maintenance.

Deuxième partie

Quantification de la performance et de la robustesse des politiques de maintenance pour des systèmes mono-composant

Résumé de la deuxième partie

Dans le chapitre précédent, l'étude bibliographique est effectuée afin de situer les travaux de cette thèse par rapport à la littérature. Lors de cette étude bibliographique, nous avons discuté de nombreux critères qui peuvent être considérés en vue de l'évaluation et l'optimisation des politiques de maintenance. Étant donné que la surveillance budgétaire devient de plus en plus accrue en industrie, on retrouve que les exigences économiques représentent l'une des motivations majeures derrière l'optimisation de la maintenance [67], ce qui explique le choix fréquent des critères économiques lors de l'évaluation des performances de ces politiques de maintenance [31, 35, 125, 132]. En effet, les décideurs sont à la recherche des politiques de maintenance garantissant une meilleure performance économique.

Jusqu'à présent, la majorité des critères utilisés en vue de l'évaluation et l'optimisation des politiques de maintenance se focalisent essentiellement sur l'aspect de performance économique de celles-ci. En outre, un coût moyen cumulé à long terme (sur un horizon infini) par unité de temps est généralement utilisé pour évaluer l'efficacité économique des politiques de maintenance. Dans cette partie nous nous intéressons à l'aspect robustesse en plus de la performance. La robustesse d'une politique de maintenance est définie ici comme étant sa capacité à limiter la variation de coût d'un cycle de maintenance à un autre. Dans ce cadre, nous proposons un critère permettant l'évaluation conjointe de la performance et la robustesse des politiques de maintenance, ce dernier permettra la préparation du budget de maintenance pour des systèmes dont l'exploitation est étendue sur une longue durée. Cette partie est constituée de 2 chapitres (chapitre 3 et chapitre 4).

Tout d'abord nous rappelons dans le chapitre 3 le type de système étudié. Il s'agit d'un système mono-composant subissant une dégradation graduelle. Le processus Gamma homogène est utilisé pour traduire sa progression vers la panne. Ensuite, nous présentons les hypothèses sur le système maintenu. Dans un deuxième temps, nous décrivons les structures détaillées des politiques de maintenance choisies comme représentantes des deux classes de politiques de maintenance classiques : calendaire et conditionnelles. Il s'agit de la politique de remplacement par bloc pour la classe des politiques de maintenance systématiques, puis deux politiques conditionnelles de remplacement préventif basée sur une structure de type limite de contrôle. La première se base sur un schéma d'inspection et de remplacement périodique tandis que la seconde se base sur un schéma aperiodique. Comme mentionné précédemment, l'évaluation des politiques de maintenance s'appuie généralement sur un critère économique et majoritairement le critère de coût moyen à long terme. Dans la section suivante, nous développons les modèles de coûts associés à ce critère d'évaluation pour les trois politiques de maintenance considérées puis nous exhibons les désavantages de l'utilisation d'un tel critère moyen.

Afin de pallier aux risques qui peuvent avoir lieu à cause de la sous estimation budgétaire des coûts de maintenance par l'utilisation unique de la moyenne de coût, nous proposons dans le chapitre 4 un nouveau critère qui permettra également la prise en compte de la variabilité du coût d'un cycle de maintenance à un autre. Nous construisons ensuite les modèles de coût associés au nouveau critère pour les différentes politiques de maintenance étudiées. Dans un second temps nous présentons une étude numérique permettant la discussion de l'intérêt de la

considération du critère proposé. Ainsi, les politiques de maintenance étudiées sont comparées sur la base du nouveau critère. Enfin, une étude de sensibilité est réalisée afin de montrer comment chacune des politiques de maintenance étudiées règle ses variables de décision en vue de garantir la configuration la plus optimale.

L'étude réalisée montre que la performance et la robustesse sont deux concepts opposés d'une politique de maintenance, en d'autre terme la maximisation des performances d'une politique de maintenance conduit à la réduction de sa robustesse et vice versa. Par ailleurs, les résultats de cette étude prouvent que le coût d'indisponibilité du système est le principal facteur influençant la robustesse des politiques de maintenance. Les comparaisons effectuées dans cette partie entre les deux classes de politiques classiques calendaire et conditionnelle montrent à travers cette étude qu'une décision conditionnelle peut fournir un avantage économique considérable. De plus, la décision conditionnelle peut être intéressante dans certains cas dans le sens où elle garantit un meilleur compromis entre la performance et la robustesse en comparaison avec la prise de décision systématique et ceci grâce à un meilleur contrôle de l'indisponibilité du système.

Chapitre 3

Modèles classiques de quantification

3.1 Introduction

Nous considérons dans ce chapitre trois politiques de maintenance dites remplacement par bloc (BR), inspection périodique et remplacement basée sur la dégradation (PIR), et inspection basé sur le quantile et remplacement basée sur la dégradation (QIR). Elles sont respectivement les représentantes des classes des politiques de maintenance calendaire, de maintenance conditionnelle préventive (c.-à-d., maintenance conditionnelle), et de maintenance conditionnelle prévisionnelle (c.-à-d., maintenance prévisionnelle). Notre objectif est de comparer quantitativement l'efficacité économique de ces trois politiques pour des systèmes mono-composant à dégradation continue. Pour cela, le critère classique du coût de maintenance moyen asymptotique par unité de temps C_∞ est envisagé, et les modèles analytiques de coût associés sont développés sur la base de technique de renouvellement markovien. Nous notons qu'une telle étude comparative a été largement effectuée dans la littérature (nous citons par exemple les travaux [63, 109, 124]). Notre contribution ici est d'analyser, à travers la comparaison, les limites du critère C_∞ pour la quantification de l'efficacité des politiques de maintenance.

Le reste du chapitre est organisé de la manière suivante. La section 3.2 présente les hypothèses imposées pour le système mono-composant maintenu. La section 3.3 rappelle la structure de décision des trois politiques de maintenance BR, PIR et QIR. Dans la section 3.4, nous développons le modèle mathématique des politiques considérées selon critère C_∞ . Une analyse des limites de ce modèle est présentée dans la section 3.5. Finalement, nous concluons le chapitre dans la section 3.6.

3.2 Hypothèses sur le système mono-composant maintenu

Nous considérons un système constitué d'un composant ou d'un groupe de composants (du point de vue maintenance) dont la dégradation X_t évolue selon un processus Gamma de paramètres (a, b) et la défaillance survient lorsque X_t dépasse un seuil de défaillance L (voir la section 2.2 du chapitre 2). Le système est mis en marche dans son état neuf à l'instant $t = 0$ (c.-à-d., $X_0 = 0$). Deux actions de maintenance "simples" : inspection et remplacement sont supposées disponibles pour maintenir le fonctionnement du système.

3.2.1 Inspection

L'inspection est pré-requise pour la maintenance conditionnelle. Nous considérons que l'état de dégradation du système est caché et sa défaillance est non auto-décelable, ce qui nécessite une inspection pour être identifiées. Les inspections ne peuvent effectuées qu'à des

instants discrets, correspondant par exemple à des cycles de fonctionnement élémentaires. L'inspection est supposée instantanée, non destructive et permet de retourner parfaitement l'état marche/panne du système et son niveau de dégradation. Une inspection coûte un coût unitaire $C_i > 0$.

Dans la mesure des inspections discrètes, une défaillance peut survenir entre deux dates d'inspection successives. Un plan d'action est donc nécessaire pour détecter à temps cette défaillance et raccourcir l'indisponibilité du système à moindre coût [60]. Deux schémas d'inspections dits périodique et apériodique sont souvent utilisés dans la littérature [226]. Pour le premier schéma, l'intervalle d'inter-inspections est toujours fixe sans se soucier de l'état de santé ou de l'âge du système. Ce schéma est donc très simple, il est souvent privilégié dans l'industrie. Pour le second schéma, l'intervalle d'inter-inspections peut s'adapter à l'état de santé du système. Ce schéma est ainsi plus sophistiqué et souvent plus efficace que le premier.

3.2.2 Remplacement

Le remplacement est une action de maintenance permettant de restaurer un système dégradé ou en panne à un état aussi bon que neuf. Ainsi, après le remplacement, le niveau de dégradation du système est remis à zéro. En pratique, chaque remplacement nécessite une certaine durée. Pourtant, cette durée est souvent très courte par rapport à la durée de vie du système. Par conséquent, nous considérons que le remplacement prend un temps négligeable. On distingue encore le remplacement préventif du remplacement correctif selon l'état de santé du système juste avant l'intervention. Si le système est encore en fonctionnement, il s'agit d'un remplacement préventif. Au cas contraire, c'est un remplacement correctif. Les coûts de ces deux types de remplacement ne sont nécessairement pas identiques. Le remplacement correctif est imprévu et effectué sur un système plus dégradé. De plus, on pourrait inclure dans le coût remplacement correctif tous les autres coûts engendrés par la défaillance du système, tel que les dommages à l'environnement. Un remplacement correctif est probablement plus coûteux que celui préventif. En outre, pour un même type de remplacement (c;-à-d., soit préventif, soit correctif), le système peut encourir des coûts différents qui dépendent du niveau de dégradation du système avant le remplacement. Ainsi, soit $C_p(x)$ et $C_c(x)$ les coûts remplacements préventifs et correctifs liés aux niveau de dégradation x , ils vérifient la relation $0 < C_i < C_p(x) < C_c(x)$.

Étant donné que l'état de santé du système ne peut être identifié qu'à une date d'inspection, nous ne pouvons pas intervenir immédiatement lorsqu'une défaillance survient. Nous nous laissons donc la possibilité de prendre en compte un taux de coût d'indisponibilité fixé $C_d > 0$ qui correspond à l'intervalle de temps entre la défaillance du système et son remplacement prochain.

3.3 Stratégies de maintenance

Nous présentons dans cette section trois politiques de maintenance dites BR, PIR et QIR qui sont respectivement les représentantes des classes des politiques de maintenance calendaire, de maintenance conditionnelle, et de maintenance prévisionnelle.

3.3.1 Stratégie BR

La politique BR fait partie de la classe des politiques de maintenance calendaire dont la règle de décision s'appuie essentiellement sur la connaissance de la durée de vie du système [91]. Selon cette politique, le système est remplacé systématiquement à des dates $T_k = k \cdot T$, $k = 1, 2, \dots$. À une date de remplacement T_k , une règle de décision basée sur l'état marche/panne du système est adoptée.

- Si le système est en panne, il est remplacé correctivement à T_k .
- Si le système est encore en fonctionnement, il est remplacé préventivement à T_k .

La période de remplacement T est la seule variable de décision de la politique BR. La figure 3.1 illustre deux scénarios de remplacement correctif et préventif selon la politique BR. Il faut

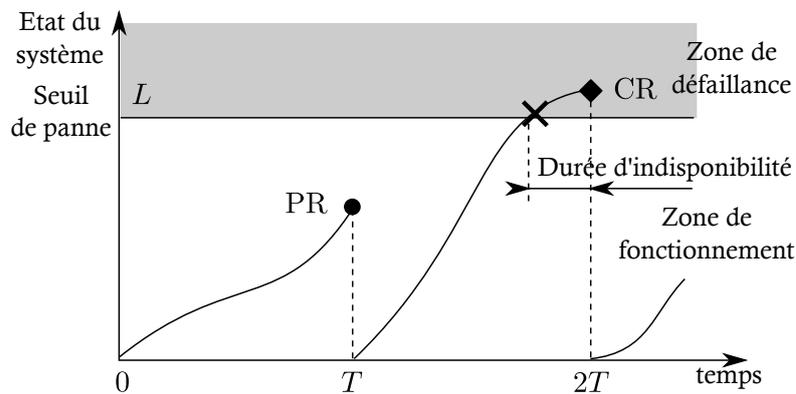


FIGURE 3.1 – Exemple d'évolution de l'état d'un système pour la politique BR.

noter qu'aucune information de surveillance en-ligne n'est nécessaire pour cette politique.

3.3.2 Stratégie PIR

L'idée fondamentale des politiques de maintenance conditionnelle est d'utiliser les informations de diagnostic de l'état de santé du système pour prendre une décision en maintenance. Pour le système étudié, le diagnostic correspond à une action d'inspection, et les informations de diagnostic sont le niveau de dégradation du système détecté à une date d'inspection. La politique PIR est la politique la plus connue de la classe des politiques de maintenance conditionnelle. Elle s'appuie sur un schéma d'inspection périodique et sur une règle de décision de remplacement basée sur le niveau de dégradation du système.

Selon la politique PIR, le système est inspecté périodiquement avec la période δ . Après une inspection à $T_k = k\delta$, $k = 1, 2, \dots$, qui révèle l'état de dégradation du système X_{T_k} , nous suivons la règle de décision de remplacement suivante.

- Si $X_{T_k} \geq L$, le système déjà défaillant à la date T_k est remplacé correctivement sans délai.
- Si $M \leq X_{T_k} < L$, le système encore en fonctionnement est remplacé préventivement à la date T_k car il est jugé trop dégradé.
- Si $X_{T_k} < M$, le système est considéré en bon fonctionnement, et aucun remplacement n'est réalisé à la date T_k .

Dans tous les cas, la date de la prochaine inspection sur le système est planifiée à $T_{k+1} = T_k + \delta$. Sachant le nouveau niveau de dégradation détecté à T_{k+1} , la même règle de décision est appliquée. La période d'inspection δ et le seuil de dégradation pour le remplacement préventif

M sont les variables de décision de la politique PIR. La figure 3.2 présente une réalisation du

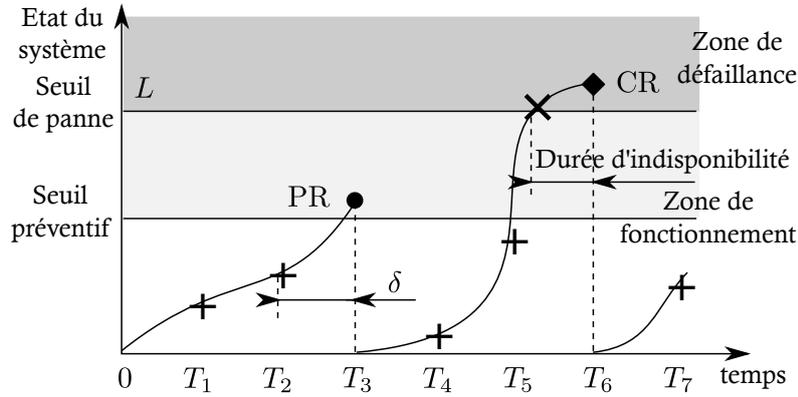


FIGURE 3.2 – Exemple d'évolution de l'état d'un système pour la politique PIR.

processus de dégradation du système maintenu en adoptant cette politique.

3.3.3 Stratégie QIR

Pour la classe des politiques de maintenance prévisionnelle, les informations de pronostic de l'état de santé du système sont introduites pour l'aide à la décision en maintenance. La durée de vie résiduelle (RUL) du système, qui représente l'intervalle de temps entre l'instant présent et la date de défaillance, est une information de pronostic intéressante, car elle permet une idée sur l'état de santé futur du système. Sachant le niveau de dégradation $X_{T_k} = x_k$ révélé à une date d'inspection T_k , la RUL conditionnelle du système à T_k est exprimée par

$$\rho_{T_k|x_k} = \tau_L - T_k \mid X_{T_k} = x_k, \quad (3.1)$$

où τ_L désigne la date de défaillance du système. La fonction de survie de $\rho_{T_k|x_k}$ à l'instant u est calculée par

$$\begin{aligned} P(\rho_{T_k|x_k} > u) &= P(\tau_L - T_k > u \mid X_{T_k} = x_k) \\ &= P(\tau_L > T_k + u \mid X_{T_k} = x_k) = R(T_k + u \mid X_{T_k} = x_k), \end{aligned} \quad (3.2)$$

où $R(T_k + u \mid X_{T_k} = x_k)$ représente la fiabilité conditionnelle du système à $T_k + u$ sachant le niveau de dégradation à T_k , $X_{T_k} = x_k$ (voir équation (2.5)). L'équation (3.2) signifie que la fonction de survie de la RUL du système à une date présente est équivalente à la fiabilité du système à une date dans l'avenir. Ceci justifie la pertinence de la RUL du système pour une grandeur de pronostic.

Pour la politique QIR, l'information de la RUL du système est utilisée pour planifier le calendrier d'inspections et de remplacements. En effet, l'état de santé du système est inspecté selon un schéma apériodique basé sur le quantile de la RUL caractérisé par un risque fixé α , $0 < \alpha < 1$. Les dates d'inspection sont alors définies par

$$T_{k+1} = T_k + \delta(X_{T_k}), \quad \delta(X_{T_k}) = \inf \{t \geq 0, R(t \mid X_{T_k}) \geq \alpha\}, \quad k = 1, 2, \dots \quad (3.3)$$

où $X_{T_0} = X_0 = 0$, et $R(t \mid X_{T_k})$ est donné par l'équation (2.5). Nous pouvons remarquer que pour une valeur fixée de X_{T_k} , l'intervalle d'inter-inspection devient plus court pour un risque

α élevé. Ceci veut dire que le schéma d'inspection basé sur le quantile de la RUL s'adapte très bien à l'état de santé du système, et les inspections sont d'autant plus fréquentes que le système est dégradé. Sachant le niveau de dégradation du système X_{T_k} révélé par une inspection à la date T_k , $k = 1, 2, \dots$, nous suivons la règle de remplacement similaire que celle de la politique PIR.

- Si $X_{T_k} \geq L$, le système déjà défaillant à la date T_k est remplacé correctivement sans délai.
- Si $M \leq X_{T_k} < L$, le système encore en fonctionnement est remplacé préventivement à la date T_k car il est jugé trop dégradé.
- Si $X_{T_k} < M$, le système est considéré en bon fonctionnement, et aucun remplacement n'est réalisé à la date T_k .

Après un remplacement, qu'il soit préventif ou correctif à la date T_k , le système est remis à neuf et la prochaine inspection est alors planifiée à la date $T_{k+1} = T_k + \delta(0)$. Sinon, la date de la prochaine inspection est programmée à $T_{k+1} = T_k + \delta(X_{T_k})$. Sachant le nouveau niveau de dégradation détecté à T_{k+1} , la même règle de décision est répétée. Les deux variables de décision pour la politique QIR sont le risque α et le seuil de remplacement préventif M . La

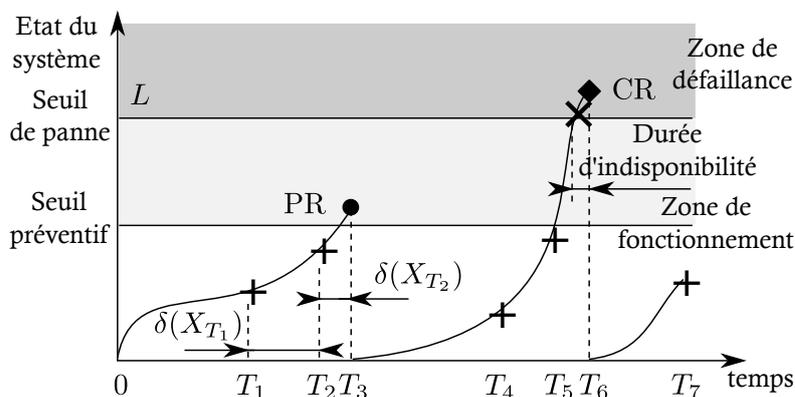


FIGURE 3.3 – Exemple d'évolution de l'état d'un système pour la politique QIR.

figure 3.3 illustre une réalisation du processus de dégradation du système soumis à la politique QIR.

3.4 Modèle classique de coût

Dans cette section, nous nous concentrons au développement des modèles mathématiques pour les politiques BR, PIR et QIR selon le critère classique du coût moyen asymptotique par unité de temps C_∞ . Comme discuté dans la section 2.3 du chapitre 2, nous pouvons recourir aux techniques de renouvellement ou de renouvellement markovien pour développer analytiquement ces modèles. En effet, dans [109], les auteurs ont utilisé la technique de renouvellement pour calculer le coût moyenne asymptotique par unité de temps des politiques BR et PIR. Afin de ne pas répéter le travail, nous développons ici uniquement le modèle analytique pour la politique QIR en utilisant la technique de renouvellement markovien. Nous notons qu'un tel modèle est développé pour la première fois dans cette thèse, même si la politique QIR fût disponible depuis peu dans la littérature. La technique de renouvellement markovien permet l'exploitation des propriétés semi-régénérative du processus de dégradation pour réduire le domaine de l'étude. Pour tirer partie de ces propriétés, il faut

s'intéresser à l'évolution du système maintenu sur une période de temps s'étalant entre deux inspections successives. On peut alors être amené à considérer le niveau de dégradation du système étudié aux deux instant d'inspection de deux manières différentes : juste avant l'action de maintenance éventuelle ou juste après. Pour distinguer ces deux options, nous ferons référence dans la suite à l'instant de k -ième inspection T_k sous la forme T_k^- lorsque l'action de maintenance éventuelle n'est pas encore réalisée ou T_k^+ lorsque l'action de maintenance éventuelle est réalisée. Étant donné que les actions de maintenances sont toutes considérées comme parfaites, le niveau de dégradation à l'instant T_k^+ en cas de maintenance est $X_{T_k^+} = 0$. Tenant compte des différents coûts de maintenance engendrés de la politique QIR, son coût moyen asymptotique par unité de temps C_∞^{QIR} peut être réécrit comme

$$\begin{aligned} C_\infty^{QIR} &= \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{C^{QIR}(t)}{t} = \frac{E_\pi [C^{QIR}([T_{k-1}^-, T_k^-])] }{E_\pi [\delta(X_{T_{k-1}^+})]} \\ &= \frac{C_i + E_\pi [C_p([T_{k-1}^-, T_k^-])] + E_\pi [C_c([T_{k-1}^-, T_k^-])] + C_d \cdot E_\pi [W_d([T_{k-1}^-, T_k^-])]}{E_\pi [\delta(X_{T_{k-1}^+})]}, \end{aligned} \quad (3.4)$$

où π est la loi stationnaire de la chaîne de Markov $\{Y_k\}_{k \in \mathbb{N}}$, $Y_k = X_{T_k^-}$, décrivant l'évolution de la dégradation du système à des instants d'inspection T_k^- . $[T_{k-1}^-, T_k^-]$ représente le k -ième cycle de renouvellement markovien et $\delta(X_{T_{k-1}^+})$ est la longueur du cycle. $C_p([T_{k-1}^-, T_k^-])$, $C_c([T_{k-1}^-, T_k^-])$ et $W_d([T_{k-1}^-, T_k^-])$ sont respectivement les coûts aléatoires de remplacement préventif et correctif et la durée de l'indisponibilité du système sur $[T_{k-1}^-, T_k^-]$. Dans ce qui suit, nous nous focalisons sur la formulation de la loi stationnaire $\pi(x)$ et sur le calcul des différentes espérances intervenant dans C_∞^{QIR} .

3.4.1 Loi stationnaire de la chaîne $\{Y_k\}_{k \in \mathbb{N}}$

L'état du système maintenu aux instants d'inspection est pris en compte juste avant la réalisation d'une éventuelle action de remplacement préventif ou correctif. Soit $[T_{k-1}^-, T_k^-]$, $k = 1, 2, \dots$ un intervalle de temps entre deux inspections consécutives. Cet intervalle correspond à un cycle de renouvellement Markovien. Dans la suite, $y = X_{T_{k-1}^-}$ et $x = X_{T_k^-}$ représentant respectivement les niveaux de dégradation du système maintenu observés au début et à la fin de cycle (avant maintenance). Nous rappelons par ailleurs $\{Y_k\}_{k \in \mathbb{N}}$ la chaîne de Markov décrivant l'état du système aux instants d'inspection avant toute intervention de maintenance, ce qui signifie $Y_k = X_{T_k^-}$.

La loi de transition de la chaîne de Markov $\{Y_k\}_{k \in \mathbb{N}}$ est telle que :

$$dF(x|y) = \begin{cases} f_{a,\delta(0),b}(x) \cdot dx & \text{si } y \geq M \\ f_{a,\delta(y),b}(x-y) \cdot 1_{\{x \geq y\}} \cdot dx & \text{si } y < M \end{cases} \quad (3.5)$$

L'expression précédente de $dF(x|y)$ s'obtient par énumération les différents scénarios possibles au cours du cycle de renouvellement markovien $[T_{k-1}^-, T_k^-]$. Il sont au nombre de deux :

- *Scénario 1* : $y < M$ le système est laissé dans le même état $X_{T_{k-1}^+} = X_{T_{k-1}^-} = y$ à T_{k-1}^+ , une inspection est programmée après $\delta(y)$ unités de temps selon l'équation (3.3) (c.-à-d., à l'instant $T_k = T_{k-1} + \delta(y)$). La valeur de la fonction densité de probabilité correspondant à une dégradation $X_{T_k^-} - X_{T_{k-1}^+}$ jusqu'à l'inspection suivante est $f_{a,\delta(y),b}(x-y)$ donnée par l'équation (2.1).

- *Scénario 2* : $y \geq M$ un remplacement (préventif ou correctif) est effectué à T_{k-1}^- . À la fin du remplacement instantané, le système est dans un état neuf ($X_{T_{k-1}^+} = 0$). L'inspection suivante est planifiée après $\delta(0)$ unités de temps selon l'équation (3.3) (c.-à-d., à $T_k = T_{k-1} + \delta(0)$). La valeur de la densité de probabilité correspondante à l'incrément de dégradation $X_{T_k^-} - X_{T_{k-1}^+}$ est $f_{a,\delta(0),b}(x)$ donnée par l'équation (2.1).

Lorsqu'elle existe, la mesure stationnaire π de la chaîne de Markov $\{Y_k\}_{k \in \mathbb{N}}$ est la solution d'une équation d'invariance de la forme

$$d\pi(x) = \int_0^\infty dF(x|y) d\pi(y), \quad (3.6)$$

En remplaçant dans l'équation précédente $dF(x|y)$ par l'expression donnée dans l'équation (3.5), il vient $d\pi(x) = \pi(x) dx$ avec

$$\pi(x) = f_{a,\delta(0),b}(x) \cdot \int_M^\infty \pi(y) dy + \int_0^{\min(x,M)} f_{a,\delta(y),b}(x-y) \pi(y) dy. \quad (3.7)$$

On a donc successivement

- si $x < M$,

$$\pi(x) = f_{a,\delta(0),b}(x) \cdot \int_M^\infty \pi(y) dy + \int_0^x f_{a,\delta(y),b}(x-y) \pi(y) dy, \quad (3.8)$$

- si $x \geq M$,

$$\pi(x) = f_{a,\delta(0),b}(x) \cdot \int_M^\infty \pi(y) dy + \int_0^M f_{a,\delta(y),b}(x-y) \pi(y) dy. \quad (3.9)$$

Les équations (3.7) ou (3.8)-(3.9) sont des équations intégrales homogènes dont la résolution analytique dans le cas général ne permet pas d'obtenir de forme explicite. La loi stationnaire $\pi(x)$ peut cependant être calculée numériquement. Dans la littérature, de nombreuses méthodes analytiques et numériques sont proposées pour résoudre ce type d'équations intégrales [11]. Il est par exemple possible de représenter (3.7) sous la forme $\pi(x) = g(\pi(x))$ où $g(\cdot)$ est une fonction continue. Ainsi $\pi(x)$ est un point fixe de g . Sur cette base, on peut procéder numériquement par approximation de la fonction π sous forme discrète selon un maillage $x_i = i\Delta x$ sur $[0, +\infty)$.

3.4.2 Espérances par rapport à loi stationnaire π

La durée moyenne du k -ième cycle de renouvellement markovien

La durée du k -ième cycle de renouvellement markovien $[T_{k-1}^-, T_k^-]$ dépend du niveau de dégradation du système au début du cycle $X_{T_{k-1}^-} = y$

$$\delta(X_{T_{k-1}^+}) = \delta(y) \cdot 1_{\{y < M\}} + \delta(0) \cdot 1_{\{y \geq M\}} \quad (3.10)$$

Sa valeur moyenne par rapport à la loi stationnaire π s'écrit

$$\begin{aligned} E_\pi \left[\delta(X_{T_{k-1}^+}) \right] &= E_\pi \left[\delta(y) \cdot 1_{\{y < M\}} + \delta(0) \cdot 1_{\{y \geq M\}} \right] \\ &= \int_0^M \delta(y) \pi(y) dy + \delta(0) \cdot \int_M^\infty \pi(y) dy. \end{aligned} \quad (3.11)$$

Coût moyen de remplacement préventif sur le k -ième cycle de renouvellement markovien

Le système en fonctionnement est remplacé préventivement à $T_k = \delta(y)$ si $X_{T_{k-1}^-} = y$ et $X_{T_{k-1}^-} < M \leq X_{T_k^-} < L$. En outre, le coût du remplacement préventif dépend du niveau de dégradation $X_{T_k^-}$ détecté à T_k^- . Ainsi, le coût préventif moyen par rapport à la loi stationnaire π s'exprime par

$$\begin{aligned} E_\pi [C_p ([T_{k-1}^-, T_k^-])] &= E_\pi \left[C_p (X_{T_k^-}) \cdot 1_{\left\{ X_{T_{k-1}^-} < M \leq X_{T_k^-} < L, X_{T_{k-1}^-} = y \right\}} \right] \\ &= \int_0^M \int_{M-y}^{L-y} C_p (y+z) f_{a,\delta(y),b} (z) \pi (y) dz dy. \quad (3.12) \end{aligned}$$

Coût moyen de remplacement correctif sur le k -ième cycle de renouvellement markovien

Le système défaillant est remplacé correctivement à $T_k = \delta(y)$ si $X_{T_{k-1}^-} = y$ et $X_{T_{k-1}^-} < M < L \leq X_{T_k^-}$. En outre, le coût du remplacement correctif dépend du niveau de dégradation $X_{T_k^-}$ détecté à T_k^- . Le coût correctif moyen par rapport à la loi stationnaire π est donné par

$$\begin{aligned} E_\pi [C_c ([T_{k-1}^-, T_k^-])] &= E_\pi \left[C_c (X_{T_k^-}) \cdot 1_{\left\{ X_{T_{k-1}^-} < M < L \leq X_{T_k^-}, X_{T_{k-1}^-} = y \right\}} \right] \\ &= \int_0^M \int_{L-y}^\infty C_c (y+z) f_{a,\delta(y),b} (z) \pi (y) dz dy. \quad (3.13) \end{aligned}$$

Durée moyenne de l'indisponibilité du système sur le k -ième cycle de renouvellement markovien

D'une manière similaire, l'expression de la durée moyenne de l'indisponibilité du système sur le k -ième cycle de renouvellement markovien est donnée par

$$\begin{aligned} E_\pi [W_d ([T_{k-1}^-, T_k^-])] &= E_\pi \left[\int_{T_{k-1}^-}^{T_k^-} 1_{\left\{ X_{T_{k-1}^-} < M < L \leq X_t, X_{T_{k-1}^-} = y \right\}} dt \right] \\ &= \int_0^M \left(\int_0^{\delta(y)} \bar{F}_{a,b} (L-y) dt \right) \pi (y) dy. \quad (3.14) \end{aligned}$$

Ainsi, le coût moyen asymptotique par unité de temps C_∞^{QIR} est obtenu en substituant les équations (3.11), (3.12), (3.13) et (3.14) dans l'équation (3.4). Pour une illustration, nous considérons le système caractérisé par les paramètres $a = 0.1$, $b = 0.1$ et $L = 10$. Les opérations de maintenance engendrent les coûts $C_i = 5$, $C_d = 35$, $C_c = 100$ et

$$C_p (X_t) = C_0 + \frac{C_c - C_0}{2} \left(\frac{X_t - M_s}{L - M_s} \right)^2 \cdot 1_{\{M_s < X_t < L\}}, \quad (3.15)$$

où $C_0 = 50$ désigne le coût de base d'un remplacement préventif, et $M_s = 15$ représente le seuil de dégradation du système. Nous avons pris pour simplifier un coût de remplacement correctif fixe et un coût de remplacement préventif proportionnel à la dégradation comme donné dans la figure 3.4. La fonction coût du PR est initialisée par un coût fixe (avec $C_0 = 50$), et croît de manière régulière lorsque le niveau de dégradation devient plus élevé et dépasse un seuil de système M_s . La figure 3.5 représente la forme de C_∞^{QIR} lorsque α et M varient.

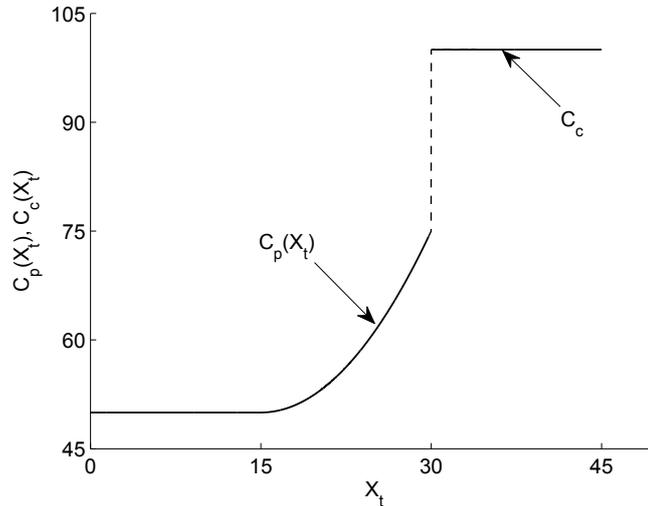


FIGURE 3.4 – Fonction de coût des actions de remplacement préventif et remplaceent correctif.

On trouve que l'optimum de la politique QIR est obtenu à $\alpha_{opt} = 0.44$ et $M_{opt} = 15.8$ avec

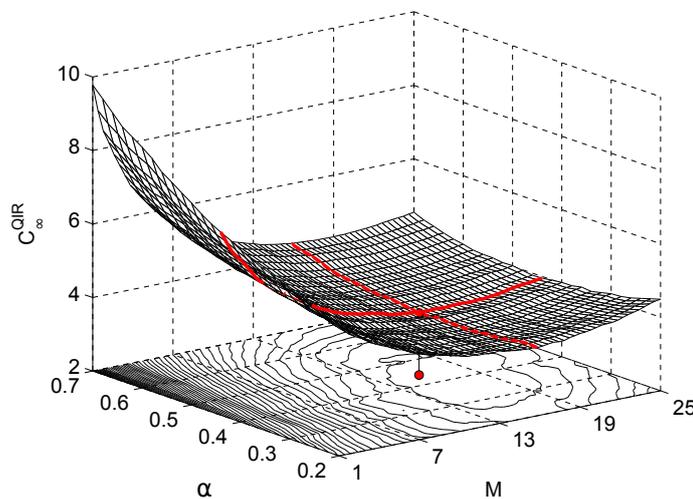


FIGURE 3.5 – Illustration d'optimisation de la politique QIR.

un coût moyen asymptotique par unité de temps optimal $C_{\infty,opt}^{QIR} = 3.6869$.

3.5 Limites du modèle classique

Nous analysons dans cette section les limites du modèle classique dans l'évaluation l'efficacité d'une politique de maintenance. Rappelons que l'efficacité comprend la *performance* et

la *robustesse*. La performance d'une politique de maintenance est sa capacité d'économiser le coût de maintenance. Elle est évaluée par le critère "coût moyen asymptotique par unité de temps" C_∞ . La robustesse d'une politique de maintenance est définie comme sa capacité de résister à la variation des coûts de maintenance du cycle de remplacement à un autre. Cette variation est mesurée par $K = \frac{C(S)}{S}$ qui est le taux de coût de maintenance sur un certain cycle de remplacement, où S désigne la longueur d'un cycle de remplacement. L'évaluation de la performance des politiques BR, PIR et QIR est relativement classique et déjà discutée par Huynh *et al.* dans [109], nous ne répétons pas le travail ici. En revanche, nous nous intéressons plus particulièrement à la robustesse de ces politiques et nous montrons que les modèles basés sur le critère "coût moyen asymptotique par unité de temps" C_∞ n'engendrent pas des politiques de maintenance robustes.

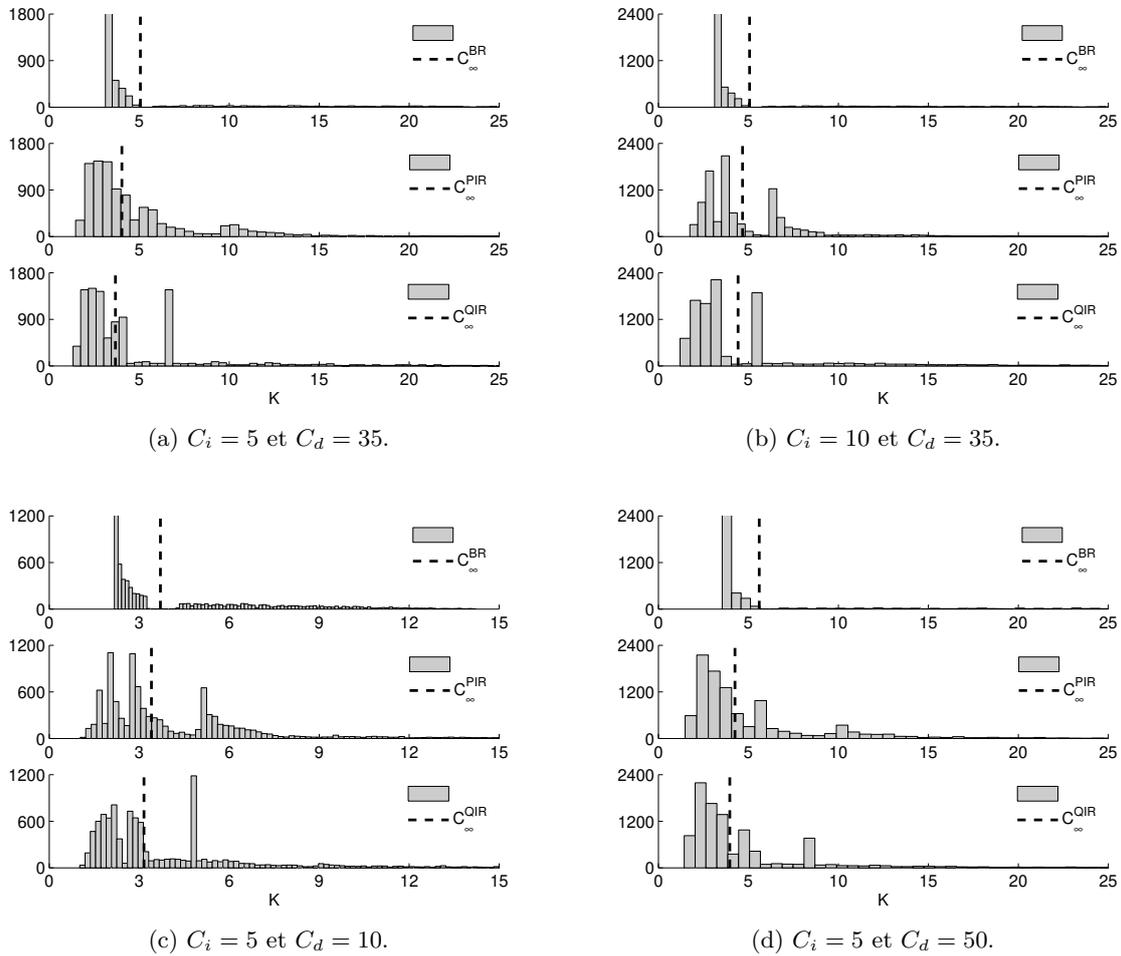


FIGURE 3.6 – C_∞ optimal et histogrammes de K des politiques BR, PIR et QIR.

Notre étude est effectuée sur la base du système introduit dans l'exemple de la section 3.4 avec les mêmes coûts de remplacements préventif et correctif. Deux situations de coûts d'inspection et d'indisponibilité par unité de temps sont considérées :

1. le taux du coût d'indisponibilité est fixé à $C_d = 35$, et les coût d'inspection sont à une valeur faible $C_i = 5$ et ensuite à une valeur importante $C_i = 10$,
2. le coût d'inspection est fixé à $C_i = 5$, et les taux du coût d'indisponibilité sont à une

valeur faible $C_d = 10$ et ensuite à une valeur importante $C_d = 50$.

Pour chacune des situations, nous optimisons les politiques BR, PIR et QIR selon le critère C_∞ et nous étudions les histogrammes de K lorsque les politiques sont dans leur configurations optimales. La figure 4.2 montre le résultat obtenu. Nous trouvons que pour toutes les situations considérées, les histogrammes de la politique BR sont moins dispersés que les deux autres politiques. Ceci veut dire la politique BR est la plus robuste. Cependant, le coût moyen asymptotique par unité de temps optimal C_∞ de cette politique est aussi plus grand que les restes. La politique BR est donc désavantageuse du point de vue performance économique moyenne. Ainsi, en quantifiant l'efficacité d'une politique de maintenance comprenant la performance et la robustesse, nous devons faire face à deux critères contradictoires. Évidemment, les modèles de quantification basées sur un seul critère de coût moyen asymptotique par unité de temps ne sont pas suffisants. Ceci est la limite majeure des modèles classiques.

3.6 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre la structure de décision de trois politiques de maintenance : BR, PIR et QIR. Le modèle classique de coût de la politique QIR a été développé analytiquement sur la base du critère de coût moyen asymptotique par unité de temps C_∞ et du technique de renouvellement markovien. Nous avons également introduit la grandeur du taux de coût de maintenance sur un certain cycle de remplacement K pour mesurer la variation des coûts de maintenance d'un cycle de remplacement à un autre. Étudier conjointement C_∞ et le histogramme de K dans la configuration optimale des politiques de maintenance montre que les modèles classiques ne permettent pas de politiques de maintenance robustes. Il est donc nécessaire de chercher d'autres critères et modèles d'évaluation. Ceci est l'objectif principal du chapitre 4.

Chapitre 4

Modèle robuste de quantification

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous proposons un nouveau critère économique permettant de quantifier conjointement la performance et la robustesse des stratégies BR, PIR et QIR. Ce critère est une combinaison linéaire du coût moyen asymptotique de maintenance par unité de temps C_∞ et de l'écart type du taux de coût de maintenance sur un certain cycle de remplacement K présenté dans le chapitre 3. Les modèles mathématiques de coût basés sur ce critère sont développés pour les stratégies BR, PIR et QIR. Par le biais de ces modèles, nous ré-évaluons les stratégies de maintenance considérées afin d'avoir une vue plus précise sur leur efficacité lorsque la robustesse est prise en compte.

Le reste du chapitre est organisé comme suit. Le nouveau critère économique est présenté dans la section 4.2. La formalisation mathématique de l'écart-type de K pour stratégies BR, PIR et QIR est menée dans la section 4.3. L'intérêt du nouveau critère par rapport au critère classique C_∞ est ensuite analysé dans la section 4.4. Dans la section 4.5, une comparaison des stratégies considérées selon le nouveau critère est effectuée. Enfin, nous concluons le chapitre dans la section 4.6.

4.2 Critère économique proposé

Le but de cette section est de proposer un critère permettant de quantifier conjointement la performance et la robustesse des stratégies BR, PIR et QIR. Rappelons à nouveau que la performance d'une stratégie de maintenance est sa capacité d'économiser le coût de maintenance, et la robustesse est sa capacité de résister la variation des coûts de maintenance d'un cycle de remplacement à un autre. Cette variation peut-être caractérisée par le taux de coût de maintenance sur un certain cycle de remplacement $K = \frac{C(S)}{S}$. Une stratégie de maintenance est dite robuste si l'écart-type σ de K est relativement faible. Mathématiquement, σ est exprimé par

$$\sigma = \sqrt{\mu_2 - \mu^2}, \quad (4.1)$$

où $\mu = E(K)$ et $\mu_2 = E(K^2)$ sont respectivement l'espérance mathématique et le moment d'ordre 2 de K . À l'instar du critère de portefeuille développé par Markowitz dans [136], notre nouvelle fonction objectif est définie comme une combinaison linéaire du coût moyen asymptotique par unité de temps C_∞ et de l'écart-type σ

$$\varphi = C_\infty + \lambda \cdot \sigma, \quad (4.2)$$

où $\lambda \geq 0$ est une constante représentant le poids relatif de la variabilité des coûts en fonction de la moyenne affectant la décision. Des critères similaires que le notre sont aussi proposés

dans [45] et [85]. Quand λ prend une valeur faible le décideur favorise la performance de la stratégie, sinon il met en avant la robustesse. Lorsque $\lambda = 0$, le critère (4.2) revient au critère C_∞ classique. À ce titre, le critère de coût φ que nous proposons semble être plus approprié que le coût moyen asymptotique par unité de temps C_∞ pour l'évaluation des stratégies de maintenance grâce à sa prise en compte à la fois de la performance et de la robustesse.

4.3 Formalisation de l'écart-type de K

L'évaluation de φ nécessite la connaissance de C_∞ et σ . Le calcul de C_∞ pour les stratégies BR, PIR et QIR est relativement classique, et a été fait en partie dans la section 3.4 du chapitre II. Dans cette section, nous cherchons à formuler mathématiquement l'expression analytique de l'écart-type σ pour les trois stratégies considérées.

4.3.1 Stratégie BR

Pour la stratégie BR, le système est remplacé soit préventivement soit correctivement par un système aussi bon que neuf après chaque période T . Un cycle de remplacement S correspond donc à une période de remplacement T , et le taux du coût de maintenance sur un cycle de remplacement K^{BR} est donné par

$$K^{BR} = \frac{C^{BR}(T)}{T} = \frac{C_p(X_T) \cdot 1_{\{X_T < L\}} + C_c(X_T) \cdot 1_{\{X_T \geq L\}} + C_d \cdot W_d^{BR}(T)}{T}, \quad (4.3)$$

où $W_d^{BR}(T)$ désigne la durée d'indisponibilité par unité de temps sur un cycle de remplacement

$$W_d^{BR}(T) = (T - \tau_L) \cdot 1_{\{\tau_L < T\}} = \int_0^T 1_{\{X_t \geq L\}} dt. \quad (4.4)$$

De (4.3), l'espérance mathématique de K^{BR} est calculé par

$$\begin{aligned} \mu^{BR} &= E[K^{BR}] \\ &= \frac{1}{T} \left(\int_0^L C_p(x) \cdot f_{a,T,b}(x) dx + \int_L^\infty C_c(x) \cdot f_{a,T,b}(x) dx + C_d \cdot \int_0^T \bar{F}_{a,t,b}(L) dt \right), \end{aligned} \quad (4.5)$$

et le moment d'ordre 2 associé est

$$\begin{aligned} \mu_2^{BR} &= E[(K^{BR})^2] = \frac{1}{T^2} \left(\int_0^L C_p^2(x) \cdot f_{a,T,b}(x) dx + \right. \\ &\quad \left. \int_L^\infty C_c^2(x) \cdot f_{a,T,b}(x) dx + 2C_d \cdot \int_0^T \left(\int_L^\infty \left(\int_x^\infty C_p(z) \cdot f_{a,T,b}(z) dz \right) f_{a,t,b}(x) dx \right) dt \right. \\ &\quad \left. + C_d^2 \cdot \int_0^T (T-t)^2 \cdot f_{\tau_L}(t) dt \right), \end{aligned} \quad (4.6)$$

où $f_{a,T,b}$, $\bar{F}_{a,t,b}$ et f_{τ_L} sont dérivées de (2.1), (2.2) et (2.4) respectivement. En substituant (4.5) et (4.6) dans (4.1), nous obtenons l'expression de l'écart-type σ^{BR} de la stratégie BR.

4.3.2 Stratégie PIR

Selon la stratégie PIR, le système est remplacé soit préventivement soit correctivement sans aucun délai après une inspection s'il est détecté trop dégradé ou en panne. Ainsi, nous

supposons que le système est remplacé à la k -ième instant d'inspection, où $k = 1, 2, \dots$. La longueur d'un cycle de remplacement est donc $S = k \cdot \delta$, et le taux du coût de maintenance sur un cycle de remplacement K^{PIR} est donné par

$$K^{PIR} = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k\delta} \left((C_p(X_{k\delta}) + k \cdot C_i) \cdot 1_{\{X_{(k-1)\delta} < M \leq X_{k\delta} < L\}} \right. \\ \left. + (C_c(X_{k\delta}) + k \cdot C_i) \cdot 1_{\{X_{(k-1)\delta} < M < L \leq X_{k\delta}\}} + C_d \cdot W_d^{PIR}(k\delta) \right), \quad (4.7)$$

où $W_d^{PIR}(k\delta)$ désigne la durée d'indisponibilité par unité de temps sur un cycle de remplacement. D'après la stratégie PIR, celle-ci correspond à la durée entre le date de défaillance et la date de remise en marche du système sur la dernière période inspection (i.e. intervalle $[(k-1)\delta, k\delta]$). Ainsi, $W_d^{PIR}(k\delta)$ s'exprime comme suit

$$W_d^{PIR}(k\delta) = (k\delta - \tau_L) \cdot 1_{\{(k-1)\delta < \tau_L \leq k\delta\}} = \int_{(k-1)\delta}^{k\delta} 1_{\{X_{(k-1)\delta} < M < L \leq X_t\}} dt. \quad (4.8)$$

De (4.7), l'espérance mathématique de K^{PIR} est calculé comme suit

$$\mu^{PIR} = E[K^{PIR}] = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k\delta} \left(\int_0^M \left(\int_{M-x}^{L-x} (C_p(x+z) + k \cdot C_i) f_{a,\delta,b}(z) dz \right. \right. \\ \left. \left. + \int_{L-x}^{\infty} (C_c(x+z) + k \cdot C_i) f_{a,\delta,b}(z) dz \right. \right. \\ \left. \left. + C_d \int_{(k-1)\delta}^{k\delta} \bar{F}_{a,(t-(k-1)\delta),b}(L-x) dt \right) f_{a,(k-1)\delta,b}(x) dx \right), \quad (4.9)$$

où $f_{a,\cdot,b}$ et $\bar{F}_{a,\cdot,b}$ sont respectivement dérivées des équations (2.1) et (2.2). De manière similaire, le moment d'ordre 2 de K^{PIR} s'exprime par

$$\mu_2^{PIR} = E[(K^{PIR})^2] = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k\delta} \left(\int_0^M \left(\int_{M-x}^{L-x} (C_p(x+z) + k \cdot C_i)^2 f_{a,\delta,b}(z) dz \right. \right. \\ \left. \left. + \int_{L-x}^{\infty} (C_c(x+z) + k \cdot C_i)^2 f_{a,\delta,b}(z) dz \right) f_{a,(k-1)\delta,b}(x) dx \right. \\ \left. + 2 \cdot C_d \int_{(k-1)\delta}^{k\delta} \left(\int_0^M \left(\int_{L-x}^{\infty} \left(\int_{x+z}^{\infty} (C_c(y) + kC_i) f_{ak\delta,b}(y) dy \right) f_{a,(t-(k-1)\delta),b}(z) dz \right) \right. \right. \\ \left. \left. \times f_{a,(k-1)\delta,b}(x) dx \right) dt + C_d^2 \int_{(k-1)\delta}^{k\delta} (k\delta - t)^2 f_{\tau_L}(t) dt \right), \quad (4.10)$$

où $f_{a,\cdot,b}$ et f_{τ_L} sont dérivées de (2.1) et (2.4). En remplaçant (4.9) et (4.10) dans (4.1), nous obtenons l'expression de l'écart-type σ^{PIR} pour la stratégie PIR.

4.3.3 Stratégie QIR

Comme dans le cas de stratégie PIR, nous supposons que le remplacement, soit préventive, soit corrective, du système est effectué à la k -ième date d'inspection, où $k = 1, 2, \dots$. Ainsi,

le taux du coût de maintenance sur un cycle de remplacement K^{QIR} pour la stratégie QIR s'exprime par

$$K^{QIR} = \frac{1}{\sum_{k=1}^{\infty} T_k \cdot 1_{\{X_{T_{k-1}} < M \leq X_{T_k}\}}} \cdot \sum_{k=1}^{\infty} \left((C_p(X_{T_k}) + k \cdot C_i) \cdot 1_{\{X_{T_{k-1}} < M \leq X_{T_k} < L\}} + (C_c(X_{T_k}) + k \cdot C_i) \cdot 1_{\{X_{T_{k-1}} < M < L \leq X_{T_k}\}} + C_d \cdot W_d^{QIR}(T_k) \right), \quad (4.11)$$

où la date T_k est obtenue de (3.3), et $W_d^{QIR}(T_k)$ désigne la durée d'indisponibilité par unité de temps sur un cycle de remplacement

$$W_d^{QIR}(T_k) = (T_k - \tau_L) \cdot 1_{\{T_{k-1} < \tau_L \leq T_k\}} = \int_{T_{k-1}}^{T_k} 1_{\{X_{T_{k-1}} < M < L \leq X_t\}} dt, \quad (4.12)$$

Vu le dynamisme du schéma d'inspection basé sur le quantile de la RUL (3.3), la formalisation analytique de $\mu^{QIR} = E[K^{QIR}]$ et $\mu_2^{QIR} = E[(K^{QIR})^2]$ depuis (4.11) est extrêmement complexe voire impossible. C'est la raison pour laquelle, nous avons eu recours à la simulation de Monte Carlo pour estimer μ^{QIR} et μ_2^{QIR} .

4.4 Intérêt du nouveau critère économique

Cette section vise à utiliser des exemples numériques pour

1. justifier l'existence de l'optimum pour les stratégies BR, PIR et QIR lorsqu'on adopte le critère φ ,
2. montrer l'intérêt de ce nouveau critère par rapport au critère classique C_∞ dans la recherche d'un compromis entre la performance et la robustesse d'une stratégie de maintenance.

Pour cela, nous utilisons à nouveau le système et la configuration des coût de maintenance présentés dans l'exemple de la section 3.4 du chapitre 3. Pour le premier but, nous fixons le poids λ à 1.5 et nous traçons dans la figure 4.1 la forme de φ des stratégies BR, PIR et QIR lorsque leurs variables de décision varient. La convexité de la courbe φ^{BR} et des surfaces φ^{PIR} et φ^{QIR} justifie l'existence d'un réglage optimal des variables de décision selon le nouveau critère d'économique. En effet, par une méthode d'optimisation classique, nous trouvons des configurations optimales des stratégies considérées comme dans la table 4.1. Pour le second

TABLE 4.1 – Configurations optimales des stratégie BR, PIR et QIR.

Stratégie	Optimum	φ à optimum
BR	$T_{opt} = 9.8$	$\varphi_{opt}^{BR} = 12.1623$
PIR	$\delta_{opt} = 6.2, M_{opt} = 12.9$	$\varphi_{opt}^{PIR} = 11.4598$
QIR	$a_{opt} = 0.56, M_{opt} = 18.4$	$\varphi_{opt}^{QIR} = 10.0674$

but, nous fixons λ à 0, 1.5 et 2.5 respectivement, et optimisons les stratégies BR, PIR et QIR selon le critère (4.2). Nous présentons dans la figure 4.2 les coûts moyens asymptotiques C_∞ et les histogrammes de K associés à la configuration optimale de ces stratégies de maintenance. Intuitivement, nous trouvons que plus λ croit, plus nous arrivons à diminuer la dispersion du histogramme de K . Mais en contrepartie nous perdons en terme de performance économique

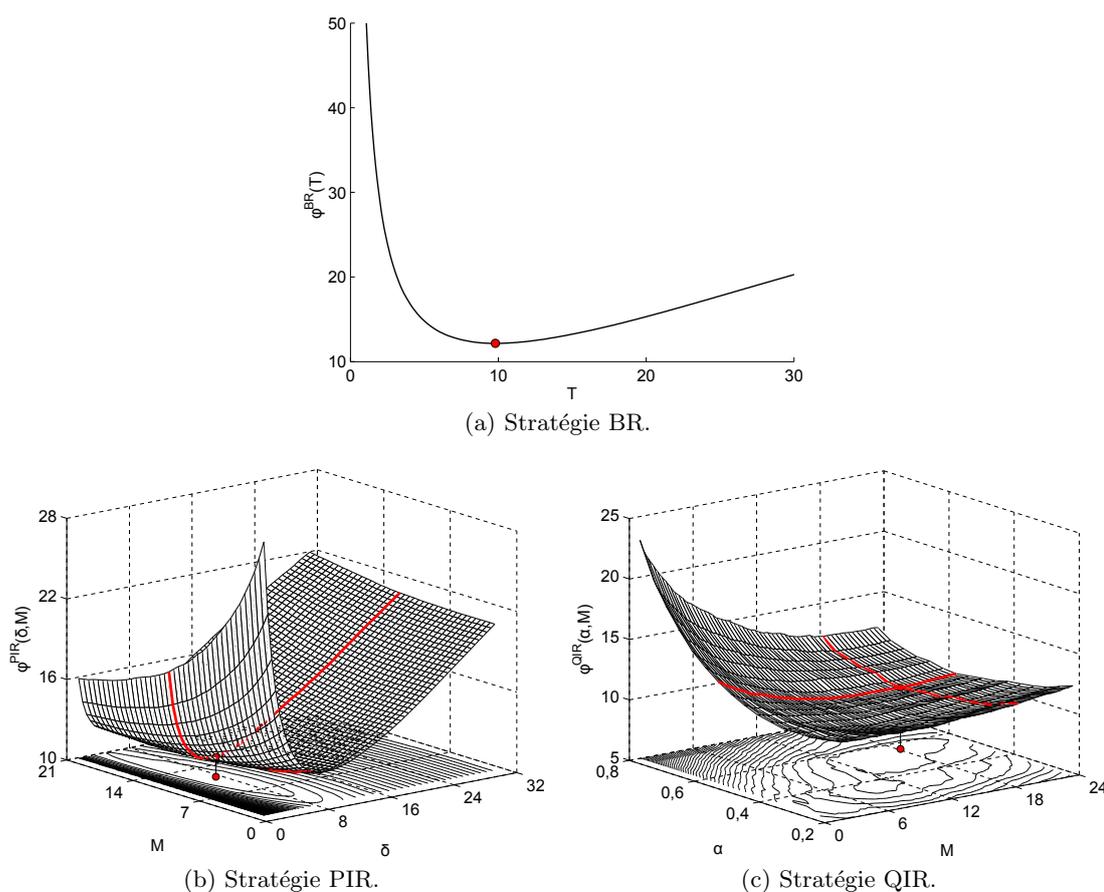
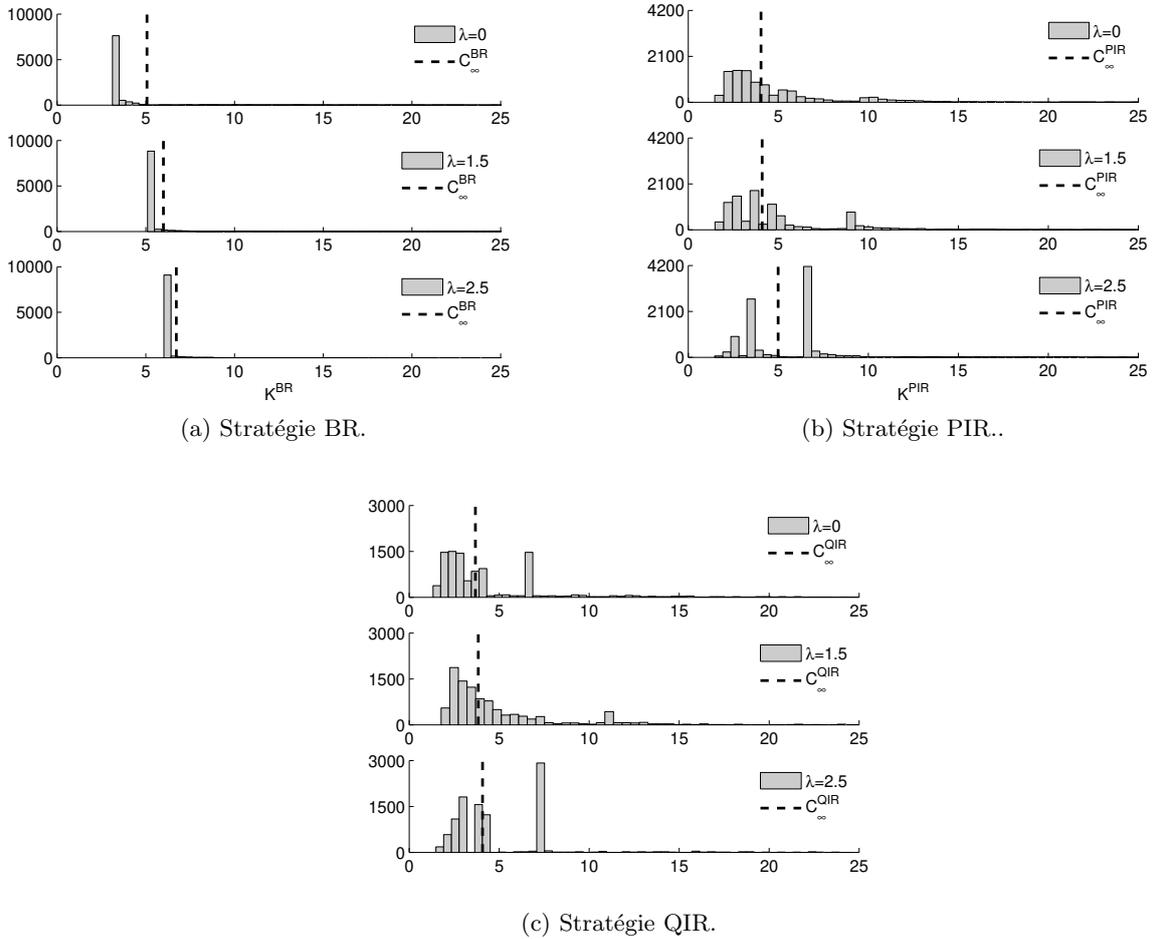


FIGURE 4.1 – Illustration d'optimisation des stratégies BR, PIR et QIR selon le critère d'économique proposé.

TABLE 4.2 – C_∞ et σ pour des différentes valeurs de λ

Politique	Poids relatif	Variables de décision optimales	C_∞	σ du MCPRC
BR	$\lambda = 0$	$T_{opt} = 16$	$C_\infty^{BR} = 5.065$	$\sigma^{BR} = 5.693$
	$\lambda = 1.5$	$T_{opt} = 9.8$	$C_\infty^{BR} = 5.997$	$\sigma^{BR} = 4.166$
	$\lambda = 2.5$	$T_{opt} = 8.3$	$C_\infty^{BR} = 6.724$	$\sigma^{BR} = 3.732$
PIR	$\lambda = 0$	$\delta_{opt} = 5.6, M_{opt} = 16.6$	$C_\infty^{PIR} = 4.036$	$\sigma^{PIR} = 5.011$
	$\lambda = 1.5$	$\delta_{opt} = 6.2, M_{opt} = 12.9$	$C_\infty^{PIR} = 4.104$	$\sigma^{PIR} = 4.904$
	$\lambda = 2.5$	$\delta_{opt} = 8.3, M_{opt} = 4.9$	$C_\infty^{PIR} = 4.993$	$\sigma^{PIR} = 4.501$
QIR	$\lambda = 0$	$a_{opt} = 0.35, M_{opt} = 15.7$	$C_\infty^{QIR} = 3.678$	$\sigma^{QIR} = 4.498$
	$\lambda = 1.5$	$a_{opt} = 0.56, M_{opt} = 18.4$	$C_\infty^{QIR} = 3.842$	$\sigma^{QIR} = 4.150$
	$\lambda = 2.5$	$a_{opt} = 0.38, M_{opt} = 8.9$	$C_\infty^{QIR} = 4.074$	$\sigma^{QIR} = 4.030$

moyenne. Un résultat plus quantitative est donné dans le tableau 4.2. Nous voyons clairement que pour l'ensemble des stratégies, plus λ prend des valeurs grandes plus les valeurs de l'écart-type σ deviennent faibles. Ce comportement attendu est explicable par la prise en compte de la variabilité du coût au cours de l'optimisation. Ce qui signifie qu'un simple ajustement de la valeur λ permet une prise en compte de la robustesse. Cependant, le prix à payer

FIGURE 4.2 – C_∞ optimal et histogrammes de K des stratégies BR, PIR et QIR.

pour obtenir une meilleure robustesse des stratégies de maintenance serait donc une perte en performance économique. Nous pouvons constater également que pour des valeurs élevées de λ , les stratégies de maintenance engendrent un coût moyen asymptotique par unité de temps plus important. Par conséquent, on peut déduire que la robustesse et la performance peuvent être deux concepts opposés ou même contradictoires, d'où la nécessité de la recherche d'un compromis entre ces deux aspects pour aboutir au final à une meilleure planification et allocation budgétaire des activités de maintenance. Nous présenterons une analyse plus détaillée sur ce point dans la section 4.5.

4.5 Comparaison des stratégies de maintenance

Plusieurs études dans la littérature ont montré qu'une stratégie de maintenance conditionnelle/prévisionnelle est plus avantageuse qu'une stratégie calendaire en terme d'économie, en particulier quand le processus de dégradation du système est variable [110]. Cet avantage est garanti grâce au suivi de l'évolution de la dégradation du système et à l'adaptation des décisions de maintenance à son état réel, au lieu de se baser sur le comportement binaire marche/panne du système. Cependant, quand le comportement du système est stable dans

le sens où son état moyen est représentatif de son état réel, la stratégie calendaire devient plus rentable [110]. D'autre part, nous avons montré dans la section précédente qu'il résulte de la prise en compte de la variabilité du coût dans la fonction coût une augmentation du coût moyen asymptotique par unité de temps ce qui entraîne, d'un certain point de vue une perte de performance. Dans ce contexte, les questions suivantes se posent naturellement :

- Sachant que les stratégies de maintenance conditionnelles sont plus rentables économiquement en comparaison avec les stratégies calendaires, sont-elles encore meilleures du point de vue robustesse ?
- Comment la performance et la robustesse des stratégies de maintenance peuvent changer en fonction des caractéristiques du système ?
- Comment est-il possible de limiter la variabilité des coûts d'une stratégie de maintenance tout en conservant ses performances à un niveau acceptable ?
- Quels sont les facteurs impactant la robustesse d'une stratégie de maintenance ?

Pour répondre à ce genre de questions, nous effectuons une étude similaire à celle réalisée dans [110], mais pour cette fois nous comparons les stratégies de maintenance à la fois du point de vue performance et robustesse. Ces stratégies de maintenance sont appliquées à deux types de système :

1. *Type I* : un système de comportement variable, pour lequel les paramètres sont fixés à $a_1 = 0.1$, $b_1 = 0.1$. Cette configuration correspond vitesse de dégradation moyenne par unité de temps égale à $m_1 = 1$ et une variance par unité de temps $var_1 = 10$.
2. *Type II* : un système de comportement plus ou moins stable, pour lequel les paramètres sont fixés à $a_2 = 0.5$, $b_2 = 0.5$. Cette configuration correspond vitesse de dégradation moyenne par unité de temps égale à $m_2 = 1$ et une variance par unité de temps $var_2 = 2$.

Dans les deux cas, le seuil de défaillance du système est $L = 30$.

4.5.1 Étude de sensibilité aux coûts de maintenance

Cette étude nous permet non seulement d'avoir une idée du choix des stratégies de maintenance les mieux adaptées à un objectif de performance et de robustesse déterminé, mais aussi de découvrir les facteurs qui affectent le plus cet objectif, d'où de pouvoir limiter leur impact négatif. Pour chaque type de système précédent, nous fixons λ à 1.5, les fonctions de coûts de remplacement préventif et correctif sont prise comme dans les exemples précédents avec $C_c = 100$, $C_0 = 50$ et $M_s = 15$. Nous considérons ensuite les deux configurations de coûts d'inspection et d'indisponibilité suivantes :

1. *Coût d'inspection variable* : C_i varie de 1 à 50 avec un pas égal à 1, le coût d'indisponibilité par unité de temps est fixé à $C_d = 20$.
2. *Coût d'indisponibilité par unité de temps variable* : C_d varie de 10 à 60 avec un pas égal à 1, le coût d'inspection est fixé à $C_i = 8$.

Nous notons que les coûts de maintenance vérifient la contrainte $0 < C_i < C_p(X_t) < C_c(X_t)$.

Sensibilités au coût d'inspection Ce cas d'étude correspond à la première configuration de coûts présentée précédemment. Les résultats sont présentés dans la figure 4.3. Les figures 4.3a et 4.3c présentent respectivement l'évolution des variables de décision optimales pour le système de type I et le système de type II. Les coûts associés à ces variables de décision optimales pour les deux types de système I et II sont présentés respectivement dans les figures 4.3b et 4.3d La valeur fixé de T_{opt} sur les deux figures 4.3a et 4.3c pour les deux types de

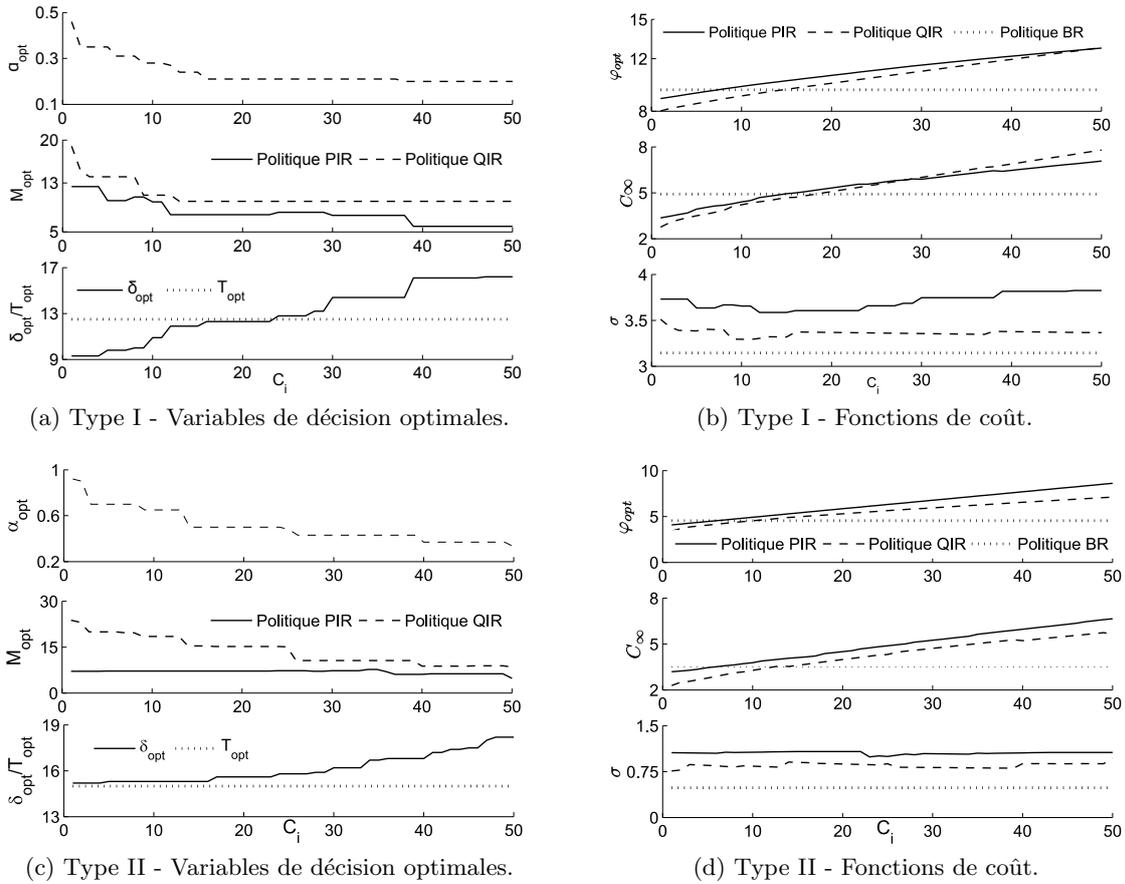


FIGURE 4.3 – Sensibilité au coût d'inspection.

système n'est pas étonnante quand on fait varier C_i du moment que la stratégie BR ne fait pas recours aux inspections, contrairement aux stratégies PIR et QIR qui dépendent du coût d'inspection et dont les variables de décision évoluent étroitement avec la variation de celui-ci. En effet, pour le système de comportement variable on peut voir à travers la figure 4.3a que la variable de décision α_{opt} de la stratégie QIR et la variable de décision δ_{opt} de la stratégie PIR prennent respectivement des valeurs élevées et petites quand les coûts d'inspection sont pas faibles (petites valeurs de C_i). Cela permet de garantir une surveillance plus fréquente de l'état de dégradation du système, tandis que la variable de décision M_{opt} des deux stratégies est réglée à une valeur élevée visant une prolongation au maximum possible de la durée de vie utile du système. Lorsque les inspections deviennent coûteuses, les stratégies de maintenance essaient à travers leurs variables de décision de diminuer la cadence des inspections ce qui explique l'ajustement de α_{opt} à de petites valeurs et δ_{opt} à des valeurs plus grandes. Les temps d'inter-inspection des stratégies PIR et QIR peuvent même dépasser T_{opt} de la stratégie BR quand C_i prend des valeurs très élevées. Parallèlement, leur seuils préventifs optimaux M_{opt} sont fixés à des valeurs petites, ce qui permet un remplacement du système dès la première date d'inspection afin de raccourcir le plus possible le temps d'arrêt du système tout en évitant un coût d'inspection énorme.

Pour le système de type II, on voit sur la figure 4.3c que les stratégies QIR et PIR réagissent de la même manière en terme de réglage des variables de décision (décroissance de α_{opt} et M_{opt} et croissance de δ_{opt} avec l'augmentation de C_i) que dans le cas du système de

type I, à la différence des valeurs assez élevées prises par M_{opt} (très proche de L) et α_{opt} (très proche de 1) quand le coût C_i est faible. Dans cette configuration (petites valeurs de C_i), la stratégie QIR à tendance à laisser le système en fonctionnement le plus longtemps possible en fixant M_{opt} à une valeur élevée. Cette configuration semble adaptée au système qui possède un comportement à faible variabilité. Mais en contre partie le système est contrôlé suivant des intervalles d'inter-inspection programmés selon seuil de fiabilité conditionnelle très élevé avec une valeur de α_{opt} proche de 1. Pour un système de comportement stable, la stratégie PIR se comporte comme la stratégie BR quand C_i est faible ($\delta_{opt} \simeq T_{opt}$). Mais étant donné le coût supplémentaire lié aux inspections, plus C_i augmente plus cette dernière tend à élargir ses intervalles d'inter-inspection afin d'éviter l'augmentation liée au coût d'inspection.

Les deux stratégies PIR et QIR s'avère très avantageuses quand C_i est relativement faible. Autrement elles sont moins rentables en comparaison avec la BR surtout quand C_i est très élevé (cf Figures 4.3b et 4.3d). Cette perte de performance est due au fait que les stratégies PIR et QIR agissent comme la stratégie BR dans ce cas de figure engendrent un coût additionnel lié aux opérations d'inspection. Les figures 4.3b et 4.3d montrent aussi que l'écart-type de MCPRC des trois stratégies considérées est relativement constant par rapport à la variation de C_i . Ainsi, on peut déduire que la variation du coût d'inspection n'a pas d'impact considérable sur la robustesse des trois stratégies étudiées. En outre, on peut remarquer que l'écart type du MCPRC des deux stratégies de maintenance conditionnelles est légèrement plus grand que celui de la stratégie BR (on ne voit pas une grande différence). Ceci dit, on peut déduire que la structure de décision des stratégies de maintenance conditionnelles sont généralement moins robustes en comparaison avec celles des stratégies de maintenance calendaires. Par contre ces dernières sont capables d'économiser les coûts de maintenance, ce qui leurs garde un avantage en termes de performance. En regardant les valeurs de l'écart type du MCPRC (échelle de σ) obtenues pour les deux types de systèmes, on remarque que les stratégies de maintenance sont plus robustes (σ ne dépasse pas 1.5) quand le système possède un comportement à faible variabilité, mais quand ce dernier possède un comportement variable les stratégies de maintenance perdent leur robustesses (σ proche de 4).

Un équilibre entre la robustesse et la performance des stratégies de maintenance est donc crucial pour décider d'une structure de maintenance appropriée. La fonction objectif φ s'avère être un bon indicateur pour la prise de décision. En effet, on peut voir sur les figure 4.3b et 4.3d que les stratégies PIR et QIR sont meilleures en comparaison avec la stratégie BR en terme de fonction objectif φ quand C_i est faible, et moins avantageuses quand C_i est élevé.

Sensibilités au coût d'indisponibilité par unité de temps Cette étude correspond à la deuxième configuration de coûts présentée précédemment. Nous nous intéressons à l'influence du coût d'indisponibilité. Nous faisons varier uniquement le coût d'indisponibilité par unité de temps C_d et nous fixons tous les autres coûts unitaire (voir le début de la sous section). La figure 4.4 présente les résultats numériques de ce deuxième cas d'étude. On note que les significations des figures 4.4a, 4.4c, 4.4b et 4.4d sont similaires respectivement à celles des figures 4.3a, 4.3c, 4.3b et 4.3d présentées précédemment dans le premier cas d'étude. Pour le cas du système avec comportement variable, on peut constater que la configuration avec $C_d = 20$ du second cas d'étude et équivalente à celle avec $C_i = 8$ du premier cas d'étude. Sur la figure 4.4a, on voit clairement une décroissance de δ_{opt} et T_{opt} des stratégies PIR et BR, puis une croissance considérable de a_{opt} de la stratégie QIR quand le coût d'indisponibilité par unité de temps C_d prend des valeurs élevées. Ce comportement des variables de décision correspond à une diminution des durée d'arrêt du système, afin d'éviter au maximum les coûts d'indisponibilité importants que génère ces arrêts. L'évolution relativement chaotique

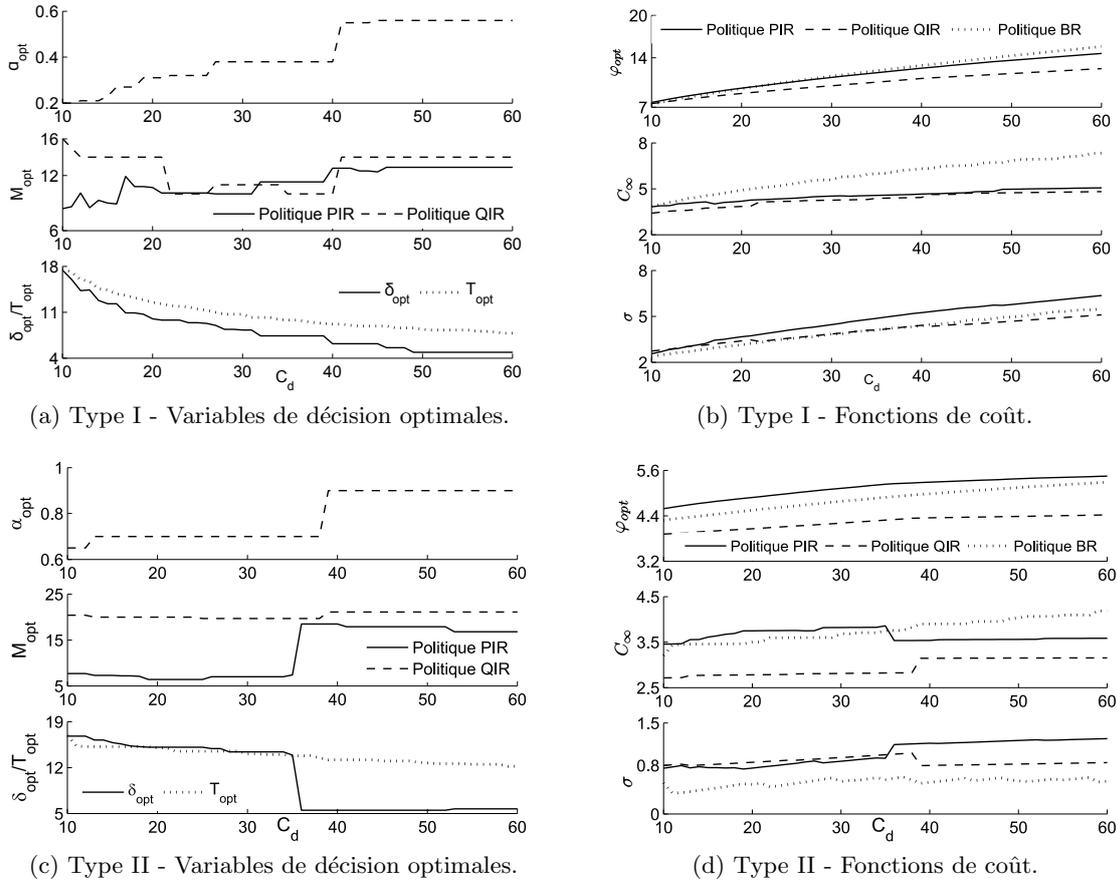


FIGURE 4.4 – Sensibilité au coût d'indisponibilité par unité de temps.

du seuil préventif M_{opt} des stratégies PIR et QIR est liée à une relative sensibilité du coût à ce paramètre. Elle justifie le rôle secondaire de ce dernier qui réagit dans ce cas comme un régulateur supplémentaire permettant aux stratégies d'atteindre leurs configurations optimales. Dans le cas du système avec comportement peu fluctuant, on voit d'après la figure 4.4c que les intervalles d'inter-inspection de la stratégie PIR sont presque égaux aux intervalles de remplacement de la stratégie BR quand C_d prend des valeurs faibles et moyennes. Lorsque C_d prend des valeurs élevées (dépassé la valeur de $C_d = 35$) on voit un changement brusque dans le réglage des variable de décision des stratégies QIR et PIR à travers lequel ces dernières assurent un suivi de plus fréquent du système afin de diminuer au maximum les coûts engendrés par les temps d'arrêt du système. Ainsi, la variable de décision a_{opt} de la stratégie QIR croit rapidement vers une valeur proche de 1 et δ_{opt} de la stratégie PIR prend une valeur plus petite.

En observant de près la figure 4.4b, nous constatons que dans le cas du système de comportement variable, la variation de C_d a un impact significatif sur la performance ainsi que la robustesse des stratégies BR, PIR et QIR. D'une part on peut observer que les stratégies PIR et QIR ont pratiquement le même coût moyen asymptotique par unité de temps mais qui est inférieur par celui de la stratégie BR (avantage de la décision conditionnelle), et d'autre part les écarts-types des stratégies BR et QIR du MCPRC sont semblables et sont inférieurs à celui de la stratégie PIR (avantage de la décision conditionnelle dynamique). À partir de ces résultats on peut déduire que la stratégie QIR est capable de garantir une meilleure

performance et robustesse par rapport aux stratégies BR et PIR. D'où, la fonction objectif de coût φ de la QIR qui est supérieure aux fonctions de coûts des autres (cf le haut de la figure 4.4b). Dans le cas du système ayant un comportement stable, on trouve d'après l'échelle de l'écart-type du MCPRC que pour ce type de système (cf figure 4.4d) les stratégies sont plus robustes (σ ne dépasse pas 1.5) en comparaison avec les valeurs obtenues dans le cas du système de type I (σ tend vers 8). Ainsi, dans ce cas de figure on voit moins l'impact la variation de C_d sur la robustesse des stratégies de maintenance (les valeurs de l'écart-type du MCPRC sont plus ou moins stable). La fonction objectif de coût φ de la QIR dans la figure 4.4d est supérieure aux fonctions de coûts des autres dans ce cas aussi. Ce qui confirme que la stratégie QIR garantit toujours le meilleur compromis entre la robustesse et la performance.

4.5.2 Étude de sensibilité au poids relatif de la variabilité des coûts

Dans cette étude, le poids relatif λ représente la variabilité financière et la tolérance au risque des décideurs lors du choix d'un programme de maintenance. Il est alors important de quantifier l'impact de λ sur la performance et la robustesse des stratégies de maintenance considérées. Dans cette intention, nous fixons les coûts de maintenance à $C_i = 5$, $C_d = 35$,

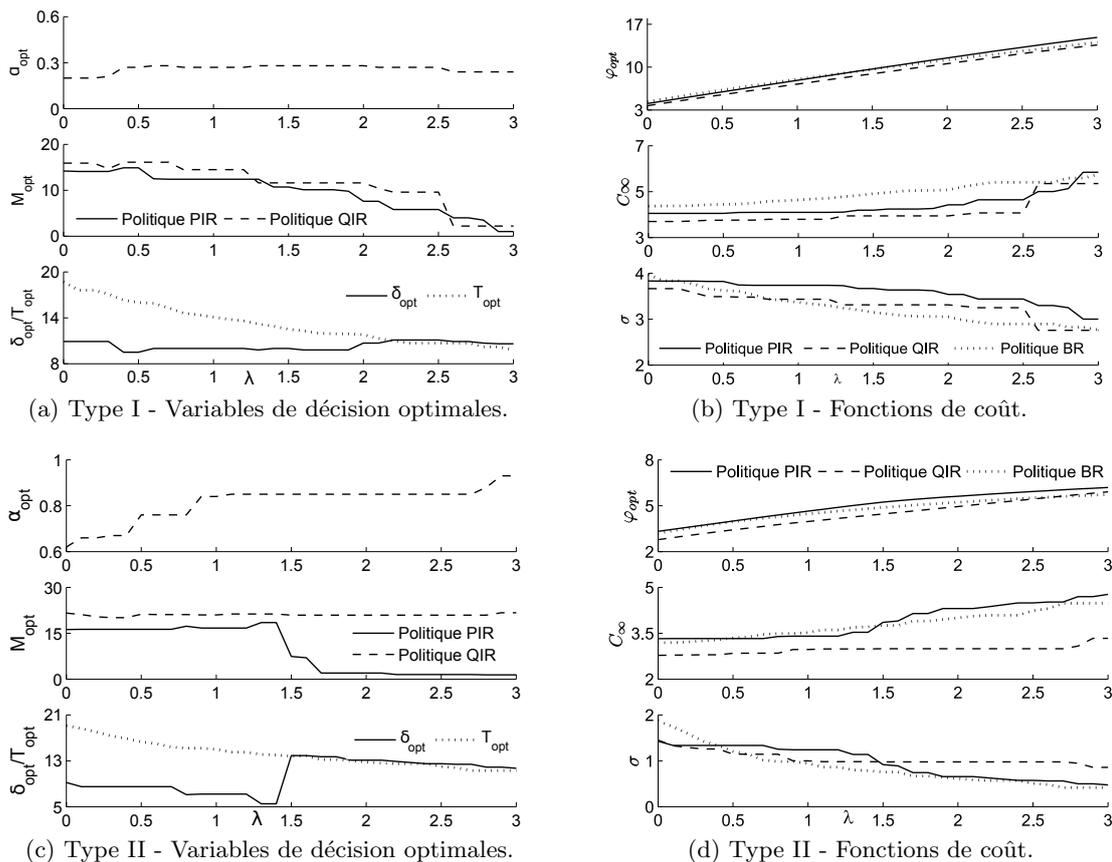


FIGURE 4.5 – Sensibilité au poids relatif à la variance du coût.

$C_c = 100$ et $C_0 = 50$. Ensuite, nous faisons varier λ de 0 à 3 avec un pas de 0.1, et nous observons l'évolution des variables de décision T_{opt} , ΔT_{opt} , α_{opt} et M_{opt} , et aussi les fonctions coûts φ_{opt} , C_∞ et σ des trois stratégies de maintenance considérées BR, PIR et QIR. Cette procédure est appliquée à deux types de systèmes considérés au début de la section. Les résultats

de cette étude sont présentées dans les figures 4.5a, 4.5b, 4.5c et 4.5d.

L'augmentation de λ signifie que les décideurs favorisent progressivement la robustesse des stratégies de maintenance au détriment de la performance. En observant les figures 4.5a et 4.5c, on voit une décroissance de T_{opt} variable de décision de la stratégie BR qu'elle soit appliquée au système de type I ou II, en effet plus on exige une importance pour la robustesse (augmentation de λ) plus on doit éviter les arrêts du système. Sur la figure 4.5a, on voit que δ_{opt} et a_{opt} des stratégies PIR et QIR sont plus ou moins constants dans le cas du système de comportement variable. Par contre leurs seuils préventifs a tendance à décroître quand λ augmente. En effet, dans le cas des systèmes de comportement variable pour lesquels on voit plus l'avantage des stratégies de maintenance conditionnelles, seules les variables de décision associées à l'aspect conditionnel (c'est-à-dire M_{opt} dans le cas des stratégies PIR et QIR) sont sensibles à la variation du poids relatif de la variabilité des coûts λ . Ainsi, un simple réglage de telles variables suffit pour obtenir le compromis nécessaire entre la performance et la robustesse des stratégies de maintenance conditionnelles. Dans le cas du système ayant un comportement stable, on voit sur la figure 4.5c que plus λ augmente plus la stratégie PIR a tendance à réagir comme une stratégie BR ($\delta_{opt} \simeq T_{opt}$) afin de garantir un niveau de robustesse similaire, tandis que la stratégie QIR utilise son aspect conditionnement dynamique tout en augmentant considérablement les valeurs de a_{opt} . D'après les figures 4.5b et 4.5d, on peut voir que coût moyen asymptotique par unité de temps C_∞ et l'écart type du MCPRC σ des trois stratégies étudiées augmentent et diminuent respectivement avec l'évolution de λ . Ce qui confirme encore une fois que la performance et la robustesse sont deux concepts opposés : Il semble impossible de construire une stratégie de maintenance avec des performances élevées et robustes en même temps. La stratégie QIR est cependant meilleure en comparaison avec la stratégie BR et la stratégie PIR en termes d'objectif final φ_{opt} , ce qui fait d'elle la stratégie la plus capable de garantir un meilleur compromis entre les performances et la robustesse.

4.6 Conclusion et perspectives

L'évaluation quantitative conjointe de la performance et robustesse des trois stratégies de maintenance montre l'intérêt du critère proposé. En effet l'utilisation d'un tel critère conduit à une prise de décision optimale au coût minimal (performance économique) et au risque minimal (robustesse). En outre, nous avons constaté que la performance de maintenance et la robustesse sont deux concepts contradictoires d'une stratégie de maintenance.

Les comparaisons entre les stratégies de maintenance considérées appliquées à deux types de systèmes sous différentes configurations de coûts d'interventions et poids relatif à la variabilité du coût confirment la performance économique que les stratégies de maintenance conditionnelles peuvent offrir par rapport aux stratégies calendaires mais il est regrettable que leur efficacité soit obtenue au détriment de la robustesse. En effet, les stratégies calendaires sont meilleures en terme de robustesse. Cependant, si l'on considère ces deux aspects à la fois, les stratégies conditionnelles garantissent un meilleur compromis en comparaison avec les stratégies calendaires.

Parmi les coûts de maintenance, nous trouvons que le coût des temps d'arrêt du système possède un impact majeur sur la robustesse d'une stratégie de maintenance. Ainsi, afin d'améliorer la robustesse sans pour autant diminuer de ses performances associées, il est nécessaire de construire des stratégies conditionnelles qui peuvent contrôler plus efficacement le temps d'arrêt du système, dans cette étude la stratégie QIR semble être un bon choix.

Les perspectives identifiées sur la base des résultats de cette étude se situent essentiellement au niveau de la maîtrise du coût lié à l'arrêt du système, il s'agit de construire des stratégies de maintenance conditionnelles pour lesquelles on s'intéressera à intégrer les différents éléments liés à la prise en compte du soutien logistique nécessaire à la mise en oeuvre de stratégie en temps réel. En effet, la disponibilité des pièces de rechange ainsi que leur qualité semblent être une piste d'étude intéressante pour résulter à une meilleure robustesse. La partie suivante explicite cet axe de réflexion.

Troisième partie

Modélisation conjointe de la maintenance prévisionnelle et de la gestion des stocks

Résumé de la troisième partie

Dans le cadre de la mise en œuvre des stratégies de maintenance préventives conditionnelles performantes et robustes, nous cherchons dans cette partie de la thèse à intégrer des indicateurs permettant le renforcement de la prise de décision en maintenance afin d'éviter au maximum les pannes du système et par conséquent économiser les coûts qu'elles engendrent. À travers l'étude menée dans la partie II, nous avons conclu que les coûts liés à l'indisponibilité du système impactent considérablement la performance et la robustesse d'une stratégie de maintenance. Pourtant, les trois stratégies étudiées dans la partie précédente supposent que les pièces de rechange sont toujours disponibles en quantité suffisante pour assurer l'ensemble des remplacements requis aux dates planifiées. Néanmoins, ces hypothèses correspondent partiellement aux pratiques industrielles. En pratique, l'optimisation de la gestion des pièces de rechange représente aussi un levier clé de performance et de robustesse des activités de maintenance. D'une part, la remise en fonctionnement des actifs après défaillance et donc leur disponibilité dépend directement de la mise à disposition des pièces qui les composent. D'autre part, ces pièces représentent un poste important du budget de maintenance, tant en termes de coûts d'achats que de coûts logistiques (commande, transport, stockage...).

La plupart des travaux de recherche s'intéressant au développement des stratégies de maintenance et de gestion des pièces de rechange supposent que toutes les pièces de rechange utilisées pour le remplacement possèdent les mêmes caractéristiques que l'équipement initial [174, 200, 150, 164]. En réalité, pour des raisons économiques et logistiques, les équipes de maintenance peuvent avoir recours à différents fournisseurs et à des qualités différentes des pièces de rechange. En effet, lors de l'utilisation des pièces de rechange, il est possible d'utiliser une pièce de rechange dont l'identité ne correspond pas parfaitement à la pièce d'origine, mais correspond aux principaux points du cahier des charges de la pièce initiale [9]. D'après la norme **X 60-012**, il existe une classification des pièces de rechange se référant à leur origine de fabrication qui distingue entre : les pièces d'origine, pièces équivalentes, interchangeables et adaptables.

L'objectif de cette partie est de proposer un modèle dans lequel la stratégie de maintenance et celle de gestion des pièces de rechange sont étudiées et optimisées conjointement. Il s'agit d'une stratégie conjointe s'appliquant à des systèmes multi-composants et qui tient compte dans la prise de décision de maintenance et de gestion des pièces de rechange les différentes qualités des pièces. La qualité des pièces de rechange est modélisée par la considération des populations des composants présentant des modes de dégradation différents [182]. Le modèle de décision de la stratégie de maintenance prédictive et de la gestion des pièces de rechange proposée est basé sur l'évaluation de la fiabilité des différents composants toutes qualités confondues. À la différence des travaux existant dans la littérature et qui s'intéressent au développement des stratégies de maintenance préventive et de gestion des pièces de rechange de différentes qualités [184, 183, 182], nous considérons le cas de plusieurs fournisseurs, de plus nous construisons une stratégie de maintenance prédictive à la place de la stratégie de remplacement basée sur l'âge. Il s'agit donc d'une stratégie de maintenance prédictive et de gestion des pièces de rechange capable de garantir un compromis entre une couverture de stock des différentes qualités de pièces de rechange et d'introduire les informations liées au

délais d’approvisionnement “Lead times” pendant la prise de décision pour la maintenance. Ainsi, les décisions des activités de maintenance et de la gestion des pièces de rechange sont toutes basées sur les fiabilités conditionnelles des composants.

Cette partie est organisée comme suit. Nous commençons dans le chapitre 5 par décrire le système étudié. Il s’agit d’un système multi-composants pour lequel chaque composant subit une dégradation graduelle. Le processus Gamma homogène est utilisé pour traduire la progression des différents composants vers la panne. La qualité des composants est modélisée par la considération de différents modes de dégradation associés à chacune des qualités. Ensuite, nous présentons quelques hypothèses sur le système maintenu. Dans un second temps, nous proposons une stratégie prévisionnelle conjointe de maintenance et de la gestion des stocks ainsi que le critère utilisé pour l’évaluation de sa performance et sa robustesse. Le critère proposé dans la partie II est utilisé dans ce but. Le chapitre 6 a pour objectif de montrer comment la stratégie conjointe présentée dans le chapitre 5 peut être utilisée dans l’optimisation conjointe de maintenance et la gestion des pièces de rechange.

L’étude réalisée a pour objectif de montrer que la stratégie conjointe de maintenance et de gestion des pièces de rechange proposée est capable de garantir le meilleur équilibre entre les différentes qualités des pièces de rechange afin de garantir le meilleur compromis entre la performance et la robustesse. Des études de sensibilités sont menées dans le but de confirmer les résultats obtenus dans la première partie et de prouver que le coût d’indisponibilité du système est l’élément principale capable d’impacter la robustesse d’une stratégie de maintenance et de gestion de pièces de rechange.

Chapitre 5

Stratégie prévisionnelle conjointe de la maintenance et de la gestion des stocks

5.1 Introduction

La norme européenne EN 13306, mise en application en France sous la référence X 60-319, définit une pièce de rechange comme étant un “*bien destiné à remplacer un bien correspondant en vue de rétablir la fonction requise d’origine*”. Ainsi, une pièce de rechange sert à remplacer une pièce défectueuse ou dégradée d’un système en exploitation. Ici, le terme “pièce” s’applique à des types de biens très divers pouvant aller d’un composant élémentaire très simple jusqu’à un ensemble des composants ou un appareil complet du système. Dans cette partie, nous considérons des pièces sous la catégorie des composants élémentaires, et les pièces de rechange associées sont classifiées selon leur qualités et prix fournis par des fabricants différents (cf. Figure 5.1). Selon la norme X 60-012, les pièces de rechange peuvent se différencier en

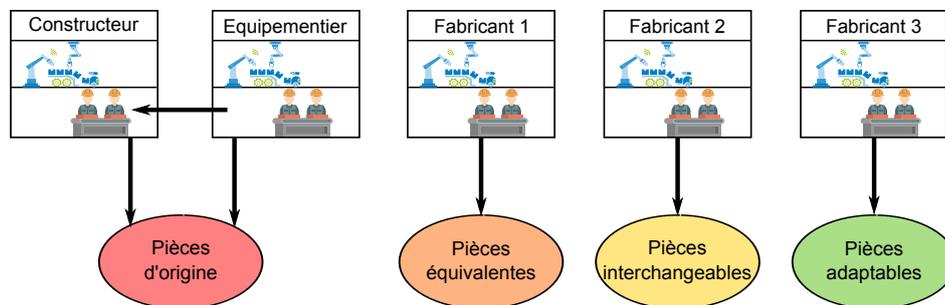


FIGURE 5.1 – Qualité/prix d’origine – Origine de qualité/prix

[104]

- *pièce d’origine* : pièce répondant en tout point au cahier de charges du constructeur (caractéristiques techniques, tolérances, contrôles) montée sur le bien neuf et fournie par le constructeur pour les besoins de la maintenance,
- *pièce équivalente* : pièce de rechange répondant au même cahier des charges que la pièce d’origine, mais non fournie par le constructeur ; elle est réputée interchangeable avec la pièce d’origine, dont elle doit assurer toutes les fonctions,
- *pièce interchangeable* : pièce dont les caractéristiques d’interface permettent la substitution à une pièce d’origine en conservant ses fonctions essentielles,
- *pièce adaptable* : pièce pouvant se substituer à une pièce d’origine, en conservant ses fonctions essentielles au prix d’une adaptation.

En comparaison avec les pièces d’origine et équivalente, les pièces adaptable et interchangeable sont souvent meilleures en terme de coût, mais de qualité inférieure (cf. Figure 5.2). Chercher un compromis dans l’utilisation de différents types de pièces de rechange pour la gestion

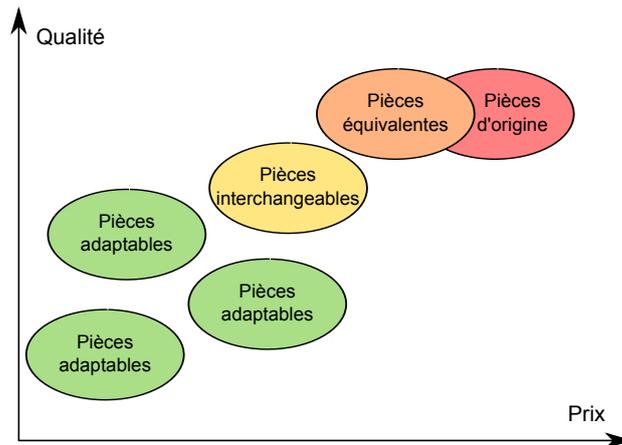
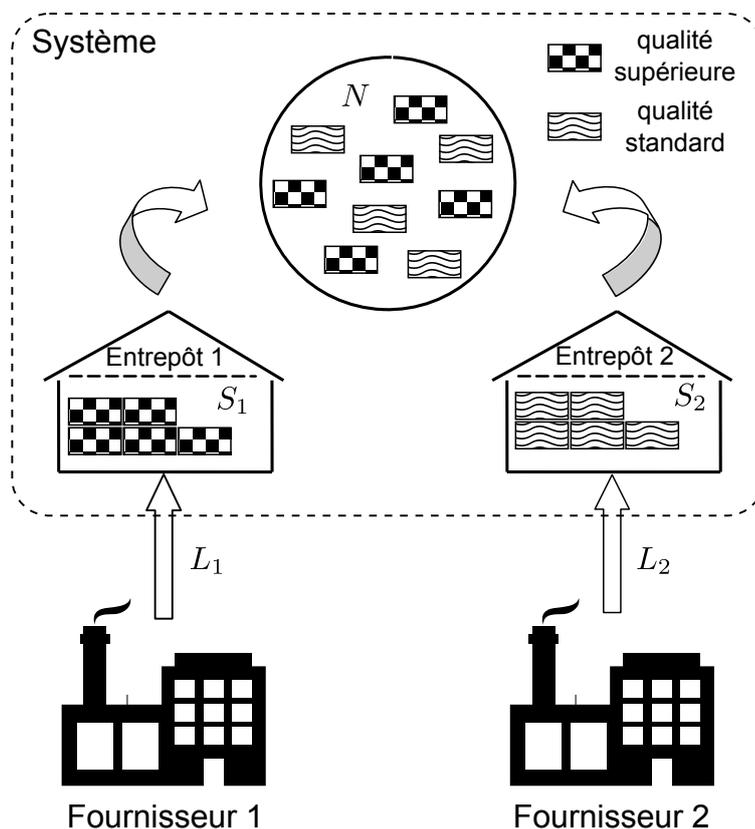


FIGURE 5.2 – Rapport qualité/prix des pièces de rechange

conjointe de la maintenance et des stocks est donc une problématique importante. Pour répondre en partie à cette problématique, nous développons dans ce chapitre une stratégie prévisionnelle de la maintenance et de la gestion des stocks en prenant en compte la qualité des pièces de rechange.

5.2 Description du système

Nous considérons un système qui se compose d'un ensemble de $N \in \mathbb{N}$ composants requis pour le fonctionnement du système et de M entrepôts de taille S_m , $m = 1, 2, \dots, M$, pour stocker des pièces de rechange (cf. Figure 5.3). Les composants sont complètement indépendants (c.-à-d., aucune interaction, ni économique, ni structurelle, ni stochastique, n'est considérée), et sont soumis à des phénomènes de dégradation physique intrinsèquement continue telles que érosion, corrosion, propagation de fissure, usure par enlèvement de matière, etc. La défaillance de ces composants dépend de leur niveau de dégradation et survient lorsque la dégradation cumulée dépasse un seuil limité. Les pièces de rechange sont également indépendantes. Ces pièces sont supposées en état "aussi bon que neuf" tant qu'elles restent en entrepôts, et la dégradation démarre lorsqu'elles sont mises en opération par une action de remplacement. Dans le but d'assurer un bon fonctionnement du système au moindre coût, une stratégie conjointe de maintenance et de gestion des stocks est envisagée. La maintenance se compose des actions d'inspection des composants en opération et de remplacement ceux dégradés ou en panne par des pièces de rechange disponibles en entrepôts. La gestion de stocks se compose la surveillance des stocks, la commande des pièces de rechange pour remplir des entrepôts et le stockage de ces pièces en entrepôts. De différents fabricants peuvent fournir les pièces de changes de qualités diverses avec des coûts logistiques et des délais d'approvisionnement différents selon leur propre stratégie. Dans notre étude, nous considérons pour simplifier que les pièces de rechange peuvent se classer en deux types de qualité dits *type 1* : qualité supérieure pour les pièces d'origine ou équivalentes et *type 2* : qualité standard pour les pièces interchangeables ou adaptables. Deux entrepôts de taille S_1 et S_2 sont nécessaires pour stocker séparément ces deux types de pièces. Les délais d'approvisionnement de chaque types sont notés L_1 et L_2 respectivement. Pour le reste de cette section, nous décrivons dans un premier temps comment associer les différentes qualités des composants à des régimes de dégradation spécifiques et à des délais d'approvisionnement, et nous présentons dans un

FIGURE 5.3 – Illustration d’un système de N composants et de 2 entrepôts

second temps les hypothèses de la maintenance et de gestion des stocks portant sur le système considéré.

5.2.1 Modélisation de la qualité et du délai d’approvisionnement des composants

La qualité d’une pièce de rechange affecte le comportement du composant une fois qu’il est mis en opération. Nous modélisons les qualités différentes de telle pièces par des paramètres différents de leur processus de dégradation $\{X_t^j\}_{t \geq 0}$, $j = 1, 2, \dots, N$. Cela se traduit par l’existence de taux et de variance de dégradation différents. Comme dans la partie précédente, les processus gamma de paramètres (a_1, b_1) et (a_2, b_2) sont utilisés pour assimiler l’évolution de la dégradation des composants type 1 et type 2 respectivement. Ainsi, leur taux de dégradation moyenne et la variance par unité de temps associée sont $m_1 = \frac{a_1}{b_1}$, $m_2 = \frac{a_2}{b_2}$ et $var_1 = \frac{a_1}{b_1^2}$, $var_2 = \frac{a_2}{b_2^2}$. Comme la qualité des pièces type 1 est supérieure que celles type 2, nous considérons que $m_1 > m_2$. Concernant la variance par unité de temps, nous pourrions imagi-

ner que $var_1 < var_2$, car la nature des composants type 2 (c.-à-d., pièces interchangeables et pièces adaptables) est souvent variée (cf. Figure 5.2), et de nombreux fabricants sont capables de fournir des pièces de qualité standard. Pourtant, en réalité, chaque type de pièces est normalement fourni en grande quantité par un seul fabricant, et il est difficile d'identifier si la variabilité dans l'ensemble des pièces fourni par un fabricant est plus important qu'un autre. C'est la raison pour laquelle nous nous préoccupons moins de la variance par unité de temps que du taux de dégradation moyenne dans la modélisation de la qualité des composants. Dans ce qui suit, nous considérons pour simplifier que $var_1 = var_2$. Les composants sont supposés être en panne lorsque leur niveau de dégradation dépasse un seuil fixé L . Il faut noter que le seuil de défaillance L s'applique pour tous les composants en opération quels que soient leur qualité. La différence dans la fiabilité des deux pièces de rechange type 1 et type 2 est

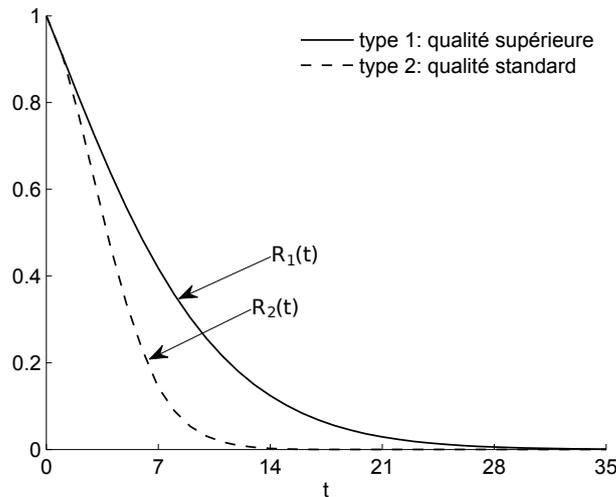


FIGURE 5.4 – Fiabilité des deux pièces de rechange type 1 et type 2

illustrée par Figure 5.4. La distinction entre deux qualités des pièces de rechange met à la disposition d'un décideur de maintenance et de gestion des stock une possibilité de choix. La question naturelle qui vient à l'esprit est pourquoi le décideur choisira une pièce de rechange de qualité standard et de durée de vie réduite au détriment d'une pièce de rechange de qualité supérieure? En réalité, il s'agit souvent d'un compromis à réaliser lorsque l'on intègre des contraintes de coût. Les pièces de rechange de qualité supérieure sont plus coûteuses et demandent une meilleure condition de stockage que les pièces de qualité standard [90, 62]. D'où, il est important d'avoir le choix entre les pièces de différente qualité afin de minimiser le coût global de la stratégie de maintenance et de la gestion des pièces de rechange.

Une décision de maintenance et de gestion des stocks est également affectée par le délai d'approvisionnement des pièces de rechange auprès des fournisseurs. Ce délai est défini comme la durée entre la date de commande et la date d'arrivée des pièces de rechange. Il est souvent une quantité aléatoire dépendante d'un fournisseur spécifique. Pour notre étude, les délais d'approvisionnement L_1 et L_2 sont supposées indépendantes de la quantité de pièces commandées et suivent une loi normale [185] (c.-à-d., $L_1 \sim \mathcal{N}(\mu_1, \sigma_1^2)$, $L_2 \sim \mathcal{N}(\mu_2, \sigma_2^2)$). Bien évidemment, la valeur des écarts-types σ_1 et σ_2 doit être suffisamment faible par rapport aux moyennes μ_1 et μ_2 pour que L_1 et L_2 soient positifs. Les pièces de qualité moindre demandent moins de temps de production. Par conséquent, les fabricants secondaires peuvent donner un délai d'approvisionnement plus court avec une variance relativement faible (c.-à-d., $\mu_1 \geq \mu_2$ et $\sigma_1 \geq \sigma_2$). Cette compensation permet d'apporter un avantage concurrentiel des fabricants

secondaires.

5.2.2 Hypothèses sur la maintenance et la gestion des stocks

Supposons que le système est mis en marche à $t = 0$. Les N composants mis en opération sont initialement neufs et les deux entrepôts sont pleins (c.-à-d., S_1 pièces de rechange type 1 et S_2 pièces de rechange type 2 sont disponibles en entrepôts à $t = 0$). Pour assurer le bon fonctionnement du système, les activités de maintenance et de gestion des stocks sont mises en œuvre.

Activités de maintenance

Les activités de maintenance considérées dans cette étude sont l'inspection de la dégradation des composants en opération et le remplacement des composants dégradés ou en panne par des pièces de rechange disponibles en entrepôts. Comme dans la partie II, l'inspection est supposée parfaite, non destructive, prend une durée négligeable, et coûte un coût unitaire $C_i > 0$. Ceci signifie qu'une inspection instantanée permet de révéler le niveau exact de la dégradation et l'état marche/panne en ne pas perturbant le comportement du système. Dans notre étude, les actions d'inspection ne sont pas programmées systématiquement (selon un schéma périodique ou un schéma apériodique basé sur un quantile de la RUL du système par exemple), mais aléatoirement en fonction des opportunités. Les opportunités sont des arrêts volontaires pendant la production (fin de mission, congé, etc.). Nous pourrions utiliser n'importe quel processus stochastique ponctuel pour décrire l'arrivée de ces opportunités.

Le remplacement est la substitution d'une pièce de rechange "aussi bon que neuf" à un composant en opération dégradée ou en panne. Nous supposons qu'un remplacement ne peut être effectué qu'à des dates discrètes prédéterminées (c.-à-d., dates d'inspection, dates de livraison des pièces de rechange). Chaque remplacement engendre un coût unitaire $C_r > C_i$. Ici, nous ne distinguons pas les coûts de remplacement préventif et correctif parce que les composants à remplacer sont des petites pièces et que les composants défaillants ne causent pas une grave conséquence tels les dommages à l'environnement. Pourtant, la défaillance des composants peut engendrer une perte dans la production. Nous représentons cette situation en associant l'indisponibilité de chacun des composants à un coût par unité de temps fixé C_d .

Activités de gestion des stocks

Les activités de gestion des stocks considérées dans cette étude se composent de la surveillance des stocks, la commande des pièces de rechange, et le stockage de ces pièces en entrepôts. La surveillance des stocks permet de savoir le nombre $N_{s,1}(T_k)$ des pièces type 1 et le nombre $N_{s,2}(T_k)$ des pièces type 2 à une date d'inspection T_k , $k = 1, 2, \dots$. Cette action étant relativement simple et automatique, nous supposons alors qu'elle coûte rien.

La commande des pièces de rechange permet de remplir les 2 entrepôts à leur niveau de stocks maximal S_1 et S_2 . Chaque action de commande engendre un coût C_o fixe indépendant du nombre et de la qualité des pièces commandées. Ce coût inclut typiquement des frais liés aux papiers administratifs, des frais postaux et de télécommunication, frais de suivi, etc. Chaque pièce type 1 et type 2 possède un coût d'achat C_1 et C_2 respectivement. Comme les pièces de type 1 sont de meilleure qualité que celles de type 2, elles sont bien évidemment plus coûteuses $C_1 \geq C_2$. Les pièces type 1 et type 2 nécessitent leur propre délai d'approvi-

sionnement aléatoire L_1 et L_2 . Dans cet étude, nous supposons que ces délais sont plus courts que la durée entre deux dates d'inspection successives.

Enfin, l'activité de stockage est l'ensemble des actions permettant de garder les pièces de rechange à un état "aussi bon que neuf" tant qu'elles restent en entrepôt. Il s'agit d'entretenir des entrepôts et des installations, d'organiser le rangement des pièces, outillages ou matériels, en fonction de l'espace disponible et des conditionnements, etc. Chaque pièce type 1 et type 2 reste en entrepôt coûte un coût par unité de temps fixé $C_{s,1}$ et $C_{s,2}$ respectivement. Les pièces type 1 demandent une meilleure condition de stockage que celles types 2, donc leur coût de stockage doit être plus important (c.-à-d., $C_{s,1} \geq C_{s,2}$).

5.3 Stratégie prévisionnelle conjointe de la maintenance et de la gestion des stocks

5.3.1 Motivations

La gestion conjointe optimale de la maintenance et des stocks est un problème complexe. Ce problème est d'autant plus difficile lorsque les qualités différentes des composants/pièces de rechange sont prises en compte. À chaque moment de décision, le décideur fait face à des questions principales suivantes :

- pour la maintenance
 - quand doit-on remplacer un composant par une pièce de rechange ?
 - comment doit-on faire lorsque la quantité des composants à remplacer est plus importante que des pièces de rechange ?
 - comment intègre-t-on l'information liée à la qualité des composants dans la prise de décision en maintenance ?
- pour la gestion des stocks
 - quand faut-il lancer une commande des pièces de rechange ?
 - de quelle quantité et de quelle qualité a-t-on besoin ?

Dans la littérature, plusieurs travaux ont été proposés pour répondre à ces questions. Nous pouvons citer entre autres quelques travaux typiques [238, 239, 240, 241, 197, 23]. Nous pouvons remarquer que peu de travaux prennent en compte le pronostic de la durée de vie des composants dans la gestion des stocks et que le lien entre la décision en maintenance et la gestion des stocks est relativement faible. La stratégie que nous développons dans cette section permet de répondre en partie ce problème. Dans ce qui suit, nous précisons l'indicateur de pronostic et les modèles choisis pour la gestion conjointe de la maintenance et des stocks.

Indicateur de pronostic

La durée de vie résiduelle (RUL) est une quantité très importante pour la sûreté de fonctionnement des systèmes/composants, car elle donne une information sur leur état de santé future. Dans la partie précédente, le quantile de la RUL pour un risque fixé α est utilisé pour planifier les dates d'inspections du système. Dans cette partie, cette mesure est définie comme un indicateur pour décider de remplacer ou non un composant, et aussi pour lancer une commande des pièces de rechange. L'avantage est que pour une même risque α , les quantiles de la RUL des composants différents à une date d'inspection T_k se différencient selon leur niveaux de dégradation à cette date (c.-à-d., $X_{T_k}^j$, $j = 1, 2, \dots, N$), ainsi que leur comportement moyen (c.-à-d., m_1 , m_2 , var_1 et var_2). Cette propriété est appropriée à la prise

de décision dans un contexte des composants de qualités non-homogènes.

Structure de décision pour la maintenance

Une structure paramétrique de type limite de contrôle est adoptée pour prendre une décision en maintenance. L'avantage principal de cette structure, par rapport à des structures basées sur la programmation dynamique, est de restreindre l'espace de recherche des stratégies optimales. Celle-ci est en particulier appropriée aux systèmes multi-composant dont le notre. Ainsi, un seuil de risque α associé à la quantile de la RUL des composants est imposé. Si la fiabilité conditionnelle d'un composant est inférieure à ce seuil, le composant est considérée très dégradé et doit être remplacé par une pièce de rechange. évidemment, le seuil de risque α est une paramètre à optimiser.

Structure pour la gestion des stocks

Dans la littérature, la structure (S, s) est souvent appliquée pour la gestion des stocks [122], où S représente le niveau maximal des stocks et s représente le niveau pour relancer une commande. Ainsi, si le nombre de pièces dans l'entrepôt est inférieur à s , une commande est effectuée pour remplir l'entrepôt jusqu'à son niveau maximal S . On trouve que la structure (S, s) ne permet pas une relation forte avec la décision en maintenance, car le seuil s est indépendant de l'état des composants en opération. Afin de renforcer cette relation, nous utilisons ici le quantile de la RUL pour un risque fixé α pour déclencher une commande des pièces de rechange. Une telle commande permet de remplir les deux entrepôts à leur taille maximale S_1 et S_2 respectivement. Ainsi, outre le seuil α , S_1 et S_2 sont les autres paramètres de décision.

5.3.2 Stratégie (α, S_1, S_2)

Nous proposons dans cette section une stratégie prévisionnelle conjointe de la maintenance et la gestion des stocks appelée *stratégie* (α, S_1, S_2) . Le nom de cette stratégie vient des variables de décision qui sont respectivement le seuil de risk α et les niveaux de stocks maximaux S_1 et S_2 . Selon cette stratégie, on inspecte le système à chaque opportunité T_k , $k = 1, 2, \dots$. Chaque inspection retourne le niveau de dégradation des N composants mis en opération, $X_{T_k}^j$, $j = 1, 2, \dots, N$, et le nombre de pièces de rechange $N_{s,1}(T_k)$ et $N_{s,2}(T_k)$ restées dans les entrepôts 1 et 2. À partir de $X_{T_k}^j$, $j = 1, 2, \dots, N$, et des délais d'approvisionnement L_1 et L_2 proposés par les deux fabricants, on estime la fiabilité prévisionnelle de tous les composants à la prochaine date de livraison des pièces de rechange $D_k = T_k + L_{\min}$ avec $L_{\min} = \min(L_1, L_2)$ par

$$R^j \left(D_k \mid X_{T_k}^j = x_k^j \right) = 1 - \bar{F}_{a, L_{\min}, b} \left(L - x_k^j \right), \quad \text{avec } j = 1, 2, \dots, N, \quad (5.1)$$

où $\bar{F}_{a, L_{\min}, b} \left(L - x_k^j \right)$ est calculée de (2.2). On adopte ensuite une règle de décision conditionnée par cette fiabilité prévisionnelle comme suit. Pour chaque composant j , $j = 1, 2, \dots, N$,

- si $R^j \left(D_k \mid X_{T_k}^j = x_k^j \right) > \alpha$, le composant j est encore en bon fonctionnement, et aucune intervention n'est réalisée sur le composant j à T_k ,

- si $R^j \left(D_k \mid X_{T_k}^j = x_k^j \right) \leq \alpha$, le composant j est considéré trop dégradé ou en panne (c.-à-d., $R^j \left(D_k \mid X_{T_k}^j = x_k^j \right) = 0$), et doit être remplacé par une pièce de rechange.

La date de remplacement d'un composant dépend non seulement à son propre état, mais aussi à l'état des autres composants et la disponibilité des pièces de rechange. Pour gérer cela, on définit $\mathbf{N}_r(T_k)$ l'ensemble des composants à remplacer déterminé à T_k et $N_s(T_k) = N_{s,1}(T_k) + N_{s,2}(T_k)$ le nombre total des pièces de rechange disponibles en entrepôts à T_k . La date de remplacement des composants dans $\mathbf{N}_r(T_k)$ et la décision de lancer une commande des pièces de rechange sont effectuées selon la règle suivante.

- si $\text{card}(\mathbf{N}_r(T_k)) \leq N_s$, le nombre des composants à remplacer est inférieur ou égal au nombre total des pièces de rechange disponibles. Tous les composants dans l'ensemble $\mathbf{N}_r(T_k)$ sont donc remplacé à T_k et aucune commande n'est effectuée à cette date.
- si $\text{card}(\mathbf{N}_r(T_k)) > N_s$, le nombre des composants à remplacer est plus grand que le nombre total des pièces de rechange disponibles en entrepôts. Dans ce cas, on ne peut remplacer à T_k que $N_s(T_k)$ composants dans l'ensemble $\mathbf{N}_r(T_k)$ par l'ordre des fiabilités prévisionnelles $R^j \left(D_k \mid X_{T_k}^j = x_k^j \right)$, $j \in \mathbf{N}_r(T_k)$, croissantes. C'est à dire que les composants les plus risqués doivent être remplacés en premiers. Le remplacement des $\text{card}(\mathbf{N}_r(T_k)) - N_s(T_k)$ composants qui restent seront reportés aux prochaines dates de livraison des nouveaux pièces de rechange $T_k + L_1$ et/ou $T_k + L_2$. À ces dates, aucune inspection n'est nécessaire. Une commande est également lancé à T_k pour remplir les entrepôts.

Dans tous les cas, le choix des pièces de rechange à remplacer à une date d'inspection T_k est effectué de manière aléatoire parmi de celles disponibles dans les entrepôts. Lors des remplacements aux dates de livraison, le choix des pièces n'est plus aléatoire, mais dépend de type de pièces qui arrivent en premier.

5.4 Évaluation de la stratégie (α, S_1, S_2)

Notre but est de quantifier non seulement la performance économique de la stratégie (α, S_1, S_2) , mais aussi sa robustesse. Le critère d'évaluation φ proposé dans le chapitre 4 est donc réutilisé ici. Rappelons que le critère φ est exprimé par

$$\varphi = C_\infty + \lambda \cdot \sigma, \quad (5.2)$$

où C_∞ représente le coût moyen asymptotique par unité de temps engendré par la stratégie (α, S_1, S_2) , σ désigne l'écart-type du taux de coût de maintenance sur un certain cycle de remplacement K , et λ est le poids relatif exprimant un compromis entre C_∞ et σ .

5.4.1 Coût moyen asymptotique par unité de temps

En adoptant la stratégie (α, S_1, S_2) , le système considéré doit supporter dans l'intervalle de temps $[0, t]$ un coût total $C(t)$ englobant les coûts pour la maintenance $C^M(t)$ et pour la gestion de stocks $C^S(t)$

$$C(t) = C^M(t) + C^S(t). \quad (5.3)$$

Le coût de maintenance $C^M(t)$ inclut les coûts des remplacements, les coûts d'inspection et les coûts d'indisponibilité. Il est exprimé par l'expression

$$C^M(t) = \sum_{j=1}^N \left(C_i \cdot N_i^j(t) + C_r \cdot N_r^i(t) + C_d \cdot W_d^j(t) \right), \quad (5.4)$$

où $N_j^i(t)$ et $N_r^j(t)$ sont respectivement le nombre aléatoire des inspections et des remplacements effectués sur le composant j sur l'intervalle de temps $[0, t]$, et $W_d^j(t)$ désigne le temps passé en état de panne du composant j sur $[0, t]$. Le coût total de gestion des stocks $C^S(t)$ se compose des coûts de commande, des coûts d'achat pièces de rechange de qualité supérieure et de qualité standard, des coûts de stockage associés. Il s'exprime alors par

$$C^S(t) = C_o \cdot N_o(t) + C_1 \cdot N_1(t) + C_2(t) \cdot N_2(t) + C_{s,1}(t) \cdot T_{s,1}(t) + C_{s,2} \cdot T_{s,2}(t), \quad (5.5)$$

où $N_o(t)$ désigne le nombre aléatoire des commande lancées sur $[0, t]$, $N_1(t)$ et $N_2(t)$ sont le nombre total des pièces de rechange de qualité supérieure et de qualité standard achetés sur $[0, t]$, $T_{s,1}(t)$ et $T_{s,2}(t)$ sont le temps total des pièces de rechange de qualité supérieure et de qualité standard résidentes dans les stocks durant l'intervalle de temps $[0, t]$.

De (5.3), (5.4) et (5.5), le coût moyen asymptotique par unité de temps engendré par (α, S_1, S_2) est calculé par

$$C_\infty = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E[C(t)]}{t} = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{C(t)}{t} =, \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{C^M(t) + C^S(t)}{t}. \quad (5.6)$$

Le calcul analytique de C_∞ est évidemment très compliqué, voire impossible. Par exemple, nous ne pouvons pas recourir aux techniques de renouvellement pour évaluer C_∞ car il nous semble que les instants de renouvellement du système n'existent pas. Nous ne pouvons non plus utiliser la technique de renouvellement markovien car les instants d'inspection sont aléatoires. C'est la raison pour laquelle, le calcul numérique de C_∞ dans le chapitre suivant sera basé sur la simulation Monte Carlo.

5.4.2 Écart-type du taux de coût sur un cycle de remplacement

Selon la stratégie (α, S_1, S_2) , les composants sont remplacés préventivement ou correctivement soit à la date d'inspection si l'on dispose de pièces de rechange soit à la date de livraison. Ainsi, les instants de remplacement du système T_{rempl} sont réalisées également soit à un instant d'inspection ou à la date d'arrivée de la commande. Dans le premier cas, l'instant de remplacement du système est réalisé à un instant d'inspection $T_{rempl} = T_{insp}$ si tous les composants sont détectés trop dégradés ou en panne suite à cette inspection et que l'on dispose de pièces de rechange nécessaires pour remplacer tous les composants. Dans le second cas, l'instant de remplacement du système est réalisé à une date de livraison $T_{rempl} = T_{livraison}$ si tous les composants du système sont en attente de remplacement ($\text{card}(\mathbf{N}_r(T_{rempl})) = N$) et que le nombre de pièces livré est suffisant pour remplacement tous les composants en attente de remplacement. Soit S un certain cycle de remplacement du système et $C(S)$ le coût de remplacement associé à ce cycle. Le taux du coût sur un cycle de remplacement K est donné par :

$$K = \frac{C(S)}{S} \quad (5.7)$$

Il est formulé par

- si $T_{rempl} = T_{insp}$,

$$K = \sum_{k=1}^{N_{insp}} \frac{C(T_{k-1}, T_k)}{T_k - T_{k-1}} \quad (5.8)$$

- si $T_{rempl} = T_{livraison}$,

$$K = \sum_{k=1}^{N_{insp}-1} \frac{C(T_{k-1}, T_k)}{T_k - T_{k-1}} + \frac{C(T_{N_{insp}-1}, T_{N_{insp}})}{T_{N_{insp}} - T_{N_{insp}-1} + L_i}, i \in \{1, 2\} \quad (5.9)$$

où N_{insp} est le nombre total de cycles d'inspection réalisés au cours du cycle de remplacement S du système, et $C_{(T_{k-1}, T_k)}$ le coût total associé au kème cycle d'inspection (c-à-d $[T_{k-1}, T_k]$), il inclut les coûts de maintenance et de gestion de stock il est défini comme suit :

$$C_{(T_{k-1}, T_k)} = C_{(T_{k-1}, T_k)}^M + C_{(T_{k-1}, T_k)}^S, \quad (5.10)$$

avec

$$C_{(T_{k-1}, T_k)}^M = \mathbf{card}(\mathbf{N}_r(T_k)) \cdot (C_r + C_i) + \sum_{j=1}^N C_d \cdot W_d^j(T_{k-1}, T_k) \quad (5.11)$$

et

$$C_{(T_{k-1}, T_k)}^S = C_o \mathcal{I}_{\{\text{commande lancée à } T_k\}} + C_1 \cdot N_1(T_k) + C_2 \cdot N_2(T_k) + C_{s,1} \cdot T_{s,1}(T_{k-1}, T_k) + C_{s,2} \cdot T_{s,2}(T_{k-1}, T_k), \quad (5.12)$$

où, $W_d^j(T_{k-1}, T_k)$ est le temps d'indisponibilité du composant j pendant l'intervalle de temps $[T_{k-1}, T_k]$, $\mathcal{I}_{\{\text{commande lancée à } T_k\}}$ est la fonction indicatrice utilisée pour signifier si une commande est effectuée à la date T_k , $N_1(T_k)$ et $N_2(T_k)$ sont le nombre de pièces de rechange de bonne qualité et de qualité standard achetés dans le kème cycle d'inspection, $T_{s,1}(T_{k-1}, T_k)$ et $T_{s,2}(T_{k-1}, T_k)$ sont les durées de détention des pièces de rechange de bonne et de qualité standard dans leur stock pendant l'intervalle de temps $[T_{k-1}, T_k]$.

Nous rappelons que l'expression de σ l'écart-type du du taux de coût sur un cycle de remplacement est défini comme suit :

$$\sigma = \sqrt{E(K^2) - E^2(K)}. \quad (5.13)$$

Le calcul analytique de $E(K^2)$ et $E(K)$ depuis l'équation 5.4.2 est très complexe. Pour cette raison et dans le but de surmonter cette difficulté, nous avons eu recours à l'approche de simulation Monte Carlo pour le calcul de ces quantités.

Finalement, La fonction de coût $\varphi(\alpha, S_1, S_2)$ de la stratégie proposée est obtenue en introduisant l'équation 5.6 et l'équation 5.13 dans 5.2. Les paramètres optimaux de décision de maintenance et de gestion des pièces de rechange peuvent être obtenus par minimisation de la fonction du coût :

$$\varphi^*(\alpha^*, S_1^*, S_2^*) = \min_{\alpha, S_1, S_2} \varphi(\alpha, S_1, S_2) \quad (5.14)$$

5.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une nouvelle stratégie prévisionnelle conjointe de maintenance et de la gestion des stocks. La stratégie est appliquée à un système à composant multiple. Les composants sont supposés avoir des qualités différentes qui dépendent du fournisseur. Le comportement de vieillissement des différents composants suit un modèle de dégradation graduelle. Dans cette stratégie, nous utilisons les fiabilités prévisionnelles comme indicateur pour la prise de décision en maintenance et la gestion des stocks. Nous avons présenté également le critère de coût choisi afin d'évaluer et d'optimiser cette stratégie conjointe. Il s'agit du critère proposé dans la première partie de ce mémoire. Dans le chapitre suivant, nous cherchons à évaluer et optimiser la stratégie conjointe afin de déterminer les valeurs optimales des paramètres de décision incluant α^* , S_1^* et S_2^* .

Chapitre 6

Étude numérique

Le présent chapitre est consacré à l'évaluation de l'efficacité économique de la stratégie (α, S_1, S_2) présentée dans le chapitre 5, à travers laquelle nous examinons sa performance et sa robustesse. Le critère d'évaluation proposé dans la partie II est utilisé pour parvenir à cette fin. Notre but ici, n'est pas de comparer ou de souligner son efficacité ou sa robustesse, mais plutôt d'illustrer comment cette stratégie peut être appliquée dans un cadre pour lequel la prise en compte conjointe de la maintenance et la gestion des pièces de rechange est importante. Ce cadre est celui d'un système multi-composants pour lequel nous disposons de différentes qualités des pièces de rechange. Il s'agit également de montrer comment le critère d'évaluation proposé dans la première partie de ce mémoire peut être appliqué sur différents modèles de stratégie de maintenance.

En effet, nous montrons à travers l'optimisation de la stratégie l'existence d'un optimum global suivant la fonction objectif considérée ainsi que sa capacité à garantir un équilibre entre les deux qualités de pièces de rechange. Nous étudions aussi les influences des coûts des interventions pour la maintenance et des coûts logistiques sur les évolutions des fonctions de coûts optimales et des variables de décision associées pour la stratégie proposée. Les paramètres optimaux de décision de la stratégie proposée sont numériquement déterminés en utilisant des techniques de simulations de Monte Carlo.

L'étude du coût que nous présentons permet d'une part d'identifier les conditions d'utilisation appropriées de la stratégie proposée, et d'autre part de montrer l'avantage de l'utilisation de l'aspect conditionnel que ça soit pour la prise de décision en maintenance ou en approvisionnement. L'analyse de l'évolution des variables de décision montre comment la stratégie conjointe ajuste ses paramètres de décision pour aboutir à une nouvelle solution optimale lorsque les coûts des interventions pour la maintenance, les coûts logistiques et le poids relatif à la variabilité du coût varient.

Ce chapitre se divise en deux sections. Lors de la première section 6.1 nous présentons des exemples d'optimisation de la stratégie conjointe, en utilisant le critère proposé dans la partie II pour évaluer sa performance et sa robustesse. Dans la section 6.2 nous effectuons une étude de sensibilité liée aux coûts des interventions pour la maintenance, aux coûts logistiques et en dernier lieu au poids relatif de la variabilité des coûts. Enfin, dans la dernière section 6.3, nous présentons quelques conclusions issues de cette étude.

6.1 Optimisation conjointe de maintenance et de gestion des pièces de rechange : Stratégie (α, S_1, S_2)

L'objectif de cette section est d'examiner les performances et la robustesse de la stratégie conjointe de maintenance et de gestion des pièces de rechange (α, S_1, S_2) . À ce titre, nous évaluons dans un premier temps ses performances économiques en utilisant uniquement le

coût moyen asymptotique par unité de temps, puis nous utiliserons dans un second temps la fonction objectif donnée par l'équation (4.2) (cf. partie II) pour évaluer à la fois la performance et la robustesse de la stratégie (α, S_1, S_2) . Concernant le système étudié, nous considérons un système comprenant 10 composants ayant deux qualités différentes. La dégradation de ces composants est définie par un couple de paramètres liés à chaque qualité de pièces de rechange comme suit : le couple $(a_1 = 0.1, b_1 = 0.1)$ représente la bonne qualité et le couple $(a_2 = 0.4, b_2 = 0.2)$ la qualité standard. Ainsi, dans le cas étudié les composants de qualité standard se dégradent deux fois plus rapidement ($m_2 = 2$) en comparaison avec les pièces de rechange de bonne qualité ($m_1 = 1$). Le seuil limite de défaillance due à la dégradation pour tous les composants est égal à $L = 30$.

Afin d'illustrer les surfaces de coût et la solution optimale de la stratégie (α, S_1, S_2) suivant la fonction objectif donnée par l'équation (4.2), nous choisissons les coûts des interventions pour la maintenance et logistique comme suit : coût de remplacement $C_r = 5$, coût d'inspection $C_i = 0.2$, coût d'indisponibilité par unité de temps $C_d = 5$, coût de commande $C_o = 100$, coût d'achat d'une pièce de rechange de bonne qualité $C_1 = 30$, coût d'achat d'une pièce de rechange de qualité standard $C_{s,2} = 5$, coût de stockage par pièce de rechange de bonne qualité par unité de temps $C_{s,1} = 1$, coût de stockage par pièce de rechange de qualité standard par unité de temps $C_{s,2} = 0.5$.

6.1.1 Évaluation quantitative de la performance économique : coût moyen à long terme

L'évaluation du coût moyen asymptotique de la stratégie (α, S_1, S_2) nécessite l'exécution de réalisations sur un très grand horizon de simulation. La figure 6.1 montre la convergence du coût moyen asymptotique optimal de la stratégie par rapport à la longueur de l'horizon (durée) de simulation. La figure montre que la convergence de $C_\infty(\alpha^*, S_1^*, S_2^*)$ de la stratégie (α, S_1, S_2) est atteinte à partir d'un temps de simulation arrivant à $T_{sim} \geq 80000$. Ainsi, l'étude numérique présentée est réalisée en fixant le temps de simulation à cette valeur.

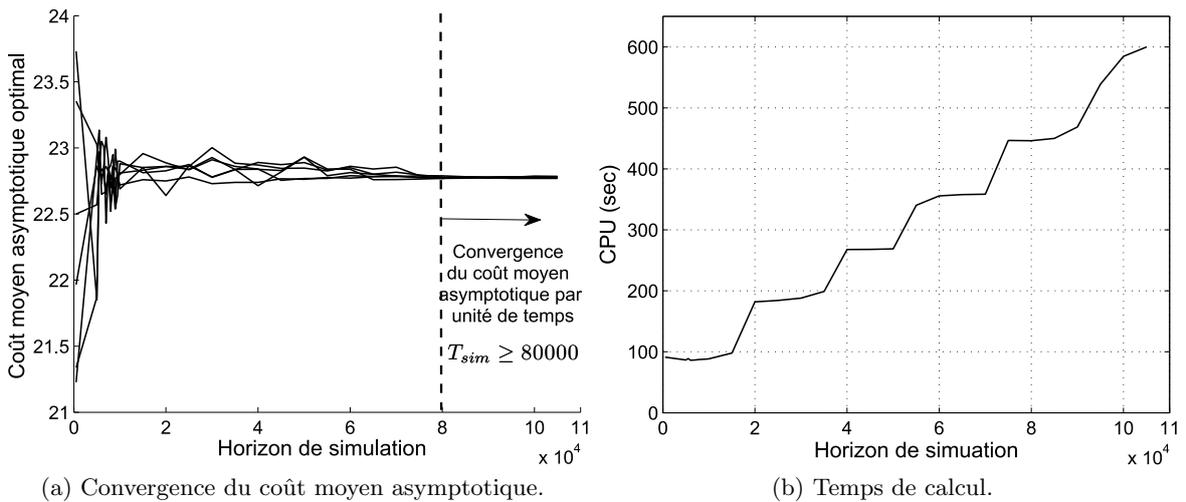
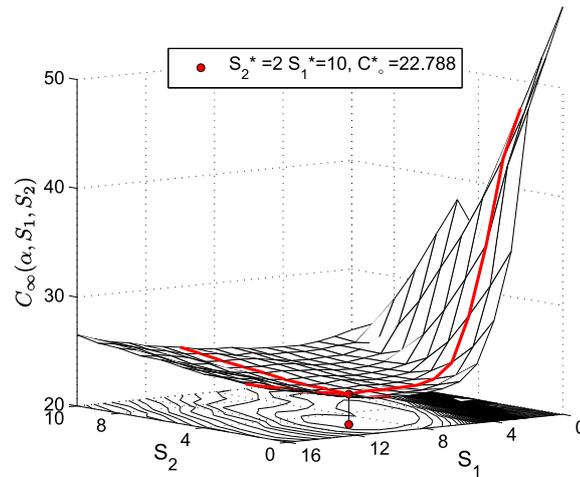


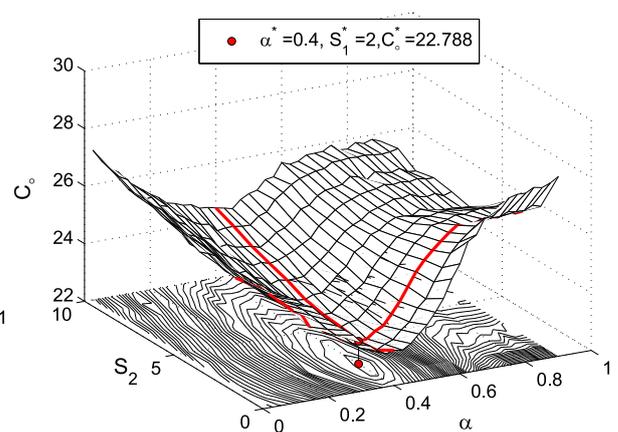
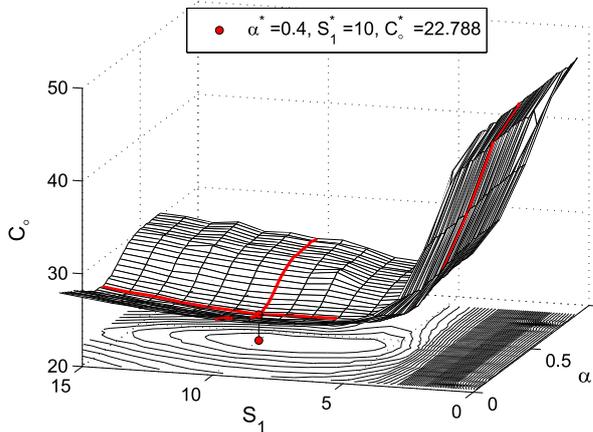
FIGURE 6.1 – Illustration de la convergence du coût moyen asymptotique minimal de la stratégie (α, S_1, S_2) à $\alpha^* = 0.4$ et $S_1^* = 10$, $S_2^* = 2$ et le temps de calcul.

La figure 6.2 illustre la fonction coût $C_\infty(\alpha, S_1, S_2)$ de la stratégie de maintenance et de gestion des pièces de rechange (α, S_1, S_2) quand ces trois variables de décision varient.

Rappelons que les trois variables représentent respectivement le seuil préventif α , la capacité maximale du stock des pièces de rechange de bonne qualité S_1 et la capacité maximale du stock des pièces de rechange de qualité standard S_2 . Les surfaces de la fonction coût $C_\infty(\alpha, S_1, S_2)$ sont présentées dans les sous-figures 6.2a, 6.2c et 6.2b. Elles traduisent l'évolution du coût en fonction de deux paramètres, le troisième étant fixé. La convexité des surfaces permet de supposer d'unicité d'un réglage optimal des valeurs de décision α , S_1 et S_2 . Pour le jeu de paramètres choisi, les valeurs optimales obtenues sont $\alpha^* = 0.4$, $S_1^* = 10$ et $S_2^* = 2$, qui correspondent au coût moyen asymptotique par unité de temps optimal de $C_\infty^*(0.4, 10, 2) = 22.788$. Les résultats montrent que la stratégie parvient à un équilibre entre le stock de pièces de rechange de bonne et de qualité standard.



(a) Surface du coût $C_\infty(\alpha, S_1, S_2)$ en fonction de S_1 et S_2 .



(b) Surface du coût $C_\infty(\alpha, S_1, S_2)$ en fonction de α et S_2 . (c) Surface du coût $C_\infty(\alpha, S_1, S_2)$ en fonction de α et S_1 .

FIGURE 6.2 – Illustration d'optimisation de la stratégie (α, S_1, S_2) .

6.1.2 Évaluation quantitative de la performance et de la robustesse

L'évaluation de la fonction coût φ de la stratégie (α, S_1, S_2) nécessite la simulation des cycles de remplacement sur un horizon temporel important. La figure 6.3 montre la convergence de la fonction coût φ^* optimale de la stratégie par rapport au nombre de cycles de rem-

placement. La figure montre que la convergence de $\varphi^*(\alpha^*, S_1^*, S_2^*)$ de la stratégie (α, S_1, S_2) est atteinte à partir d'un nombre de cycle de remplacement arrivant à 40000. Ainsi, l'étude numérique présentée est réalisée en fixant le temps de simulation à cette valeur. Le poids relatif à la variabilité du coût est fixé à $\lambda = 0.3$.

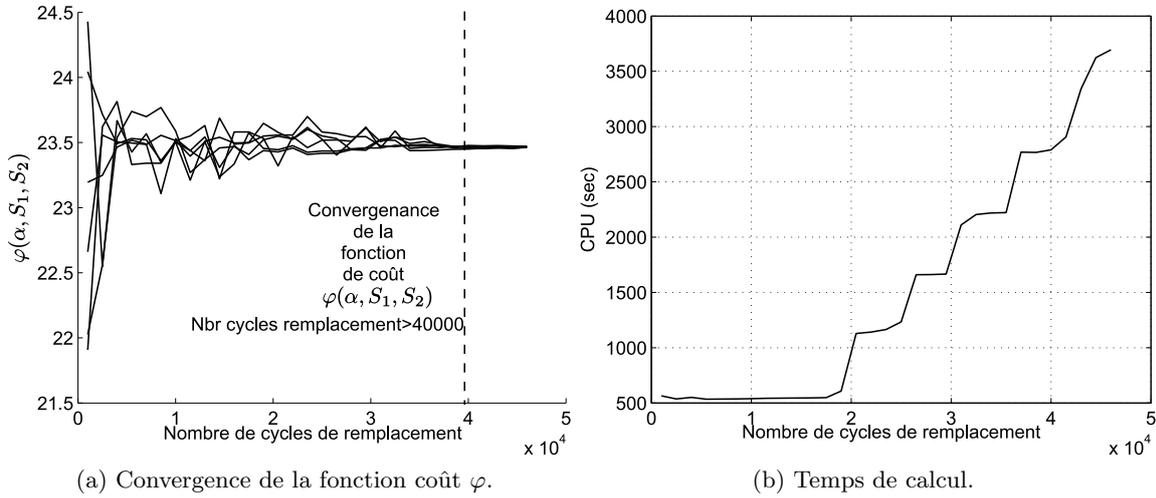


FIGURE 6.3 – Illustration de la convergence de la fonction coût φ minimale de la stratégie (p, S_1, S_2) à $p^* = 0.6$ et $S_1^* = 6$, $S_2^* = 4$ et le temps de calcul.

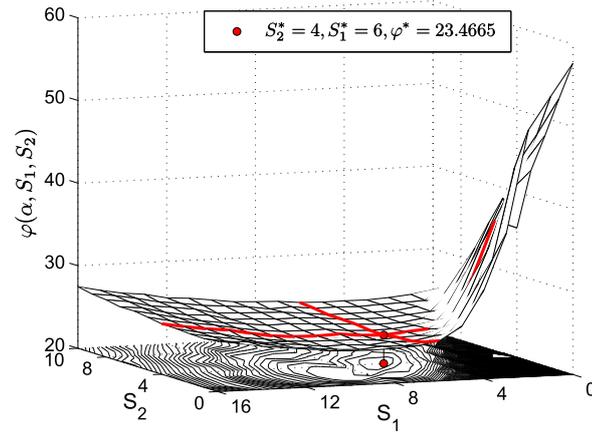
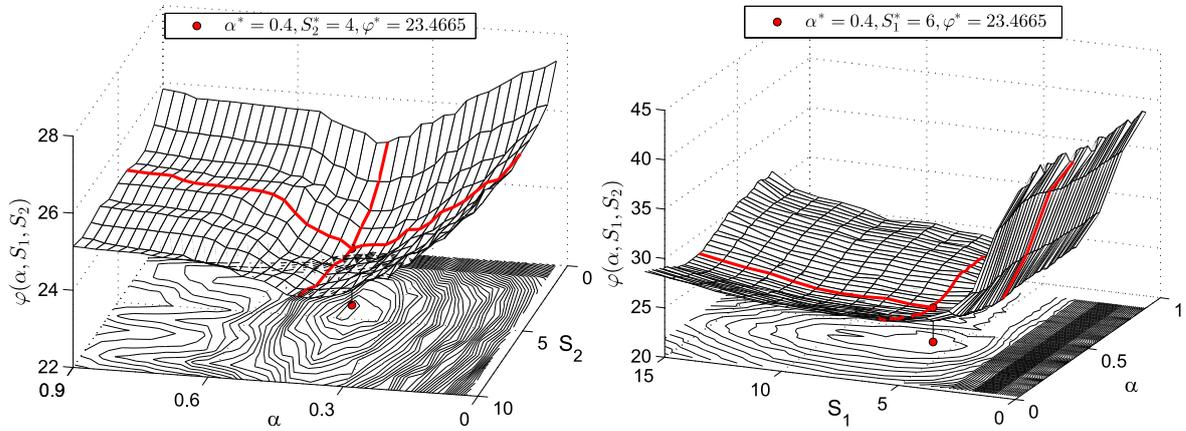
La figure 6.4 illustre la fonction coût $\varphi(\alpha, S_1, S_2)$ de la stratégie de maintenance et de gestion des pièces de rechange (α, S_1, S_2) quand ces trois variables de décision varient. Les surfaces de la fonction coût $\varphi(\alpha, S_1, S_2)$ sont présentées dans les sous-figures 6.4a, 6.4b et 6.4c. La convexité des surfaces montre l'unicité d'un réglage optimal des valeurs de décision α , S_1 et S_2 . Pour le jeu de paramètres choisi, les valeurs optimales obtenues sont $\alpha^* = 0.4$, $S_1^* = 6$ et $S_2^* = 4$, qui correspondent la fonction coût optimale $\varphi^*(0.4, 6, 4) = 23.4663$. Les résultats montrent d'une part que le critère proposé est applicable pour l'évaluation de différentes stratégies de maintenance, comme pour la stratégie conjointe (α, S_1, S_2) . D'autre part on remarque que la stratégie réussit toujours à trouver un équilibre entre le stock de pièces de rechange de bonne et de qualité standard selon l'objectif fixé.

6.2 Études de sensibilités de la stratégie conjointe proposée

Les essais numériques présentés ci-dessous correspondent aux paramètres suivants : $a_1 = 0.1$, $b_1 = 0.1$ pour les pièces de rechange de bonne qualité, $a_2 = 0.4$ et $b_2 = 0.2$ pour les pièces de rechange de qualité standard et $L = 30$.

6.2.1 Étude de sensibilité liée aux coûts de la maintenance

Dans cette section, nous présentons l'analyse de sensibilités liées aux coûts de maintenance de la stratégie proposée, pour ce faire nous faisons varier le coût d'inspection C_i , le coût de remplacement C_r et le coût d'indisponibilité C_d un par un et nous étudions l'évolution des variables de décision α , S_1 et S_2 de la stratégie proposée. Comme il s'agit d'une étude de sensibilité liée aux coûts de maintenance, nous fixons les coûts logistiques à : $C_o = 100$, $C_1 = 30$, $C_2 = 5$, $C_{s,1} = 1$ et $C_{s,2} = 0.5$. Les trois cas étudiés sont énumérés ci-dessous :

(a) Surface du coût $\varphi(\alpha, S_1, S_2)$ en fonction de S_1 et S_2 .(b) Surface du coût $\varphi(\alpha, S_1, S_2)$ en fonction de α et S_2 . (c) Surface du coût $\varphi(\alpha, S_1, S_2)$ en fonction de α et S_1 .FIGURE 6.4 – Illustration d’optimisation de la stratégie (α, S_1, S_2) suivant la fonction objectif de l’équation 5.14.

1. Coût d’inspection variable : C_i varie de 0 à 20 avec un pas égal à 0.1, le coût d’indisponibilité par unité de temps est fixé à $C_d = 5$ et le coût de remplacement est fixé à $C_r = 5$.
2. Coût de remplacement variable : C_r varie de 0 à 60 avec un pas égal à 1, le coût d’indisponibilité par unité de temps est fixé à $C_d = 5$ et le coût d’inspection est fixé à $C_i = 0.2$.
3. Coût d’indisponibilité par unité de temps variable : C_d varie de 0 à 20 avec un pas égal à 0.2, le coût de remplacement est fixé à $C_r = 5$ et le coût d’inspection est fixé à $C_i = 0.2$.

Cas 1 : coût d’inspection variable

Le résultat de ce premier cas d’étude est présenté dans la figure 6.5. Les figures 6.5a et 6.5b présentent respectivement l’évolution des variables de décision optimales S_1^*, S_2^* et α^* .

On peut voir clairement d’après les deux figures 6.5a et 6.5b que le coût de l’inspection n’a aucun impact sur les variables de décision de la stratégie (α, S_1, S_2) . Ce résultat trivial,

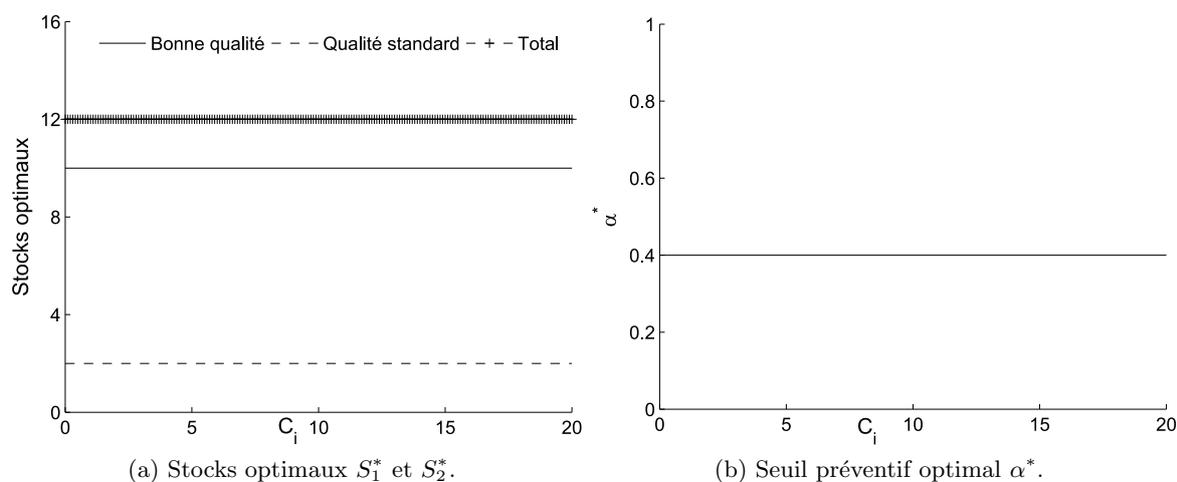


FIGURE 6.5 – Sensibilité au coût d'inspection.

s'explique par le fait que les inspections sont aléatoires et ne sont en aucun cas contrôlées par la stratégie de maintenance.

Cas 2 : coût de remplacement variable

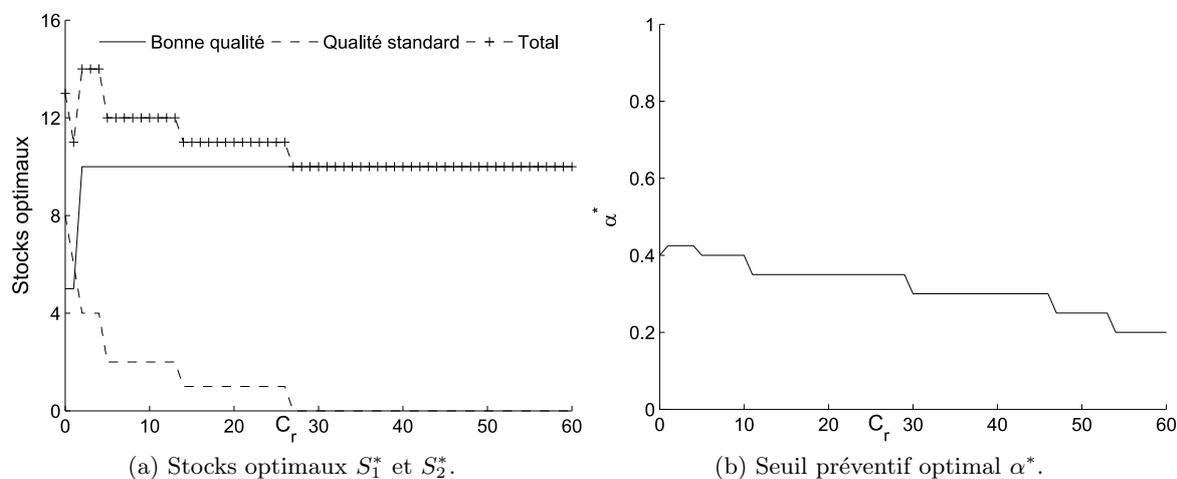


FIGURE 6.6 – Sensibilité au coût de remplacement.

La figure 6.6 présente les résultats de ce cas d'étude. La figure 6.6a illustre l'évolution des variables de décision optimales liées à la gestion des pièces de rechange S_1^* et S_2^* . L'évolution de la variable de décision optimale α^* est présentée sur la figure 6.6b. On voit que lorsque C_r prend des valeurs faibles, la stratégie a tendance à favoriser l'utilisation des pièces de rechange de qualité standard au détriment des pièces de rechange de bonne qualité ($S_2^* > S_1^*$). Réciproquement, quand C_r augmente, la bonne qualité des pièces de rechange est privilégiée par rapport à la qualité standard. Ces résultats s'expliquent par le fait que lorsque les coûts de remplacement deviennent chers, il est plus rentable d'utiliser une pièce de rechange qui se détériore lentement afin d'éviter les remplacements fréquents et par conséquent minimiser les coûts. D'ailleurs, nous remarquons que quand C_r croît le stock total de pièce de rechange

décroit suite à la diminution du nombre de remplacements effectués. L'analyse de l'évolution de la valeur optimale du seuil préventif (figure 6.6b) montre que ce dernier prend les valeurs les plus élevées lorsque la stratégie favorise l'utilisation de pièces de rechange de qualité standard, vice-versa, il atteint des valeurs très faible quand il s'agit de l'utilisation de pièces de rechange de bonne qualité. Ce résultat est prévisible. La stratégie tend à contrôler précisément les instants de remplacement des composants lorsque la vitesse de dégradation est plus rapide afin de minimiser les coûts d'indisponibilité du système.

Cas 3 : coût d'indisponibilité par unité de temps variable

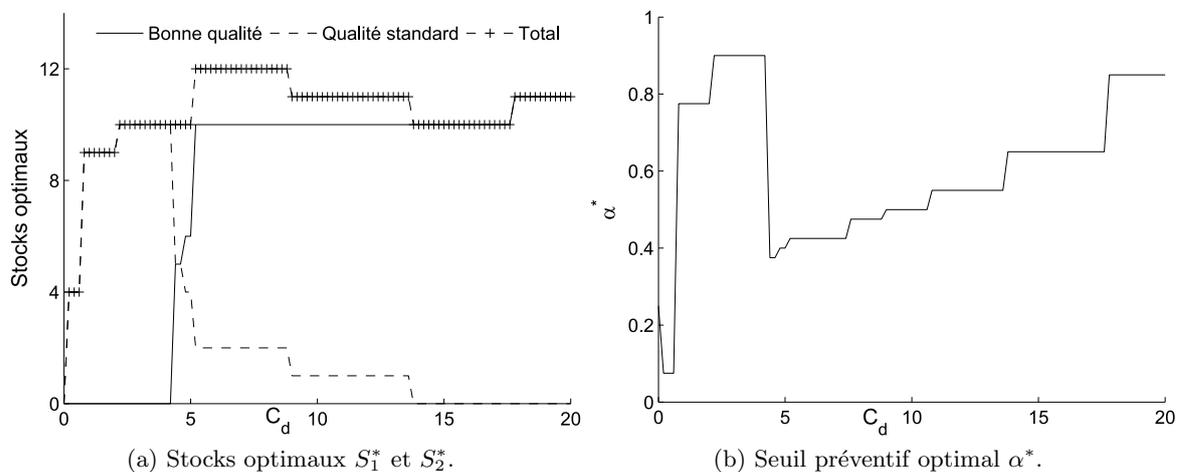


FIGURE 6.7 – Sensibilité au coût d'indisponibilité par unité de temps.

Les résultats du troisième cas d'étude sont présentés dans la figure 6.7. La signification des figures 6.7a et 6.7b sont similaires aux cas d'étude 1 et 2. L'analyse de ces figures montre que la stratégie a tendance à conserver un stock total de pièces de rechange réduit, toutes qualités confondues lorsque le coût d'indisponibilité du système est faible. Cela s'explique par le fait qu'il est plus avantageux d'admettre un coût faible dû à l'arrêt du système que les coûts de détention des pièces de rechange en stock qui sont plus important. D'une part, on voit que lorsque C_d prend des valeurs élevées, la stratégie a tendance à atteindre des valeurs maximales en terme de nombre de pièces de rechange maintenues en stock. On atteint le nombre 10 qui représente le nombre de composants dans le système. D'autre part, on remarque que la stratégie favorise l'utilisation de pièces de rechange de qualité standard au détriment des pièces de rechange de bonne qualité. En effet, pour ce type de configuration la stratégie considère qu'il est plus rentable d'utiliser des pièces de rechange de qualité standard grâce à leur prix unitaire et coût de détention "bon marché". Mais lorsque que le coût d'indisponibilité du système atteint une certaine valeur ($C_d > 13$ dans notre cas), la stratégie préfère utiliser uniquement des pièces de rechange de bonne qualité malgré leur détention coûteuse et leur coût unitaire élevé. Une meilleure maîtrise des coûts générés par les temps d'arrêt des composants résulte de la mise à disposition de pièces de rechange avec des durées de vie plus longues.

6.2.2 Étude de sensibilité liée aux coûts logistiques

Dans cette sous-section, nous investiguons l'influence des coûts logistiques sur le comportement des variables de décision de la stratégie. Pour cette étude, les coûts de maintenance sont supposés être fixés et égaux à : $C_i = 0, 2$, $C_r = 5$ et $C_d = 5$. Ainsi cinq autres situations liées directement aux opérations en relation avec la gestion des pièces de rechange sont également étudiées. Elles correspondent à la sensibilité à cinq autres paramètres, qui sont C_o , C_1 , C_2 , $C_{s,1}$ et $C_{s,2}$ en faisant varier un seul coût et en fixant le reste suivant les cinq cas énumérés ci-dessous :

4. Coût de commande variable : C_o varie de 0 to 500 avec un pas égal à 3 le reste des coûts logistiques est fixé à $C_1 = 25$, $C_2 = 5$, $C_{s,1} = 1$ et $C_{s,1} = 0.5$.
5. Coût unitaire d'achat d'une pièce de rechange de bonne qualité variable : C_1 varie de 0 à 30 avec un pas égal à 0.2, le reste des coûts logistiques est fixé à $C_o = 50$, $C_2 = 5$, $C_{s,1} = 1$ et $C_{s,2} = 0.5$.
6. Coût unitaire d'achat d'une pièce de rechange de qualité standard : variable : C_2 varie de 0 à 20 avec un pas égal à 0.2, le reste des coûts logistiques est fixé à $C_o = 50$, $C_1 = 25$, $C_{s,1} = 1$ et $C_{s,2} = 0.5$.
7. Coût de stockage d'une pièce de rechange de bonne qualité par unité de temps variable : $C_{s,1}$ varie de 0 à 25 avec un pas égal à 0.2, le reste des coûts logistiques est fixé à $C_o = 100$, $C_1 = 25$, $C_2 = 5$ et $C_{s,2} = 0.5$.
8. Coût de stockage d'une pièce de rechange de qualité standard par unité de temps variable : $C_{s,2}$ varie de 0 à 5 avec un pas égal à 0.2, le reste des coûts logistiques est fixé à $C_o = 100$, $C_1 = 25$, $C_2 = 5$ et $C_{s,1} = 1$.

Cas 4 : coût de commande variable

Les résultats de ce cas d'étude sont présentés sur la figure 6.8. La figure 6.8a représente l'évolution des variables de décision optimales S_1^* , S_2^* ainsi que le stock total optimal $S_T^* = S_1^* + S_2^*$. L'évolution du seuil préventif optimal α^* est présentée sur la figure 6.8b. D'après la figure 6.8a on voit que le stock total S_T^* (somme des deux stocks optimaux S_1^* et S_2^*) croit avec l'augmentation de C_o , il s'agit d'un résultat prévu vu que la stratégie tend à maintenir un niveau élevé de stock des pièces de rechange afin d'éviter au maximum les commandes fréquentes. De plus, en regardant de près la même figure, on remarque que la stratégie favorise l'utilisation de pièces de rechange de bonne qualité par rapport à la qualité standard. Cette préférence est due à la durée de vie plus longue des pièces de bonne qualité qui entraîne moins de remplacements et par conséquent moins de commandes à effectuer. En outre, on voit que les pièces de rechange de qualité standard sont également utilisées même lorsque le C_o prend des valeurs élevées. Ces dernières jouent le rôle de substituant permettant une disponibilité rapide des pièces de rechange ce qui permet de palier aux surcoûts engendrés par les arrêts inattendus des composants.

Sur la figure 6.8b on voit que le seuil préventif optimal α^* décroît avec l'augmentation de C_o , ce comportement de la variable de décision liée aux opérations de maintenance s'explique par le fait que la stratégie cherche à atténuer le contrôle du temps de défaillance des composants. Elle tend à les garder en fonctionnement dans le système le plus longtemps possible afin de minimiser le nombre de commandes résultant d'un nombre faible de remplacements à effectuer. En effet, lorsque C_o est beaucoup plus élevé que les coûts engendrés par l'arrêt des composants, il est peut être plus rentable de garder le composant en état de panne. Le coût

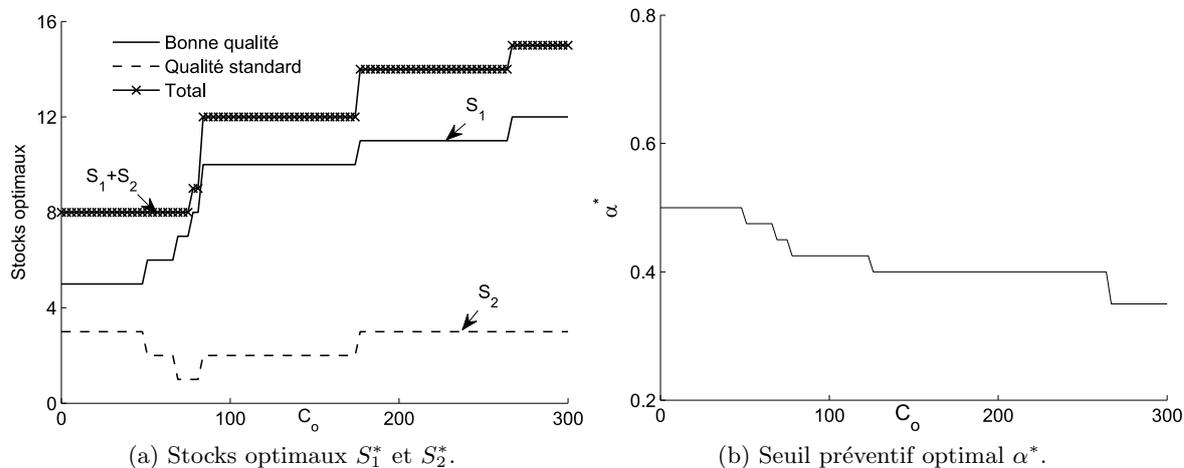


FIGURE 6.8 – Sensibilité au coût de commande.

d'indisponibilité est réduit par rapport à celui correspondant au lancement d'une commande de pièces de rechange immédiate.

Cas 5 : Coût unitaire d'achat d'une pièce de rechange de bonne qualité variable

Dans ce cas d'étude, nous étudions l'évolution des valeurs optimales des variables de décision lors de la variation du coût d'achat unitaire des pièces de rechange de bonne qualité, les résultats de ce cas d'étude sont présentés sur la figure 6.9. En analysant l'évolution des valeurs optimales des stocks maximaux (figure 6.9a), on note que le stock maximal des pièces de rechange de bonne qualité diminue avec l'augmentation du prix unitaire C_1 . Ce comportement s'explique par le fait que la stratégie dans ce cas de figure cherche à minimiser le coût total à travers la minimisation du nombre total des pièces de rechange de bonne qualité achetées. On remarque que quand le prix unitaire C_1 atteint une certaine valeur ($C_1 = 18$ dans ce cas), la stratégie commence à avoir recours aux pièces de rechange de qualité standard moins chères et rapidement accessibles afin d'éviter les temps d'arrêt des composants. Ainsi on voit que le niveau de stock maximal des pièces de rechange de qualité standard augmente avec C_1 . La figure 6.9b présente l'évolution du seuil préventif α et montre une décroissance de α avec celle de C_1 . Cette diminution s'explique par le fait que la stratégie préfère remplacer souvent les composants par des pièces de rechange de bonne qualité moins chères. Cela permet aussi de réduire les coûts d'indisponibilité car les remplacements sont assez fréquents. Par contre, une fois les pièces de rechange de qualité standard rentrent dans le système (lorsque C_1 prend des valeurs élevées) on note une augmentation de α qui est dû à la nécessité d'une surveillance vigilante en terme de contrôle des temps d'arrêt pour ce type de qualité des composants.

Cas 6 : Coût unitaire d'achat d'une pièce de rechange de qualité standard variable

À travers ce cas d'étude, nous étudions l'évolution des valeurs optimales des variables de décision lors de la variation du coût unitaire des pièces de rechange de qualité standard, les résultats associés sont présentés sur la figure 6.10. De manière analogue au cas 5 présenté ci-dessus, on voit d'après l'évolution des valeurs optimales des stocks maximaux (figure 6.10a) que le stock maximal des pièces de rechange de qualité standard diminue lors de l'augmen-

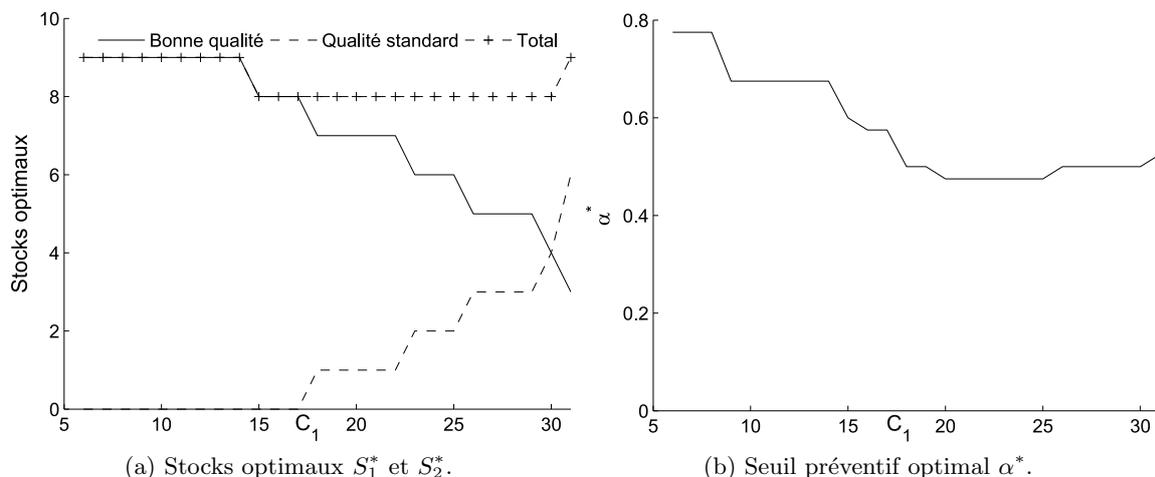


FIGURE 6.9 – Sensibilité au coût d’achat C_1 .

tation du prix unitaire de ces dernières. En effet, la stratégie dans ce cas de figure cherche à minimiser le coût total par la diminution du nombre total de pièces de rechange de qualité standard à acheter. On remarque que même pour des valeurs très petites de C_2 la stratégie à tendance à avoir recours toujours aux pièces de rechange de bonne qualité afin d’éviter les pannes fréquentes des composants de qualité standard. Lorsque le prix unitaire C_2 atteint une certaine valeur ($C_2 = 10$ dans notre cas), la stratégie exclut le choix de pièces de rechange de qualité standard car elles deviennent relativement chères et génèrent des coûts logistiques plus importants en comparaison avec les pièces de rechange de bonne qualité qui offrent l’avantage des durées de vie des composants plus longues. La figure 6.10b présente l’évolution du seuil préventif α . Cette dernière montre une décroissance du seuil préventif quand C_2 augmente, ceci s’explique par le fait que moins on utilise de pièces de qualité standard moins on a besoin d’un contrôle rigide des temps d’arrêt des composants. On note également une stagnation de α quand C_2 atteint une valeur pour laquelle la stratégie n’utilise plus de pièces de rechange de qualité standard mais uniquement des pièces de rechange de bonne qualité insensible au coût C_2 .

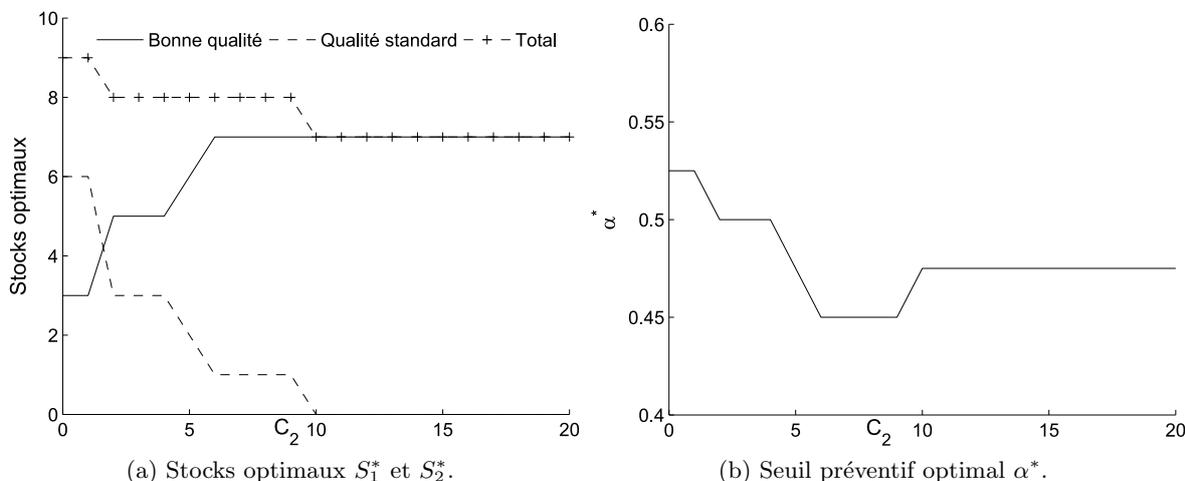


FIGURE 6.10 – Sensibilité au coût d’achat C_2 .

Cas 7 : Coût de stockage d'une pièce de rechange de bonne qualité par unité de temps variable

La figure 6.12 présente les résultats du septième cas d'étude. En analysant l'évolution des valeurs optimales des stocks maximaux présentées dans la figure 6.11a, on observe une croissance du nombre maximum des pièces de rechange de bonne qualité et une décroissance du nombre maximum des pièces de rechange de qualité standard quand le coût de stockage de pièces de rechange de bonne qualité augmente. Ce résultat prévu résulte du fait que la stratégie cherche à minimiser le coût total en minimisant les coûts liés au maintien des pièces de rechange. La figure 6.11b présente l'évolution du seuil préventif α , on peut voir à travers cette figure une augmentation de α avec celle de $C_{s,1}$ à cause de l'utilisation des pièces de rechange de qualité standard nécessitant un contrôle plus précis des instants d'arrêt.

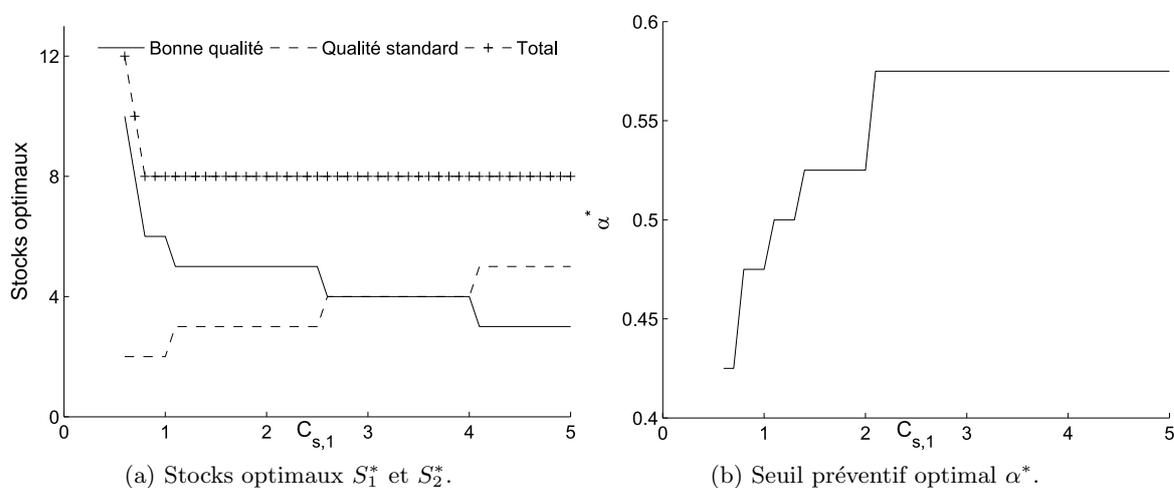


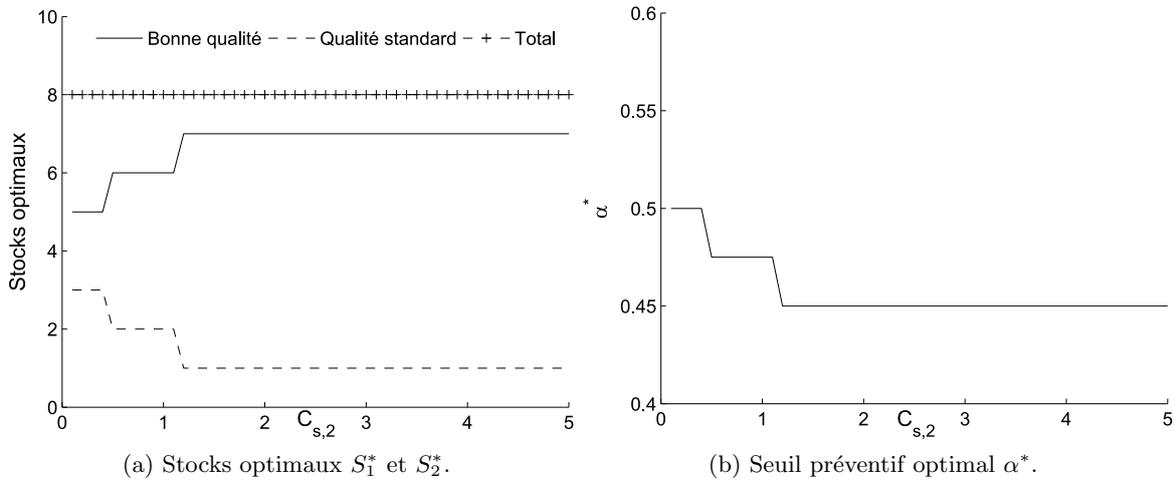
FIGURE 6.11 – Sensibilité au coût de stockage $C_{s,1}$.

Cas 8 : Coût de stockage d'une pièce de rechange de qualité standard par unité de temps variable

Les résultats de ce cas d'étude sont présentés dans la figure 6.12. Par analogie avec l'analyse du cas d'étude 7, on note que le stock maximal des pièces de rechange de qualité standard décroît tandis que le stock maximal des pièces de rechange de bonne qualité croît quand le coût de stockage des pièces de rechange de qualité standard augmente (Fig.6.12a). Le seuil préventif α croît respectivement avec l'augmentation de $C_{s,2}$ en se stabilisant à partir de $C_{s,2} = 1.3$ dans notre cas (Fig.6.12b) ceci est dû à l'utilisation des pièces de rechange de bonne qualité ne nécessitant pas un contrôle strict de l'indisponibilité des composants.

6.2.3 Étude de sensibilité de la robustesse liée aux coûts de maintenance et logistique

Dans cette section, nous nous intéressons à l'impact de la variation des différents coûts sur les performances et la robustesse de la stratégie de maintenance proposée i.e le coût moyen asymptotique et l'écart type du MCPRC. Ainsi, nous présentons l'analyse de sensibilité liée aux coûts de maintenance et logistiques de la stratégie proposée. Pour ce faire nous fixons

FIGURE 6.12 – Sensibilité au coût de stockage $C_{s,2}$.

le poids relatif à la variabilité des coûts de la fonction objectif de l'équation 5.14 à la valeur $\lambda = 1.5$ et nous faisons varier les différents coûts un par un de 0 à 200 avec un pas de 5 en fixant les autres à chaque fois aux valeurs suivantes : $C_r = 5$, $C_i = 0.2$, $C_d = 5$, $C_o = 100$, $C_1 = 30$, $C_2 = 5$, $C_{s,1} = 1$, et $C_{s,2} = 0.5$. Nous étudions ensuite l'évolution de la fonction coût optimale $\varphi^*(\alpha, S_1, S_2)$, l'écart type du MCPRC $\sigma(\alpha, S_1, S_2)$ et coût moyen asymptotique $C_\infty(\alpha, S_1, S_2)$ associés. Les résultats de cas d'étude sont présentés dans les figures 6.13 et 6.14.

Étude de sensibilité de la robustesse liée aux coûts de maintenance

La figure 6.13 présente les résultats liés à la variation des différents coûts de maintenance. Les figures 6.13a, 6.13b et 6.13c présentent respectivement l'évolution de la fonction coût optimale $\varphi^*(\alpha, S_1, S_2)$, l'évolution de la fonction coût $C_\infty(\alpha, S_1, S_2)$ et l'évolution de la fonction coût $\sigma(\alpha, S_1, S_2)$. En observant de près la figure 6.13c, nous constatons que l'écart-type de MCPRC de la stratégie (α, S_1, S_2) est relativement constant par rapport à la variation des différents coûts de maintenance (C_r et C_i) sauf le coût d'indisponibilité C_d . Ainsi, nous confirmons les résultats obtenus dans la première partie concernant le facteur impactant la robustesse. Seul le coût d'indisponibilité est capable d'impacter significativement la robustesse de la stratégie proposée. Quand chacun des coûts de maintenance C_d , C_r et C_i varie on peut observer que $\varphi^*(\alpha, S_1, S_2)$ croît considérablement. Ces résultats s'expliquent par le fait que C_d a un impact à la fois sur la performance et la robustesse de la stratégie tandis que le coût de remplacement C_r et le coût d'inspection C_i influencent uniquement les performances de celle-ci (cf figure 6.13b) d'où la croissance de fonction de coût φ quand ces derniers varient.

Étude de sensibilité de la robustesse liée aux coûts logistique

Les résultats liés à la variation des différents coûts logistiques sont présentés dans la figure 6.14. La signification des figures 6.14a, 6.14b et 6.14c est similaire respectivement aux figures 6.13a, 6.13b et 6.13c. D'après la figure 6.14c nous remarquons une stagnation des valeurs de $\sigma(\alpha, S_1, S_2)$ quand chacun des coûts logistique varie. Ainsi nous pouvons conclure qu'aucun des coûts logistique n'a d'impact sur la robustesse de la stratégie conjointe (α, S_1, S_2) . Concernant les coûts logistiques propres à chacune des qualités des pièces de rechange ($C_1, C_{s,1}$) pour

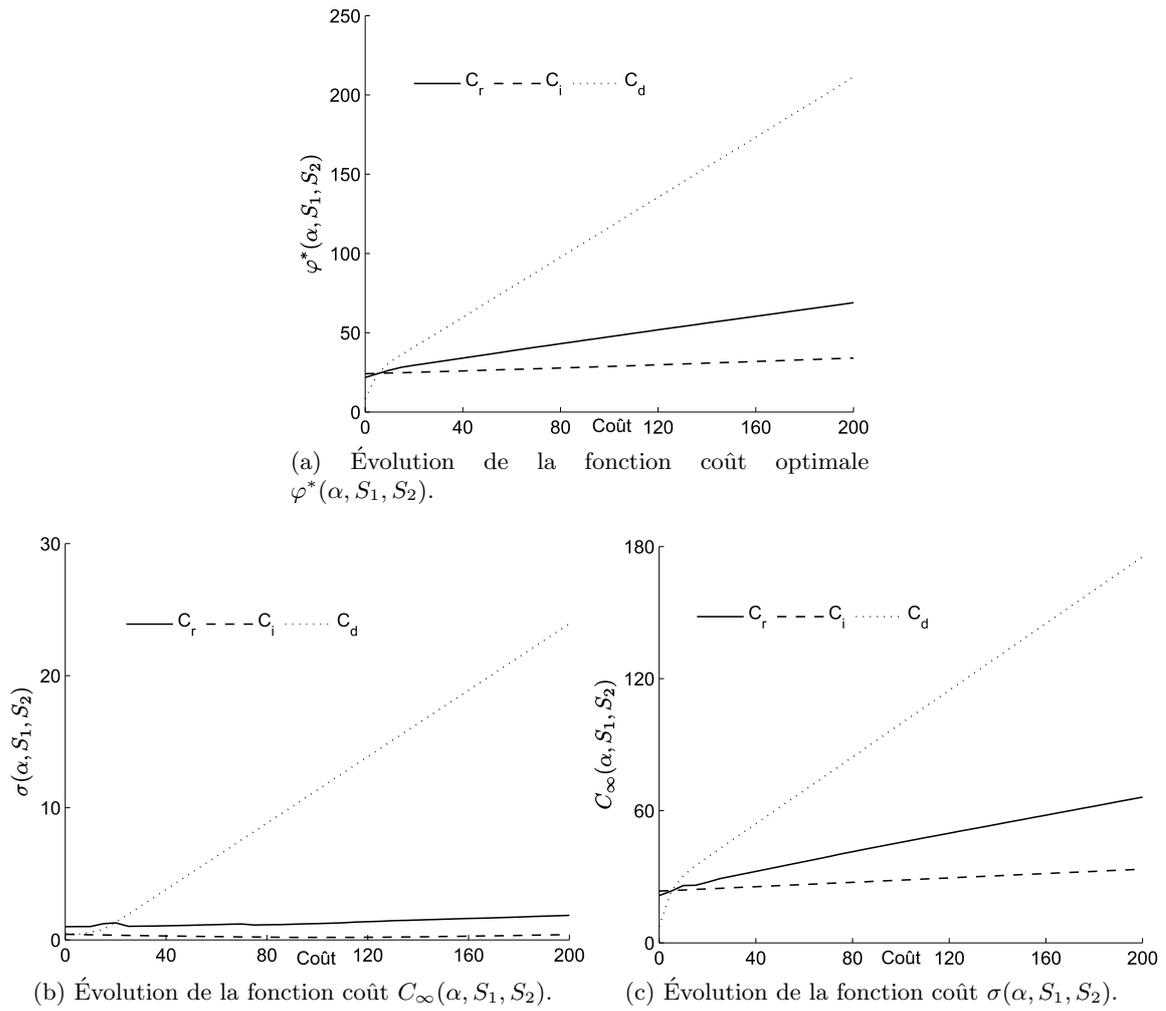


FIGURE 6.13 – Évolution des fonctions coûts φ^* , C_∞ et σ de la stratégie (α, S_1, S_2) en fonction de la variation des différents coûts de maintenance.

la bonne qualité et $(C_2, C_{s,2})$ pour la qualité standard, on voit que quand ces derniers varient et dépassent une certaine valeur, la fonction coût $\varphi^*(\alpha, S_1, S_2)$ se stabilise. Ces résultats s'expliquent par le fait que quand les coûts à associés a une qualité donnée de pièces de rechange varient et augmentent significativement, la stratégie à tendance à ne plus utiliser cette qualité de pièces de rechange. Elle privilégie autre qualité pour laquelle les coûts sont fixés et moins chers. Pour le coût de commande, on peut voir d'après la figure 6.14a une croissance de la fonction $\varphi^*(\alpha, S_1, S_2)$ engendrée par l'impact de C_o sur la performance (cf figure 6.14b).

6.2.4 Étude de sensibilité liée au poids relatif à la variabilité des coûts

Nous rappelons que le poids relatif λ représente la variabilité financière et la tolérance au risque des décideurs lors du choix d'un programme de maintenance et de gestion des différentes qualités des pièces de rechange. Nous étudions dans cette section l'impact de λ sur la performance et la robustesse de la stratégie conjointe proposée (α, S_1, S_2) . Dans cette intention, nous fixons les coûts de maintenance à $C_r = 5$, $C_d = 5$ et $C_i = 0.2$ et les coûts logistiques à $C_o = 100$, $C_1 = 25$, $C_2 = 5$, $C_{s,1} = 1$, et $C_{s,2} = 0.5$. Puis, nous faisons varier λ de 0 à 1.5 avec un pas de 0.1, et nous observons l'évolution des variables de décision α^* , S_1^* et S_2^* ,

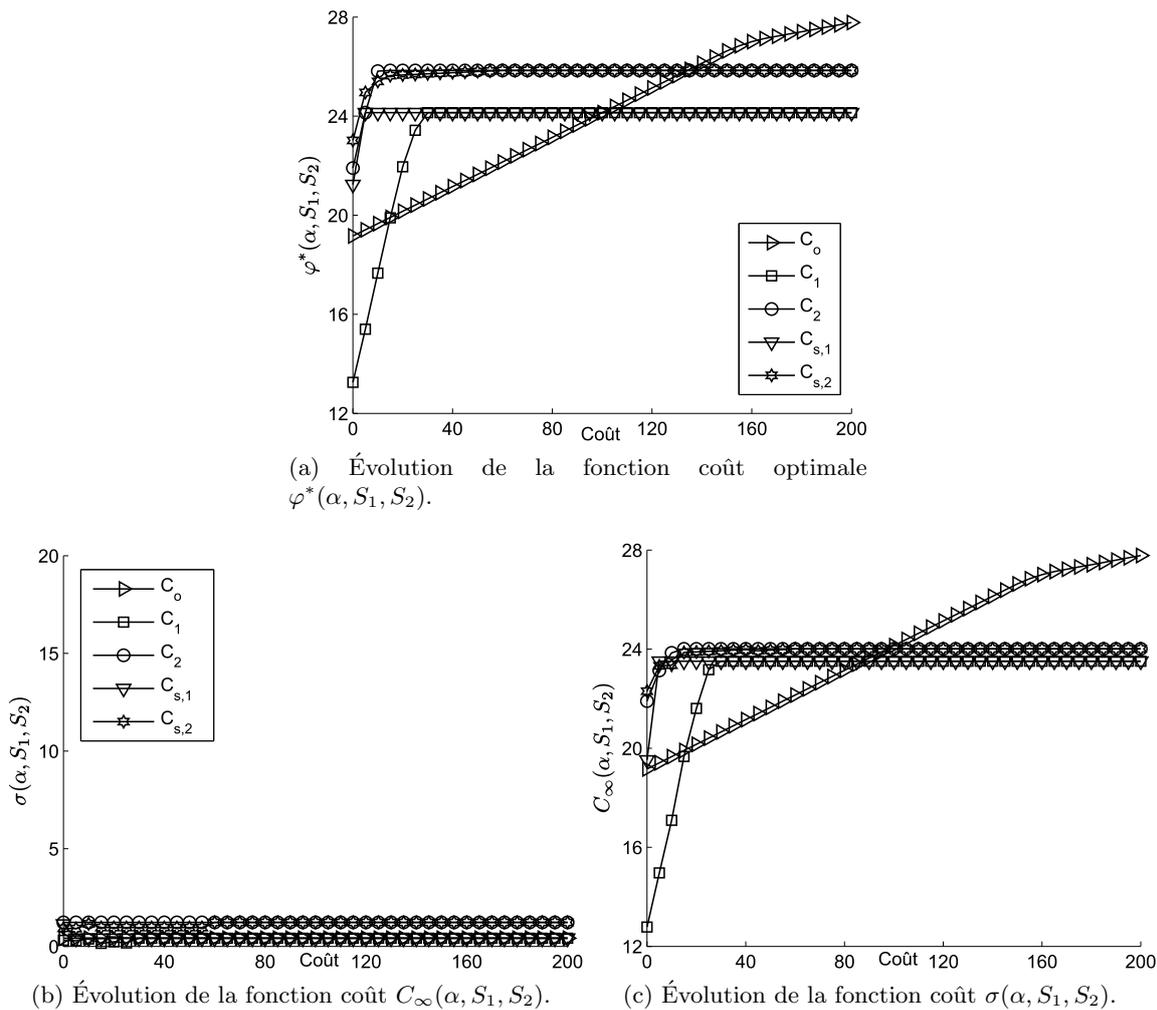


FIGURE 6.14 – Évolution des fonctions coûts φ^* , C_∞ et σ de la stratégie (α, S_1, S_2) en fonction de la variation des différents coûts de logistique.

et des fonctions coûts φ^* , C_∞ et σ . Les résultats de cette étude sont présentés dans la figure 6.15. On note que quand λ croit cela signifie que les décideurs privilégient progressivement la robustesse de la stratégie de maintenance et de gestion des pièces de rechange au détriment de la performance économique. On voit sur la figure 6.15b que le coût moyen asymptotique par unité de temps C_∞ et l'écart type du MCPRC σ de la stratégie proposée augmentent et diminuent respectivement avec l'évolution de λ . En effet, comme déjà conclu dans la première partie, la performance et la robustesse sont deux aspects contradictoires. Il est difficile, voir impossible, d'obtenir le coût moyen asymptotique minimal (meilleure performance) avec la moindre variation du MCPRC (meilleure robustesse).

En observant la figure 6.15a, on voit que la stratégie a toujours tendance à chercher le meilleur équilibre entre les deux qualités de pièces de rechange, de plus pour la configuration de coût logistique choisi on remarque que pour avoir un meilleur compromis entre la performance et la robustesse, la stratégie (α, S_1, S_2) privilégie l'utilisation des pièces de rechange de qualité standard au détriment des bonnes ce qui explique la croissance du stock des pièces de rechange de qualité standard et la décroissance du stock des pièces de rechange de bonne qualité avec l'augmentation de λ . En revanche, elle a tendance à régler le seuil

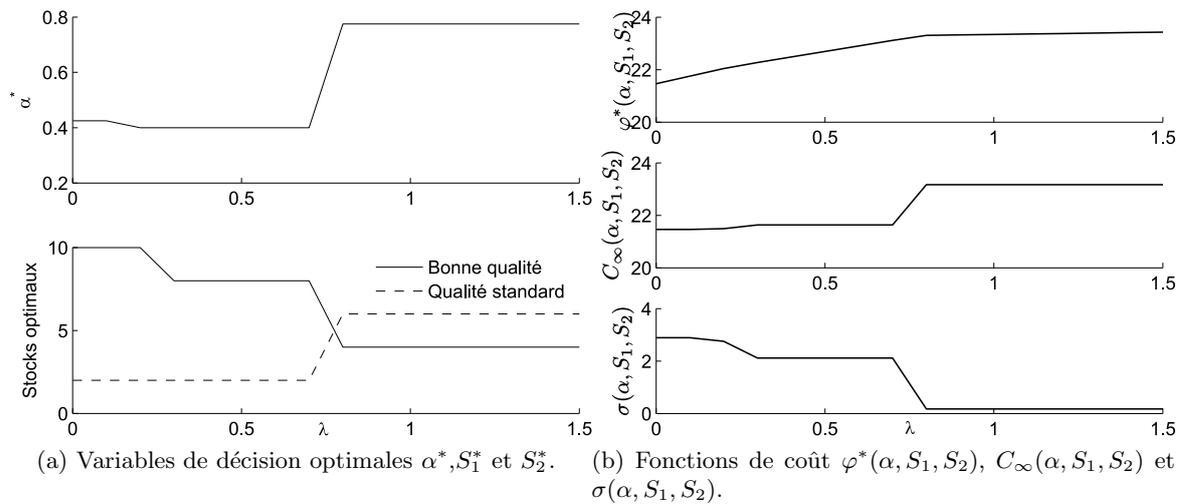


FIGURE 6.15 – Sensibilité au poids relatif à la variabilité des coûts.

préventif à des valeurs plus élevées lorsque λ augmente pour un meilleur contrôle des instants de remplacement des composants.

6.3 Conclusion et perspectives

Ce chapitre est consacré à la présentation d'une étude numérique dans laquelle la stratégie conjointe proposée dans le chapitre précédent est appliquée à la résolution du problème d'optimisation conjointe de maintenance et de la gestion de stocks des pièces de rechange pour un système à plusieurs composants avec des qualités différentes. La fonction objectif du modèle conjoint proposé représente une combinaison linéaire du coût moyen asymptotique total du système par unité de temps et l'écart type du taux de coût par cycle de remplacement. Le seuil de remplacement préventif et la capacité maximale du stock de chaque qualité de pièces de rechange sont choisis comme paramètres de décision. La fonction objectif et les paramètres de décision peuvent être obtenus à partir des données d'entrée en utilisant une technique de simulation numérique. Les résultats obtenus par optimisation du modèle conjoint montrent l'existence d'une valeur minimale de la fonction objectif sur les trois dimensions des trois paramètres de décision. L'étude de sensibilité des performances et de robustesse « économiques » du modèle conjoint par rapport aux coûts des interventions montre que la sensibilité du modèle aux changements des paramètres de décision est relativement modérée. Lorsqu'un paramètre de coût du système change, les paramètres de décision du système sont automatiquement réglés afin de s'adapter à cette nouvelle situation. Les variations des paramètres de décision du modèle sont indiquées dans la section d'étude de sensibilité de ce chapitre. Grâce à l'ajustement simultané des paramètres de décision par optimisation conjointe, le modèle proposé permet de réduire significativement les coûts d'opération et d'intervention sur le système par rapport à une approche d'optimisation individuelle où les opérations de maintenance et celles de gestion des stocks sont considérées séparément.

Quatrième partie

Stratégies de maintenance conditionnelle avec inspections hybrides pour un système sous plusieurs modes de dégradation inconnus

Résumé de la quatrième partie

À travers la présente partie nous cherchons à répondre à la problématique scientifique identifiée dans la partie I de ce mémoire concernant l'investigation de la robustesse de stratégies de maintenance avancées. L'objectif de cette étude est de développer des stratégies de maintenance conditionnelle qui soient le plus robustes possible, de manière à pouvoir être capable d'assurer la stabilité d'un réglage optimisé en cas d'incertitudes sur les paramètres caractéristiques du système à maintenir. Nous supposons dans notre étude que les pièces de rechange utilisées proviennent d'un stock global indépendamment de leur provenance. Aucune information sur la qualité d'un composant maintenu dans le système étudié n'est disponible a priori. Par conséquent, nous cherchons à exploiter au maximum les informations de surveillance récupérées en ligne d'une part pour la prise de décision en maintenance conditionnelle et d'autre part pour l'évaluation des paramètres caractéristiques des différentes composants considérés. Nous proposons dans ce cadre deux stratégies de maintenance conditionnelle avec inspections hybrides applicables sur des systèmes à composants multiples présentant des caractéristiques de qualité différentes et inconnues. La caractéristique « hybride » des inspections fait référence à leur objectif de caractérisation ou d'exploitation directe pour une prise de décision.

L'idée de base de ces travaux repose sur la détermination de groupes de composants du système à maintenir « homogènes » selon leur qualité. La qualité d'un composant est dans la suite reliée de manière directe au mode ou à la dynamique de dégradation. Elle doit être déterminée en utilisant les informations sur les niveaux de dégradation révélés lors des inspections des composants en fonctionnement. L'objectif de la distinction de différents groupes est de pouvoir aboutir à une configuration optimale de la stratégie de maintenance conditionnelle pour laquelle les variables de décision de maintenance sont adaptés à chacune des qualités des groupes de composants du système.

Nous décrivons tout d'abord dans le chapitre 7 le contexte général de l'étude et nous présentons les hypothèses sur le système maintenu. Dans un second temps, nous nous intéressons à une technique d'apprentissage non supervisé classique que nous exploitons afin de pouvoir classifier les composants du système selon différents groupes de qualité homogène ou « clusters ». Il s'agit de la technique des k-moyennes largement utilisée dans le domaine de l'apprentissage statistique. Dans un troisième temps nous présentons la méthode du maximum de vraisemblance grâce à laquelle nous estimons les paramètres de dégradation caractéristiques de chaque groupe de composants.

Le chapitre 8 vise à proposer un cadre pour des stratégies de maintenance conditionnelle avec inspections hybrides. Nous présentons dans un premier temps comment les techniques d'apprentissage non supervisé et d'estimation sont intégrés à la règle de décision de maintenance pour une utilisation efficace des informations de la surveillance. Nous présentons ensuite les structures de décision pour deux stratégies proposées.

Le chapitre 9 a pour objectif d'évaluer les stratégies de maintenance conditionnelle développées dans le chapitre 8 et de comparer leurs performances à celle d'une stratégie de maintenance conditionnelle classique. Il fournit des éléments de réponse à la question de l'intérêt d'une adaptation des règles décisions basées sur l'état de santé des composants en

fonction de leur qualité.

Les études de cette partie montrent que l'exploitation des informations de surveillance peuvent garantir les bonnes performances économiques d'une stratégie de maintenance conditionnelle. Elles sont par conséquent être d'une grande utilité quant à l'amélioration de la prise de décision en maintenance. En particulier, les stratégies proposées s'avèrent avantageuses par rapport aux stratégies de maintenance conditionnelles classiques quand les coûts liés à la panne sont très onéreux.

Chapitre 7

Processus de dégradation : Apprentissage non supervisé et estimation des paramètres

7.1 Introduction

Dans le cadre de la maintenance des systèmes qui se dégradent graduellement, de nombreuses stratégies de maintenance préventive conditionnelle ont été étudiées dans la littérature. La majorité d'entre elles suppose que l'on dispose au préalable de toutes les informations utiles relatives aux modalités de dégradation. Notamment les caractéristiques en rapport avec la qualité de chaque composant sont connues avant leur mise en service. Cela signifie en particulier que les différents paramètres du processus de dégradation sont supposés connus. Ces informations font partie des éléments très importants quant au choix de la stratégie de maintenance à appliquer et des valeurs des paramètres de décision à considérer [110]. D'après l'analyse menée dans la deuxième partie, nous avons pu conclure qu'une stratégie conditionnelle est toujours plus avantageuse économiquement qu'une stratégie calendaire quand le comportement du composant peut être observé et présente une certaine variabilité. Le suivi de l'évolution réelle de la trajectoire de dégradation permet l'adaptation des décisions de maintenance aux états réels du composant, au lieu de se baser sur son évolution moyenne. Cependant, quand le comportement du composant est stable dans le sens où son état moyen est représentatif de son état réel, la stratégie calendaire devient préférable.

Toutefois, les informations sur les paramètres caractéristiques des composants ne sont pas toujours accessibles ni identiques pour tous les individus. Ces paramètres peuvent être sujet à des incertitudes considérables. D'une part, les pièces de rechange utilisées peuvent provenir de différents fournisseurs qui ne délivrent pas des composants de caractéristiques parfaitement identiques. D'autre part, pour un même constructeur de pièces de rechange, les informations sur la qualité des composants peuvent présenter des incertitudes même si elles sont obtenues en général sur la base de données issues d'essais effectués selon des procédures normalisées [218].

En considérant l'hypothèse liée à l'absence d'information sur la qualité des équipements d'un système et sur les données permettant d'apprécier leur processus de dégradation, il semble difficile pour des stratégies de maintenance conditionnelle classiques de conserver des avantages en terme de performances économiques, en particulier pour des systèmes contenant plusieurs composants hétérogènes du point de vue qualité. Pour mieux éclaircir le problème, prenons le cas d'un système qui contient plusieurs composants interchangeables fonctionnant dans les mêmes conditions. Ces composants sont supposés être de deux qualités différentes inconnues. Avant d'introduire un composant dans le système, il n'est pas possible de connaître sa qualité.

La qualité d'un composant peut être liée directement à ses caractéristiques de dégradation. L'existence de deux qualités différentes peut correspondre par exemple à la présence de deux

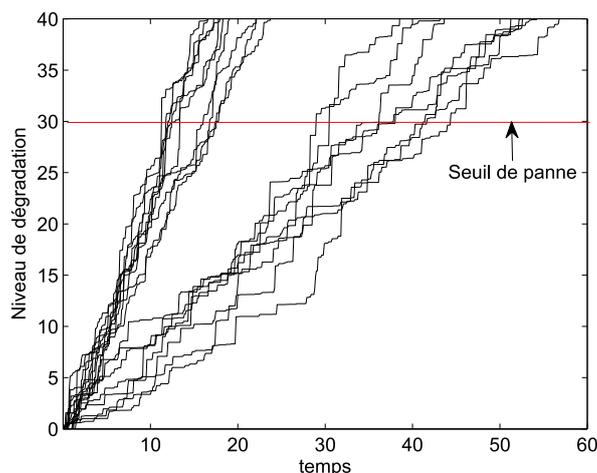


FIGURE 7.1 – évolution de la dégradation dans le temps modélisée par le processus Gamma pour deux groupes de composants ayant deux vitesses de dégradation différentes.

vitesses de dégradation différentes. Suivant cette configuration, la figure 7.1 illustre des trajectoires simulées de dégradation de composants mis en marche au même instant dans le système. D’après cette figure, deux groupes de composants apparaissent clairement. Ils sont représentatifs de deux qualités différentes. Le premier groupe lié aux trajectoires à gauche regroupe des composants qui se dégradent plus rapidement que ceux du deuxième groupe (groupement des niveaux de dégradation les plus élevés à droite). Comme il n’est pas possible de connaître au préalable l’appartenance d’un composant à un groupe, il est difficile d’assurer un réglage optimal des variables de décision d’une stratégie de maintenance classique qui s’adapte à chacune des qualités. Les stratégies qualifiées ici de classique peuvent être par exemple la stratégie d’inspection/remplacement périodiques (δ, M) ou la stratégie d’inspection/remplacement basées sur le quantile (α, M) présentées dans la section 3.3 du chapitre 4. Le réglage des variables de décision est a priori dans ce cas effectué en fonction du comportement moyen de la population globale. Pour une qualité donnée, on peut voir apparaître des comportements de « sous-maintenance » ou de « sur-maintenance », de « sous-inspection » ou de « sur-inspection » suivant que le comportement de la population prise dans sa globalité sur-estime ou sous-estime la vitesse de dégradation associée à l’une ou l’autre des deux qualités. Pour palier à ce problème, il serait intéressant de pouvoir dévoiler la qualité de chaque composant qui entre dans le système, et d’adapter les règles de décision de la stratégie de maintenance en fonction de chacune des qualités. Pour cette raison, nous proposons dans le cadre de nos travaux l’intégration de phases d’apprentissage statistique à la prise de décision de maintenance.

Ce chapitre a pour but de présenter comment les techniques d’apprentissage non supervisé et d’estimation peuvent être utilisées pour exploiter les mesures de dégradation issues de la surveillance en ligne des composants à maintenir dans un cadre d’aide à la décision de maintenance.

7.2 Hypothèses sur le système maintenu

Considérons un système cohérent qui contient en particulier N composants interchangeables, qui remplissent la même fonctionnalité, remplaçables mais non réparables. Suppo-

sons que les emplacements et fonctions de ces composants permettent de les représenter dans une structure parallèle. Les différents composants sont soumis à dégradation graduelle et sont potentiellement non-identiques du point de vue de leur qualité. Le processus de dégradation et celui de défaillance de chaque composant sont ceux décrits dans la section 2.2 du chapitre 2. La modélisation de la qualité de l'ensemble des composants est présentée dans la section 5.2.1 du chapitre 5. On suppose que les composants dans le système sont indépendants structurellement et qu'aucune information sur les paramètres caractéristiques de leur dégradation n'est disponible avant leur mise en marche dans le système. Les deux types d'interventions disponibles sur les différents composants sont l'inspection et le remplacement.

7.2.1 Inspection

D'une manière similaire aux contextes considérés dans les deux parties précédentes, il est nécessaire d'attendre une inspection pour connaître l'état de santé d'un composant et pour savoir s'il est défaillant ou non. En outre, comme dans cette étude nous supposons que la qualité des composants est une information non disponible a priori, l'inspection est indispensable pour pouvoir dévoiler leur qualité. Les inspections peuvent être menées suivant deux objectifs distincts qui sont précisés ci-dessous :

1. Inspection pour la maintenance : Il s'agit de l'inspection au sens classique en maintenance conditionnelle [101, 26, 109, 124], ayant lieu à un instant planifié par la fonction de décision de maintenance et auquel un remplacement peut avoir lieu en fonction du niveau de dégradation mesuré. On considère que ce type d'inspection suit un schéma périodique. Chaque composant est donc inspecté suivant un intervalle de temps d'inspection constant. Ce paramètre est une variable de décision des stratégies de maintenance conditionnelle.
2. Inspection pour le clustering : Il s'agit d'une inspection dont le rôle est de construire une base de données des mesures de dégradation exploitable aisément pour le clustering. Ceci permettra la détermination de groupes homogènes de composants mais également par la suite l'estimation des paramètres de dégradation inconnus et par conséquent la détermination des différentes qualités de composants dans le système. Les composants nouvellement mis en marche dans le système (au démarrage ou après un remplacement) sont inspectés à l'âge T spécifiquement dans un objectif d'inspection pour le clustering. Cet âge T constitue une variable de décision spécifique des stratégies de maintenance conditionnelle que nous proposons.

Nous supposons que les inspections, quel que soit leur objectif, sont non destructives, parfaites et induisent un coût constant $C_i > 0$ par composant. Elles permettent exclusivement de connaître le niveau exact de dégradation d'un composant.

7.2.2 Hypothèse liées aux remplacements

Les deux actions de maintenance possibles sur les composants du système sont le remplacement préventif et le remplacement correctif. Le remplacement préventif d'un composant prend place quand le niveau de dégradation de ce dernier dépasse un seuil préventif. Il engendre un coût constant C_p . Le remplacement correctif d'un composant est réalisé suite à une défaillance, c'est à dire lorsque le niveau de dégradation dépasse le seuil correctif. Ce dernier engendre un coût unitaire constant C_c . Un coût C_d d'indisponibilité du composant par unité de temps est pris en compte dans le cas du remplacement correctif. Il traduit les pertes de

revenus éventuelles survenues dans l'intervalle de temps entre la défaillance et l'intervention de maintenance.

Pour les deux types de remplacements, la durée de mise en œuvre est considérée comme négligeable. En outre, chaque composant devient « aussi bon que neuf » après son remplacement. La maintenance est qualifiée de parfaite.

7.3 Clustering des données de dégradation

Dans cette section, nous présentons la technique d'apprentissage non supervisé que nous appliquons aux données de la surveillance en ligne dans le but de partitionner les composants en groupes. Nous discuterons également de l'impact de la date d'inspection pour le clustering sur la qualité de ce clustering. Notre objectif n'est pas de développer une nouvelle méthode de clustering mais d'évaluer l'apport d'une approche classique lorsqu'elle est combinée avec une aide à la décision de maintenance.

7.3.1 Application des K-moyennes sur des données de dégradation

Considérons un système de N composants de deux qualités différentes et inconnues mis en marche à $t = 0$. Tous les composants sont supposés être neufs à l'instant initial, c'est à dire ($X_{t=0}^{(i)} = 0, i \in \{1, 2, \dots, N\}$). à l'instant d'inspection $t = T$ tous les composants du système sont soumis à une inspection. $X_T^{(1)}, X_T^{(2)}, X_T^{(3)}, \dots, X_T^{(N)}$ représentent les niveaux de dégradation révélés lors de cette inspection. En cohérence avec les hypothèses présentées précédemment, les données obtenues sont parfaites, sans bruit de mesure. La figure 7.2a illustre une distribution de niveaux de dégradation simulés pour différents composants à l'instant $t = T$. Pour séparer la population des composants en deux groupes nous appliquons

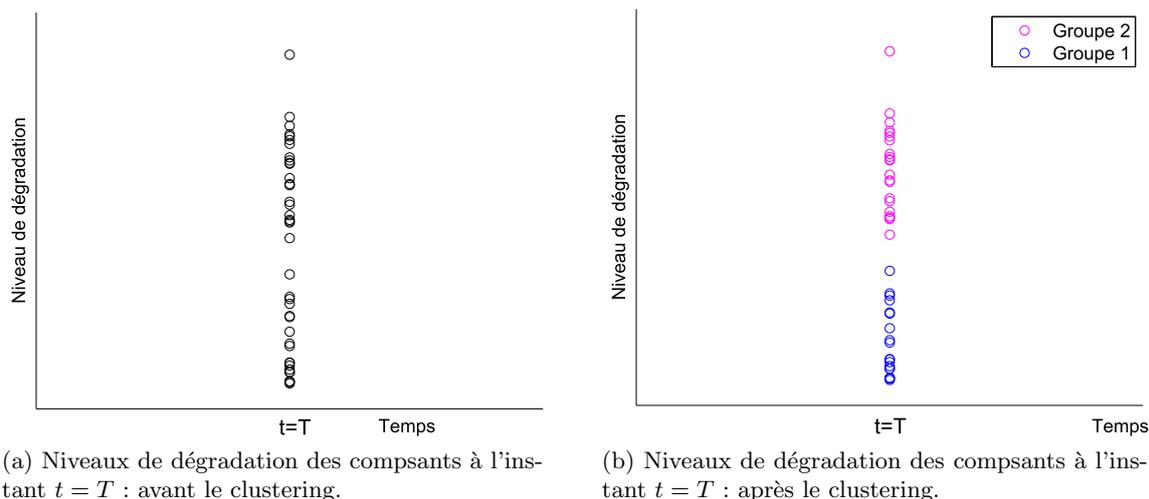


FIGURE 7.2 – Clustering des composants inspectés à l'instant $t = T$.

l'algorithme des K-moyennes décrit dans Algorithme 1.

La procédure de l'algorithme des K-moyennes suit un moyen très simple de classer l'ensemble des niveaux de dégradation à travers un certain nombre de clusters fixés a priori K . Dans notre cas, le nombre de cluster est fixé à $K = 2$. Une classe est supposée représenter les

composants de qualité d'origine. La seconde fait référence à des pièces « équivalentes » mais de qualité inférieure. L'idée principale est de définir 2 centroïdes, un centroïde par cluster. Ensuite l'algorithme effectue un nombre d'itération prédéfini qui permettent de partitionner les points en 2 clusters. Dans chaque itération, la première étape consiste à affecter chaque point au centroïde le plus proche. Lorsque tous les points sont affectés, on recalcule les nouveaux centroïdes de chaque cluster dans l'étape suivante.

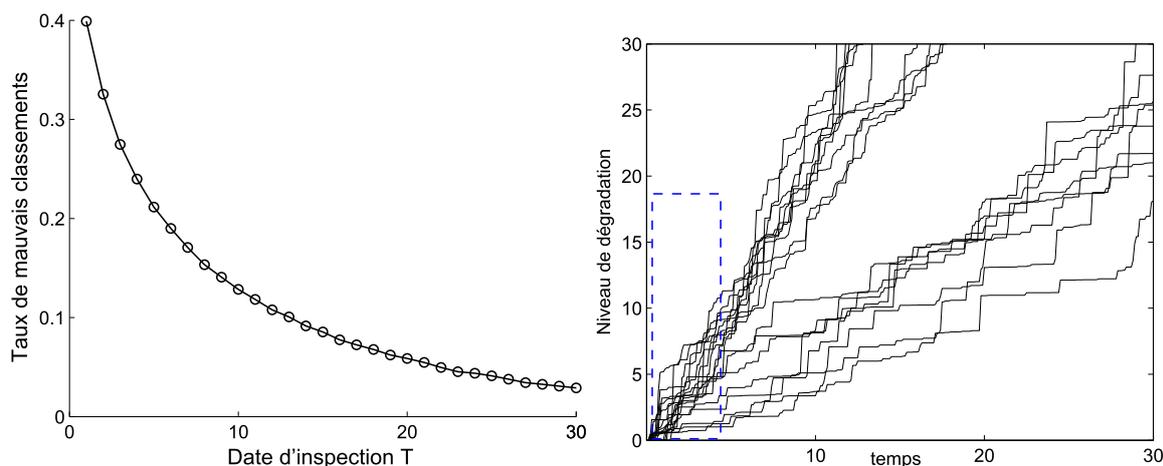
Algorithme 1 Algorithme K-moyennes

1. **Initialisation:** $Datadeg = \{X_T^{(1)}, X_T^{(2)}, X_T^{(3)}, \dots, X_T^{(N)}\}$ données à partitionner; $k = 2$ nombre de clusters; $NbMaxItt = 100$ nombre maximum d'itérations;
 2. **Sélection des centroïdes:** Générer un ensemble de centroïdes $C = \{c_1, c_2\}$.
 - for** $k \in \{1, 2\}$ **do**
 - $c_k = X_T^{(i)}$;
 - end for**
 - while** $ititer \leq NbMaxItt$ **do**
 - 3.1. **Calcul des distances:** Calcul de la distance entre chaque élément dans $Datadeg$ avec chaque centroïde dans C .
 - for all** $X_T^{(i)} \in Datadeg$ **do**
 - $l(X_T^{(i)}, c_k) = argminDistance(X_T^{(i)}, c_k)$;
 - end for**
 - 3.2. **Formation des clusters:**
 - for all** $X_T^{(i)} \in Datadeg$ **do**
 - Affecter $X_T^{(i)}$ au centroïde k le plus proche ($l(X_T^{(i)}, c_k) = \min_k l(X_T^{(i)}, c_k)$), $k \in \{1, 2\}$
 - end for**
 - 3.3. **Recalculer les nouveaux centroïdes**
 - for all** $k \in \{1, 2\}$ **do**
 - $c_k = moyenne(X_T^{(i)}); X_T^{(i)} \in cluster(k)$
 - end for**
 - 3.4. **Incrémenter le nombre d'itérations**
 - end while**
 - 4 : **Sortie:** Liste des données $Datadeg = \{X_T^{(1)}, X_T^{(2)}, X_T^{(3)}, \dots, X_T^{(N)}\}$ partitionnées en 2 clusters.
-

La figure 7.2b illustre le partitionnement des mesures de dégradation des composants suivant les deux groupes après l'application du clustering. D'après cette figure on peut voir clairement que le premier cluster (de couleur bleue) regroupe des composants qui se sont dégradés moins rapidement depuis l'instant $t = 0$ que ceux du second cluster (couleur rose).

7.3.2 Impact de la date d'inspection sur la qualité du clustering

Dans la sous section qui précède nous avons évoqué la réalisation d'un partitionnement des données de dégradation de plusieurs composants quand ces derniers sont inspectés à la même date. L'objectif de cette sous section est d'investiguer l'impact du choix de cette date sur l'efficacité du clustering de façon à ce que l'on puisse interpréter correctement dans la suite de l'étude les comportements et les résultats que nous obtenons par rapport aux différentes dates d'inspection.



(a) Taux de mauvais classements en fonction de la date d'inspection. (b) Trajectoire de dégradation des composants.

FIGURE 7.3 – Impact de la date d'inspection sur la qualité du clustering.

Afin d'évaluer l'efficacité d'une méthode de clustering, il est nécessaire de disposer d'un ensemble d'apprentissage labellisé. En effet, pour pouvoir se prononcer sur la pertinence des résultats obtenus, il est nécessaire de comparer les résultats du clustering avec les caractéristiques réelles associées aux données. Nous illustrons la démarche et évaluons les performances sur un cas particulier traité en simulation. Dans ce but, nous allons générer dans un premier temps plusieurs trajectoires de dégradation pour deux groupes de composants ayant deux vitesses moyennes de dégradation m_1 et m_2 différentes, avec $m_1 \neq m_2$ et la même variance $var_1 = var_2$. Nous enregistrons pour chaque composant ou chaque trajectoire le groupe associé (label). Dans un second temps, nous mélangeons toutes les trajectoires de mesures de dégradation obtenues et nous effectuons un clustering sur les données de dégradation. Différentes options sont considérées pour des dates de réalisation de l'inspection commune à tous les composants variant entre 1 et 30. En dernière étape nous comptons le nombre de composants mal classés, c'est-à-dire ceux qui appartiennent au groupe 1 et ont été attribués au groupe 2 ou vice versa. Ces taux d'erreur sont évalués pour les différentes dates d'inspection considérées. Les résultats obtenus sont illustrés sur la figure 7.3a. D'après cette figure on voit que le taux de mauvais classement (nombre de mauvais classements divisé par le nombre total de composants) est très élevé lorsque l'inspection est effectuée après une courte durée après l'instant de mise en service des composants. L'explication de ce résultat est logique et en adéquation avec la représentation de la figure 7.3b. En effet sur cette figure il apparaît que quand T prend des valeurs faibles, par exemple à l'intérieur du cadre bleu, les trajectoires forment un nuage global qui rend difficile la distinction entre les différents composants à l'œil humain. Il en résulte un taux élevé de mauvais classements. Néanmoins, quand T prend des valeurs élevées le taux de mauvais classements décroît considérablement. Dans ce cas les trajectoires de dégradations des composants en fonctionnement sont clairement séparées. Cet exemple illustratif nous donne une idée plus claire sur les possibilités de séparation suivant la qualité lorsque celle-ci est associée à la vitesse de dégradation. En conclusion, nous retenons que plus la date d'inspection est retardée plus le clustering est efficace.

7.4 Estimation des paramètres du modèle de dégradation

Supposons que nos clusters ou groupes de composants sont formés après l'application du K-means. Nous cherchons alors à déterminer la qualité propre à chaque cluster en estimant les paramètres α et β du processus Gamma associés à chaque cluster à partir des observations directes des valeurs de dégradation issues de la surveillance en-ligne.

Soit M_i le nombre de composants faisant partie du cluster i obtenu après application de l'algorithme des K-moyennes sur les données d'inspection à l'instant $t = T$. Soient $\{X_T^{(1)}, X_T^{(2)}, X_T^{(3)}, \dots, X_T^{(M_i)}\}$ les niveaux de dégradation associés aux composants du cluster à cet instant d'inspection. Le couple de paramètres (α_i, β_i) du cluster i sera celui qui maximise la fonction de vraisemblance

$$l(\alpha, \beta) = \prod_{i=1}^M f_{(\alpha, T, \beta)}(X_T^i) = \prod_{i=1}^M \frac{\beta^{\alpha T}}{\Gamma(\alpha T)} (X_T^i)^{\alpha T - 1} e^{-\beta X_T^i}. \quad (7.1)$$

Dans la suite de cette section, nous cherchons à discuter l'impact de la taille de l'échantillon sur la qualité de l'estimateur du maximum de vraisemblance.

Impact de la taille de l'échantillon sur l'efficacité de la méthode MV

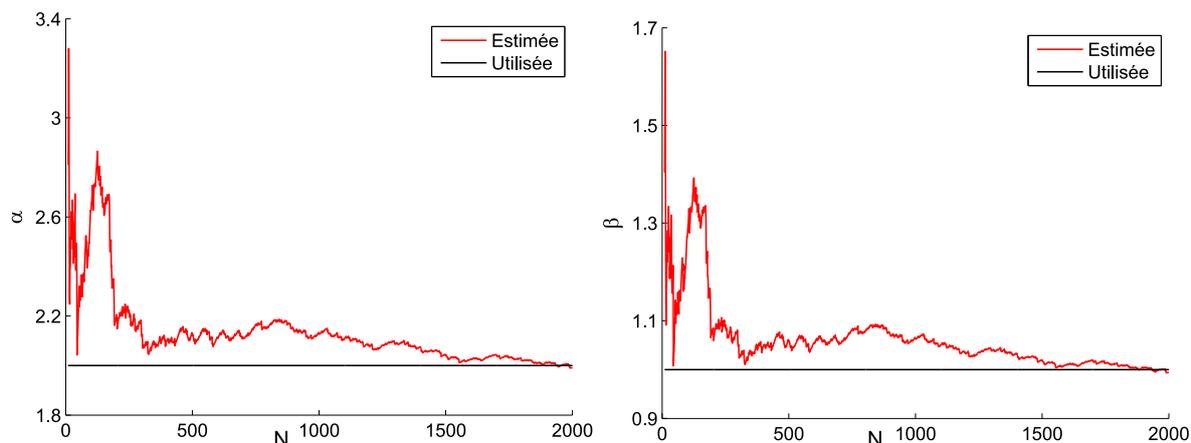
La statistique d'une manière générale est basée sur la notion d'information. Son but principal est de déterminer les caractéristiques d'une population donnée à partir de l'étude d'une partie de cette population, appelée échantillon. L'échantillon considéré est censé être pertinent du point de vue de l'ensemble de la population, c'est à dire contenir toute l'information nécessaire sur cette population. De nombreux résultats théoriques s'appuient sur la considération d'échantillons de très grande taille, impossibles à obtenir en pratique. Nous cherchons dans cette sous section à explorer l'impact de la taille de l'échantillon des niveaux de dégradation issues de la surveillance pour chaque cluster sur l'efficacité la méthode du maximum de vraisemblance.

Soit $N_1, N_2, N_3, \dots, N_n$ les tailles de n échantillons avec $N_1 > N_2 > N_3 \dots > N_n$. Chaque échantillon est composé des niveaux de dégradation des différents composants d'un cluster inspectés à la date T . Les paramètres réels utilisés pour générer les niveaux de dégradation sont connus et nous cherchons à les ré-estimer à partir des données. L'objectif est d'analyser le comportement de la méthode d'estimation du maximum de vraisemblance en fonction de la taille de l'échantillon. La figure 7.4 présente un exemple de résultats obtenus.

Les évolutions des valeurs estimées des paramètres α et β sont présentées respectivement sur les figures 7.4a et 7.4b. Elles montrent que pour avoir une bonne estimation il est nécessaire de disposer d'un échantillon qui contient un grand nombre de mesures de dégradation. D'après cet exemple nous remarquons qu'il faut plus de 500 échantillons pour assurer une certaine stabilité de l'estimation. Cela est peu raisonnable en pratique et nous travaillerons dans la zone dans laquelle la variance de l'estimateur peut être significative. Notons cependant que l'estimation de la vitesse moyenne de dégradation α/β est pertinente même pour de petites tailles d'échantillons.

7.5 Clustering & estimation

Dans les sections précédentes nous avons présenté séparément des exemples numériques du clustering des données de dégradation et de l'estimation des paramètres α et β d'un processus



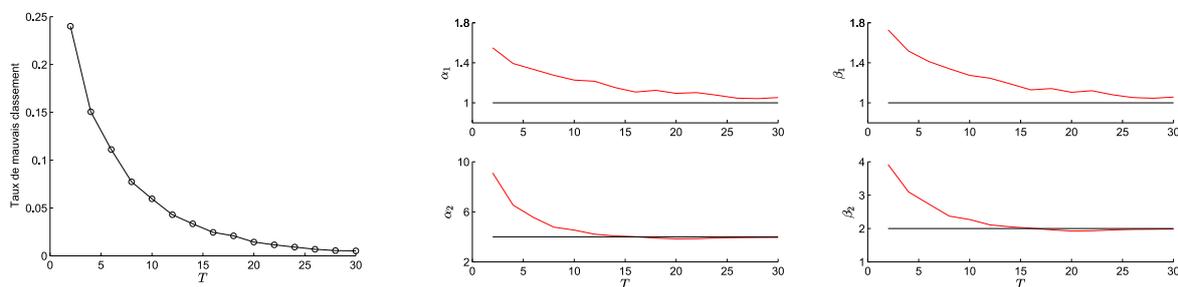
(a) évolution de la valeur de α estimée en fonction de la taille de l'échantillon. (b) évolution de la valeur de β estimée en fonction de la taille de l'échantillon.

FIGURE 7.4 – Impact de la taille l'échantillon sur la qualité de l'estimation par la méthode MV.

Gamma. Dans la présente section nous présentons quelques illustrations numériques relatives à l'enchaînement et donc au couplage des étapes de clustering et d'estimation. L'échantillon disponible est toujours constitué de données de dégradation générées à un instant T selon deux qualités.

Soit (α_1, β_1) le couple de paramètres caractéristiques des composants de qualité 1 et (α_2, β_2) le couple de paramètres caractéristiques des composants de qualité 2. Nous supposons que l'échantillon de départ contient des données de dégradation générées à un instant T pour les deux qualités. Dans les exemples que nous présentons nous fixons la taille de l'échantillon à 2000 individus séparés à parts égales entre les deux qualités (1000 mesures de chaque qualité). Chaque configuration est simulée 10 fois pour obtenir une estimation stable des paramètres.

Nous considérons deux configurations de paramètres $\alpha_1, \beta_1, \alpha_2$ et β_2 et nous cherchons à estimer $\hat{\alpha}_1, \hat{\beta}_1, \hat{\alpha}_2$ et $\hat{\beta}_2$ après clustering. Les résultats numériques sont présentés séparément pour chaque configuration.



(a) Taux de mauvais classements en fonction de la date d'inspection. (b) Les évolutions de $\hat{\alpha}_1$ et $\hat{\alpha}_2$ en fonction de la date d'inspection. (c) Les évolutions de $\hat{\beta}_1$ et $\hat{\beta}_2$ en fonction de la date d'inspection.

FIGURE 7.5 – Configuration 1 : $(\alpha_1 = 1, \beta_1 = 1)$ et $(\alpha_2 = 4, \beta_2 = 2)$.

La première configuration correspond à une vitesse de dégradation moyenne par unité de temps égale à $m_1 = 1$ pour la qualité 1 et $m_2 = 2$ pour la qualité 2. Les variances associées par unité de temps sont respectivement $var_1 = 1$ pour la qualité 1 et $var_2 = 1$ pour la

qualité 2. Les figures 7.5a, 7.5b et 7.5c montrent successivement les évolutions du taux de mauvais classement et des valeurs des paramètres $\hat{\alpha}_1$, $\hat{\beta}_1$, $\hat{\alpha}_2$ et $\hat{\beta}_2$ estimés après le clustering en fonction de T .

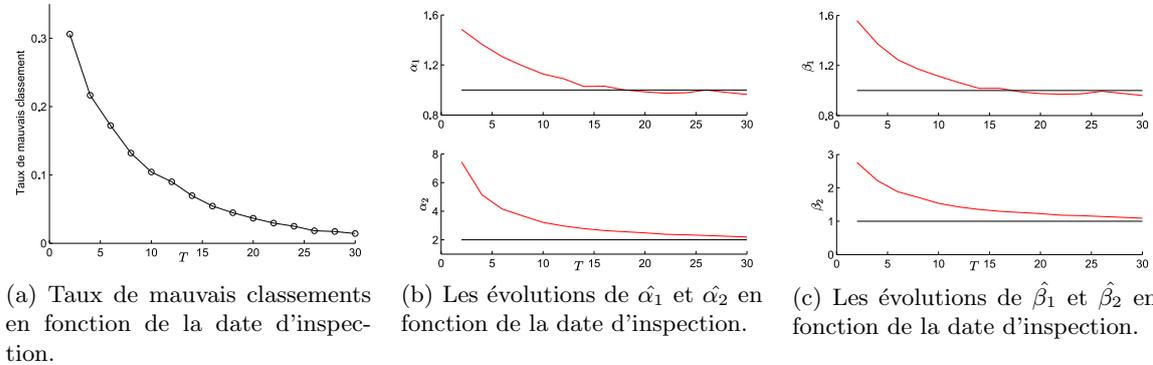


FIGURE 7.6 – Configuration 2 : $(\alpha_1 = 1, \beta_1 = 1)$ et $(\alpha_2 = 2, \beta_2 = 1)$.

La seconde configuration correspond à une vitesse de dégradation moyenne par unité de temps égale à $m_1 = 1$ pour la qualité 1 et $m_2 = 2$ pour la qualité 2 et à une variance par unité de temps $var_1 = 1$ pour la qualité 1 et $var_2 = 2$ pour la qualité 2. La signification des figure 7.6a, 7.6b et 7.6c est similaire à celles des figures 7.5a, 7.5b et 7.5c.

On remarque, d'après les figures des deux configurations, que quelle que soit la configuration du système le taux d'erreur du clustering et l'écart entre les paramètres réels et estimés diminuent avec l'augmentation de la date d'inspection des composants. On peut conclure que la performance de l'estimation des paramètres est fortement liée à la performance du clustering : une bonne séparation des composants conduit à une bonne estimation des paramètres. On constate par ailleurs que même lorsque les estimations des paramètres sont de mauvaise qualité, la valeur correspondante du taux de dégradation est pertinente. Ce dernier point semble constituer un élément positif pour la performance de la règle de décision de maintenance présentée dans la suite.

7.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présentés les méthodes de clustering et d'estimation utilisées dans les modèles de maintenance que nous développons dans le chapitre suivant. Les résultats numériques présentés nous permettent de confirmer que :

- L'instant T de l'inspection des composants joue un rôle très important dans la qualité du clustering et de l'estimation des paramètres des différentes qualités.
- La disposition d'un échantillon de taille suffisante est importante pour assurer une certaine stabilité de l'estimation.
- Les valeurs des couples de paramètres réels de dégradation (α_1, β_1) et (α_2, β_2) pour les deux qualité ont un impact sur la qualité du clustering et par conséquent sur l'estimation.

Chapitre 8

Stratégies de maintenance conditionnelle avec inspections hybrides

8.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons le développement de nouvelles stratégies de maintenance conditionnelles avec inspections hybrides pour des systèmes multi-composants dont les composants sont de qualités différentes et inconnues. Pour ces stratégies de maintenance, nous proposons une nouvelle structure de décision dans laquelle nous intégrons une étape d'apprentissage statistique et plus précisément de clustering par utilisation de techniques d'apprentissage non-supervisé. Les informations de surveillance disponibles sur les composants du système sont exploitées dans cette étude pour la prise de décision en maintenance et pour l'appréciation des qualités des composants.

Les stratégies de maintenance proposées ont pour objectif d'assurer une prise de décision de maintenance à la fois performante et robuste en garantissant une efficacité économique par rapport aux stratégies classiques face à la méconnaissance et une possible hétérogénéité de la qualité des composants pour lesquels elles s'appliquent. Nous utiliserons le coût moyen asymptotique à long terme comme critère d'évaluation de la performance des stratégies de maintenance proposées. Les variables de décision optimales seront donc déterminées sur la base de ce critère.

Le présent chapitre est organisé de la manière suivante. La section 8.2 est consacrée à la description du processus de décision des stratégies de maintenance conditionnelle proposées. Dans le cadre introduit, nous présentons deux règles de décision de maintenance. Dans la section 8.3 nous rappelons la constitution du critère économique d'évaluation de la performance.

8.2 Stratégies de maintenance conditionnelle proposées

À la différence de la grande majorité des stratégies de maintenance conditionnelle classiques présentes dans la littérature, les stratégies que nous proposons et que nous présentons dans cette section possèdent une phase dédiée à l'inférence statistique et intégrée au processus de décision. Elle permet de déterminer les paramètres caractéristiques de la dégradation des composants. Cette phase fait appel à la méthode des K-moyennes couplée à une estimation par maximum de vraisemblance. De manière homogènes selon la qualité, il s'agit de composer des groupes de composants du système à maintenir et d'estimer les paramètres de dégradation propres à chaque groupe de composants.

Les structures de décision des deux stratégies de maintenance conditionnelle que nous proposons correspondent à deux déclinaisons de la même logique et reposent sur l'intégration de la phase de discrimination suivant la qualité évoquée précédemment. Dans la présente

section, nous présentons dans un premier temps comment les différentes étapes interagissent entre elles au cours de l'exploitation du système (cf. section 8.2.1). Ensuite nous présentons dans les sections 8.2.2 et 8.2.2 les règles de décision de chacune des stratégies de maintenance conditionnelle proposées.

8.2.1 Partitionnement et affectation suivant la qualité

L'implémentation de la phase de discrimination des groupes de composants selon leur qualité est présentée de manière détaillée dans cette partie. Elle est associée à la règle de décision dans le modèle de maintenance. L'objectif global est de pouvoir adapter la prise de décision de maintenance à chaque qualité de composants de manière optimale.

Objectifs

La phase de partitionnement et affectation est un processus de ségrégation des composants qui est mené au cours du fonctionnement du système. La figure 8.1 schématise l'approche générale de cette phase. Elle inclut deux étapes conduites parallèlement qui peuvent être décrites de la manière suivante :

- **Partitionnement pour l'estimation** : Ayant deux qualités différentes et inconnues de composants dans le système, nous cherchons à travers cette étape à estimer les paramètres caractéristiques de ces composants. Dans un premier temps nous collectons les informations sur les niveaux de dégradation des composants inspectés à l'instant fixé par le paramètre T spécifique à l'inspection pour le clustering. Ces informations seront stockées au fur et à mesure de l'exploitation du système afin de construire une base d'apprentissage dont la taille est suffisante pour permettre une convergence des estimateurs et garantir la meilleure estimation possible des paramètres. Les informations stockées dans cet historique sont un mélange des données de surveillance de pièces qui ne sont plus en service parce qu'elles ont été remplacées préventivement ou correctivement et de pièces qui sont toujours en fonctionnement et qui ont été inspectées plus récemment. Cette base de donnée est celle qui est utilisée pour procéder au clustering et à l'estimation des paramètres au sein de chaque cluster. La phase de partitionnement pour l'estimation s'appuie sur le clustering par K-means et l'estimation par maximisation de vraisemblance.
- **Affectation pour la maintenance** : Parallèlement à la construction de l'historique des données de surveillance permettant le clustering et l'estimation des paramètres de dégradation, une seconde procédure spécifique à l'affectation des composants du système qui sont en fonctionnement est mise en place pour la maintenance. Elle vise à associer chaque composant à l'un des deux groupes représentant les deux qualités possibles en s'appuyant sur les valeurs estimées dans la phase de partitionnement pour l'estimation. Cette phase suppose donc que des paramètres de dégradation associés à chaque groupe de composants ont été estimés. Elle s'applique à chaque nouvelle pièce de rechange introduite suite à un remplacement préventif ou correctif, dont la qualité est inconnue. L'étape d'affectation pour la maintenance a pour objectif d'affecter cette nouvelle pièce de rechange à l'un des deux groupes. Après son affectation, la pièce de rechange conserve l'étiquette qui lui est attribuée durant toute sa vie utile. Il n'y a pas de modification d'affectation d'une pièce au cours de sa période de fonctionnement.

Les méthodologies utilisées pour mettre en oeuvre le partitionnement pour l'estimation et l'affectation pour la maintenance sont précisées dans les deux sections suivantes.

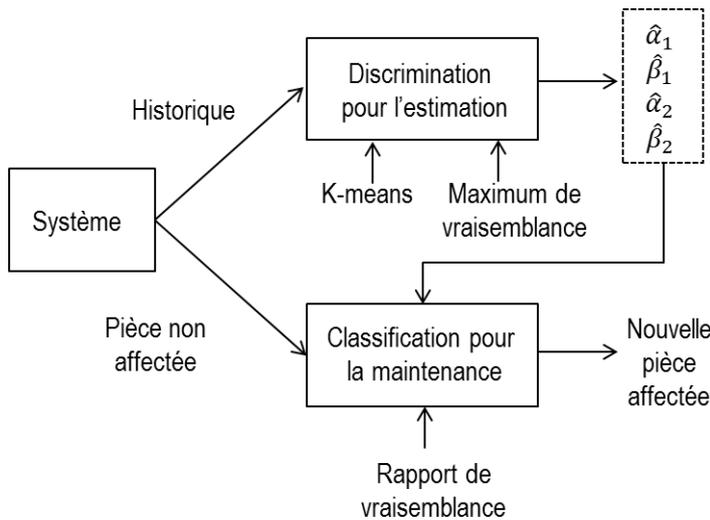


FIGURE 8.1 – Discrimination suivant la qualité.

Déroulement de la phase de partitionnement pour l'estimation suivant la qualité

Le déroulement de cette étape est comme suit. Chaque nouveau composant i introduit dans le système à maintenir est inspecté à une date fixe correspondant à la date d'inspection pour le clustering $t = T$ calculée à partir de l'instant de mise en service. Le niveau de dégradation dévoilé à cette instant X_T^i est injecté dans l'historique de dégradation contenant les niveaux de dégradation des autres composants inspectés préalablement au même âge (cf. figure 8.2). Ensuite, un clustering est effectué sur l'ensemble des données d'apprentissage permettant l'obtention de deux nouveaux clusters selon la procédure présentée dans la section 8.3. Sur la base des données de dégradation appartenant à chaque cluster, l'estimation des paramètres est réalisée par l'application de la méthode du maximum de vraisemblance.

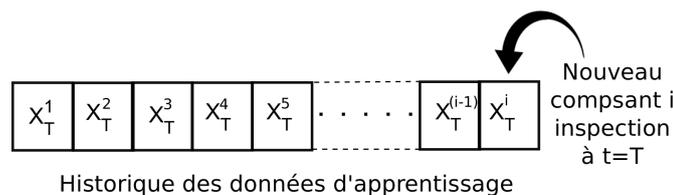


FIGURE 8.2 – Alimentation de l'historique des données d'apprentissage

Classification pour la maintenance

Pour affecter un nouveau composant (pièce de rechange) à un groupe, nous appliquons les étapes suivantes. Dans un premier temps il est nécessaire d'attendre la première prise d'information sur le niveau de dégradation de la pièce nouvellement introduite. Cette information est celle obtenue au premier instant d'inspection, que ce soit une inspection pour la maintenance ou une inspection pour le clustering. Lorsqu'elle est disponible, la pièce est affectée à l'un des deux groupes sur la base de l'évaluation du rapport de vraisemblance entre les densités de probabilité des lois de chaque qualité sachant le niveau de dégradation de la pièce à l'instant d'inspection. Prenons l'exemple d'un nouveau composant i introduit dans le

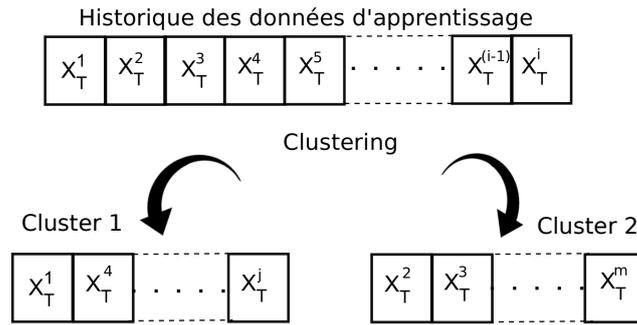


FIGURE 8.3 – Clustering des données de l'historique

système à maintenir et dont la qualité est cachée. Soit $X_{t_a}^i$ son niveau de dégradation dévoilé lors de sa première inspection à l'instant t_a . Supposons que f_{α_1, β_1} et f_{α_2, β_2} sont respectivement les densités de probabilité estimées pour les groupe 1 et 2 à l'instant courant (voir figure 8.4), c'est à dire que les couples de paramètres (α_1, β_1) et (α_2, β_2) sont les dernières valeurs de paramètres estimées. La décision d'affectation est prise suivant les conditions suivantes :

- Si $\frac{f_{\alpha_1, \beta_1}(X_{t_a}^i)}{f_{\alpha_2, \beta_2}(X_{t_a}^i)} > 1$: La pièce est affectée au groupe 1.
- Sinon elle est affectée au groupe 2.

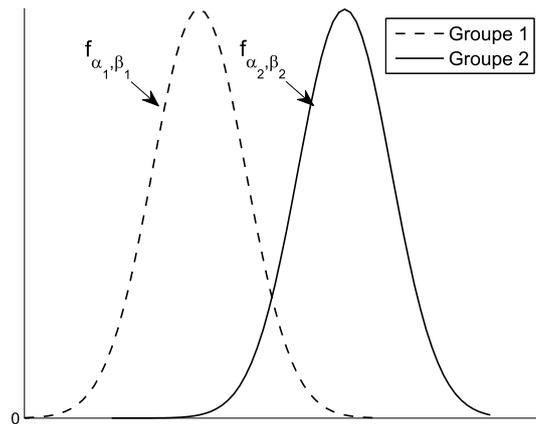


FIGURE 8.4 – Densités de probabilité des groupes de composants 1 et 2

Phase spécifique d'initialisation

à $t = 0$ le système comprenant N composants est mis en fonctionnement. à cet instant de démarrage tous les composants sont supposés neufs ($X_{t=0}^i = 0, i \in \{1, 2, \dots, N\}$), de qualités différentes et inconnues. Aucun cluster n'est constitué. à la date $t = T$ tous les composants du système sont inspectés. Grâce à cette opération d'inspection, le niveau de dégradation ($X_T^i, i \in \{1, 2, \dots, N\}$) de chaque composant est mesuré. L'ensemble des mesures obtenues ($X_T^i, i \in \{1, 2, \dots, N\}$) sont injectées dans l'historique des données d'apprentissage. Sur la base de ces mesures, un clustering est mis en place permettant une première distinction de deux groupes de composants. Les deux groupes de composants sont initialisés et identifiés.

Une fois les classes de composants constituées, une première estimation des paramètres de dégradation des clusters est réalisée. Les paramètres estimés $(\hat{\alpha}_1, \hat{\beta}_1)$ pour le cluster 1 et $(\hat{\alpha}_2, \hat{\beta}_2)$ pour le cluster 2 seront actualisés à chaque date d'inspection pour le clustering, c'est à dire T unités de temps après la mise en service d'un nouveau composant. Lorsque les

paramètres estimés sont disponible, une affectation de chaque composant est réalisée selon les modalités spécifiques à cette phase.

Le paramètre T constitue la première variable de décision des deux stratégies de maintenance que nous proposons.

Un exemple de trajectoires de composants après et avant le clustering est illustré sur la figure 8.5. Les figures 7.2a et 7.2b illustrent respectivement les mesures de dégradation à cet instant d'inspection avant et après l'opération de clustering.

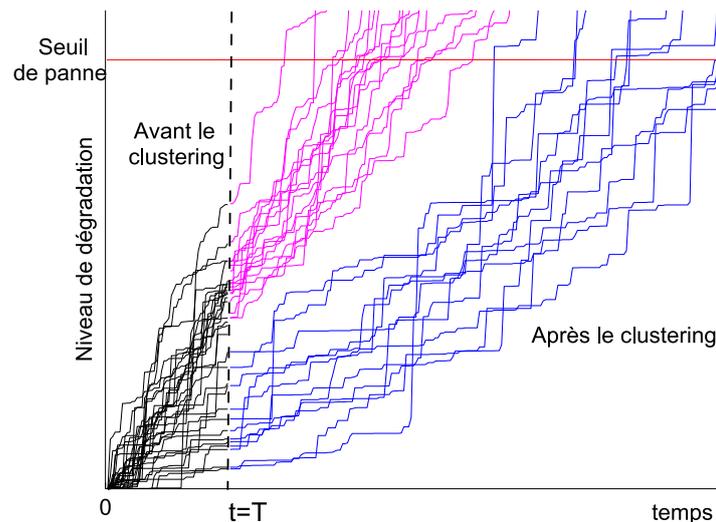


FIGURE 8.5 – Trajectoires de dégradation des premiers composants introduits dans le système.

8.2.2 Stratégie de maintenance

En se basant sur le modèle que nous venons d'introduire, nous proposons un cadre général intégrant prise de décision de maintenance et détermination de la qualité. Ce cadre général est associé à des règles de décision comportant trois types de paramètres : les paramètres spécifiques aux inspections pour le partitionnement suivant la qualité, les paramètres relatifs aux inspections pour la maintenance et les paramètres pour la décision de remplacement préventif. Les inspections pour le partitionnement sont toujours réalisées selon une règle commune à l'ensemble des composants alors que la décision de remplacement est prise selon des modalités spécifiques à chaque groupe de qualité.

Le cadre général est décliné en deux stratégies de maintenance conditionnelle. Pour la première stratégie, le dispositif de surveillance est commun à l'ensemble des composants. Le schéma d'inspection pour la maintenance est fixé pour chaque composant indépendamment de sa qualité estimée. Cette planification commune doit être articulée avec les prises de décisions de maintenance qui sont spécifiques à chaque qualité de composants. Pour la seconde stratégie, le dispositif décidant des inspections pour la maintenance est spécifique à chaque qualité de composants du système, comme pour les décisions relatives aux opérations de maintenance. L'objectif est alors de permettre l'adaptation des paramètres relatifs aux décisions de maintenance et à la planification des opérations de surveillance en fonction de la qualité des composants.

Les deux stratégies sont données plus précisément ci-après. Elles diffèrent essentiellement par le paramétrage des durées inter-inspection et doivent permettre d'évaluer l'intérêt d'un

plus grande adaptabilité de la prise de décision lorsqu'un couplage avec une phase de classification est envisagé.

Stratégie de maintenance (T, δ, M_1, M_2)

Après la phase de démarrage, tous les composants dans le système sont inspectés d'une part à l'instant $T_0 = T$ et d'autre part régulièrement aux dates $T_k = k * \delta t$, $k \in N$. Les composants nouvellement introduits après les remplacements successifs sont inspectés selon le même schéma, c'est à dire à l'âge T et périodiquement tous les δT unités de temps. La date d'inspection pour le clustering T et l'intervalle inter-inspection δ sont deux variables de décision de la stratégie. Grâce aux opérations d'inspection, le niveau de détérioration de chaque composant est mesuré régulièrement. Pour chaque composant i , $\{i \in 1, 2 \dots N\}$, le niveau de détérioration $X_{T_k}^i$ à l'instant d'inspection T_k permet de décider si un remplacement doit être réalisé préventivement. De ce point de vue, les règles de décision communes présentées dans la suite, page 114, sont appliquées. Suivant la classe d'appartenance du composant considéré, le seuil M_1 ou M_2 est pris en compte pour la maintenance préventive. Le diagramme détaillé de la stratégie de maintenance (T, δ, M_1, M_2) est donné sur la figure 8.6.

Stratégie de maintenance $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$

Après la phase de démarrage, les composants sont tous inspectés à l'instant $T_0 = T$. Parallèlement, les composants de chaque cluster c ($c \in \{1, 2\}$) sont régulièrement inspectés aux dates $T_k^c = k * \delta_c$, $c \in \{1, 2\}$, $k \in N$. Les composants nouvellement introduits après les remplacements, sont inspectés, lorsque leur qualité n'a pas encore été estimée, à l'âge $\min\{\delta_1, \delta_2, T\}$. Rappelons que cette première inspection sert de base à leur affectation à un niveau de qualité. Les intervalles d'inter-inspection δ_1 et δ_2 sont, avec T des variables de décision de la stratégie. Grâce à l'opération d'inspection, le niveau de détérioration de chaque composant peut être mesuré. Sur la base de ces informations, les règles de décision communes présentées ci-dessous sont appliquées. La figure 8.7 correspond au diagramme de la stratégie de maintenance $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$.

Les règles de décision communes

Dans ce paragraphe nous présentons les règles de décision communes aux deux stratégies de maintenance proposées. Il s'agit des règles de décision pour l'affectation des pièces de rechange puis des règles de décision pour la maintenance des composants des clusters 1 et 2.

Règles de décision pour l'affectation des pièces de rechange :

Les décisions d'affectation de chaque composant i , $\{i \in 1, 2 \dots N\}$ nouvellement introduit sont les suivantes.

- Si $\frac{f_{\alpha_1, T_{\text{insp}}, \beta_1}(X_{T_{\text{insp}}}^i)}{f_{\alpha_2, T_{\text{insp}}, \beta_2}(X_{T_{\text{insp}}}^i)} > 1$, le composant i est affecté au cluster 1.
- Sinon le composant i est affecté au cluster 2.

où T_{insp} correspond au premier instant d'inspection suivant la date de mise en service du composant.

On note que ces règles sont uniquement valables et applicables sur les composants qui viennent d'être introduits dans le système et dont on ne connaît pas la qualité. En outre, les couples de paramètres (α_1, β_1) et (α_2, β_2) sont les paramètres récemment estimés. Seule la dernière mise à jour est considérée dans le processus de décision.

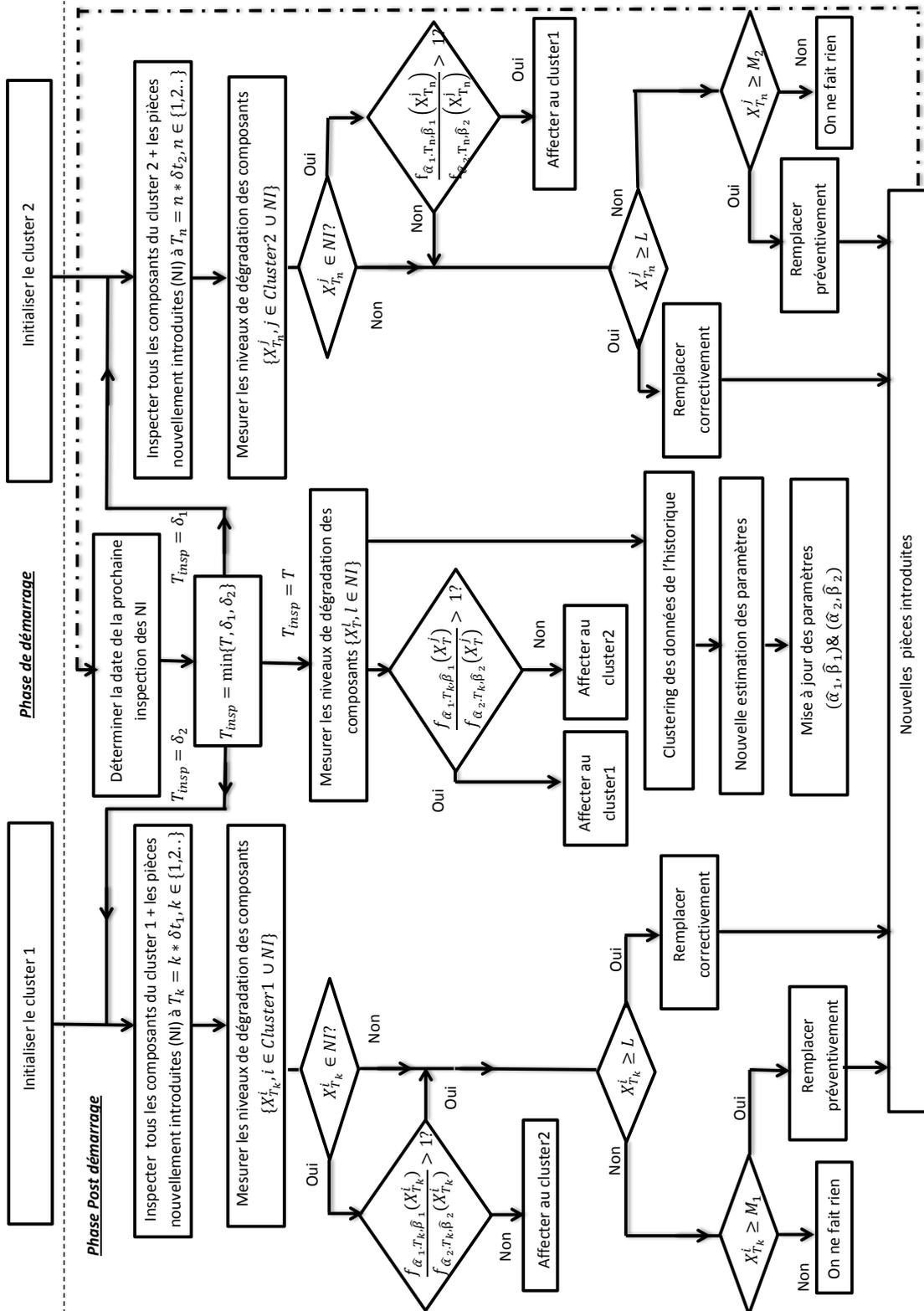


FIGURE 8.7 – Diagramme de la stratégie de maintenance conditionnelle ($T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2$) (phase après démarrage).

Règles de décision pour la maintenance des composants du cluster c :

à l'instant d'inspection pour la maintenance T_k ,

- Si $X_{T_k}^i \geq L$, $i \in \text{cluster } c$: le composant défaillant i est remplacé correctement à la date T_k par un nouveau composant de qualité inconnue et un nouveau cycle commence.
- Si $M_c \leq X_{T_k}^i < L$, $i \in \text{cluster } c$: le composant i est encore en fonctionnement mais trop dégradé, il est remplacé préventivement à la date T_k par un nouveau composant de qualité inconnue. Un nouveau cycle commence.
- Si $X_{T_k}^i < M_c$, $i \in \text{cluster } c$: aucun remplacement n'est réalisé sur le composant i à la date T_k , il est supposé être en bonne santé. L'inspection suivante est planifiée suivant la stratégie employée.

8.3 Critère de performance économique

Dans cette section, nous présentons brièvement le critère économique que nous utilisons en vue de l'évaluation des stratégies de maintenance. En cohérence avec les parties précédentes, il s'agit du coût moyen asymptotique par unité de temps, défini dans l'équation 2.6. Il s'exprime comme suit :

$$C_\infty = C_{insp} \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E[\sum_{i=1}^N N_{insp}^i(t)]}{t} + C_p \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E[\sum_{i=1}^N N_p^i(t)]}{t} + C_c \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E[\sum_{i=1}^N N_c^i(t)]}{t} + C_d \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E[\sum_{i=1}^N d^i(t)]}{t} \quad (8.1)$$

où $N_{insp}^i(t)$, $N_c^i(t)$ et $N_p^i(t)$ sont respectivement les nombres aléatoires cumulés d'inspections, de remplacements préventifs et de remplacements correctifs effectués sur le composant i sur $[0, t]$. $d^i(t)$ est le temps total passé par le composant i en état de panne sur $[0, t]$.

Les composants étant interchangeables et soumis aux mêmes politiques de maintenance, $E[N_{insp}^i(t)]$, $E[N_p^i(t)]$ et $E[N_c^i(t)]$ sont des grandeurs indépendantes du numéro de composant. Il en va de même pour $d^i(t)$. Par conséquent, le critère C_∞ peut s'écrire :

$$C_\infty = N \cdot C_{insp} \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E[N_{insp}^1(t)]}{t} + N \cdot C_p \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E[N_p^1(t)]}{t} + N \cdot C_c \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E[N_c^1(t)]}{t} + N \cdot C_d \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E[d^1(t)]}{t} \quad (8.2)$$

On pourra si nécessaire omettre de mentionner le numéro de composant.

Les paramètres optimaux de décision de la stratégie de maintenance $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$ et la stratégie de maintenance (T, δ, M_1, M_2) peuvent être obtenus par minimisation de la fonction du coût moyen asymptotique par unité de temps C_∞ :

$$C_\infty^*(T^*, \delta^*, M_1^*, M_2^*) = \min_{T, \delta, M_1, M_2} C_\infty(T, \delta, M_1, M_2) \quad (8.3)$$

et

$$C_\infty^*(T^*, \delta_1^*, \delta_2^*, M_1^*, M_2^*) = \min_{T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2} C_\infty(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2) \quad (8.4)$$

étant donné la complexité des modèles proposés, il est difficile d'utiliser une approche analytique pour évaluer et optimiser les stratégies de maintenance étudiées. Pour cette raison,

nous avons eu recours à la simulation stochastique. Pour rendre les calculs plus rapides et disposer d'une méthode d'optimisation adaptée à la simulation Monte-Carlo, nous avons opté pour l'utilisation d'algorithmes évolutionnaires. Le principe et l'algorithme de la méta-heuristique que nous avons choisi pour l'optimisation des stratégies de maintenance proposées sera détaillé dans le chapitre suivant.

8.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un cadre général décliné en deux nouvelles stratégies de maintenance conditionnelle avec inspections hybrides pour des systèmes à composants multiples de qualités différentes et inconnues. Le comportement de vieillissement des différents composants suit un modèle de dégradation graduelle. Pour ces stratégies, nous utilisons des techniques d'apprentissage non supervisé afin de partitionner la population en groupes de composants selon leur qualité. Les paramètres du processus de dégradation sont estimés pour chaque groupe sur la base des informations issues de la surveillance en-ligne et sont réutilisés pour l'affectation de chaque composant à une catégorie de qualité.

La structure de règle de décision tend à permettre un choix simultané global du paramètre associé à la classification, des paramètres de planification des inspections et des seuils de remplacement préventif. Les deux stratégies proposées sont de complexités légèrement différentes. L'une présente un paramètre additionnel et *a priori* une meilleure capacité d'adaptation aux composants suivant l'estimation de leur qualité.

Leur comparaison doit constituer un guide dans le choix du meilleur compromis entre performance et simplicité de la règle de décision. Le coût moyen asymptotique par unité de temps est choisi comme critère d'évaluation des performances des stratégies proposées. Nous proposons d'utiliser un algorithme génétique adapté à la simulation Monte Carlo [207] pour optimiser ces stratégies de manière à déterminer les valeurs optimales des paramètres de décision T^* , δt^* , M_1^* et M_2^* pour la stratégie (T, δ, M_1, M_2) puis T^* , δt_1^* , δT_2^* , M_1^* et M_2^* pour la stratégie $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$. Ces variables de décision optimales permettent d'atteindre les coûts moyens asymptotiques minimaux $C_\infty^*(T^*, \delta^*, M_1^*, M_2^*)$ et $C_\infty^*(T^*, \delta_1^*, \delta_2^*, M_1^*, M_2^*)$. Dans le chapitre suivant, on présentera une étude numérique afin de montrer comment les stratégies proposées peuvent améliorer la performance économique en comparaison avec des stratégies de maintenance conditionnelle classiques dans le cas des systèmes considérés.

Chapitre 9

Étude numérique

Le présent chapitre est consacré à l'évaluation des politiques (T, δ, M_1, M_2) et $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$ présentées dans le chapitre précédent. L'évaluation est effectuée à travers les performances économiques. Rappelons que l'objectif recherché par l'intégration de techniques d'apprentissage non supervisé et d'estimation est principalement de renforcer la robustesse des politiques dans une problématique de prise de décision en présence d'incertitude sur les caractéristiques de dégradation. Ainsi, notre but ici, est de comparer l'efficacité de chacune des politiques proposées avec des politiques de maintenance conditionnelle efficaces classiques dans un premier temps, puis dans un deuxième temps de comparer les performances des deux politiques proposées afin d'exhiber les avantages et désavantages de chacune.

Nous montrons par optimisation numérique des politiques (T, δ, M_1, M_2) et $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$ et en utilisant des techniques de simulations de Monte Carlo l'existence d'un optimum global dans chacune des configurations testées. Nous étudions par la suite les influences des coûts des interventions pour la maintenance sur les évolutions des coûts moyens asymptotiques optimaux et sur les variables de décision optimales des deux politiques proposées. Les paramètres optimaux de décision de maintenance sont numériquement déterminés mais cette fois ci en ayant recours à une métaheuristique.

Ce chapitre se divise en trois sections. Dans la première section 9.1 nous présentons l'algorithme d'optimisation utilisé et quelques exemples d'optimisation du coût moyen asymptotique pour les politiques (T, δ, M_1, M_2) , $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$ et $(\Delta T, M)$. Dans la section 9.2 nous effectuons une étude de sensibilité liée aux coûts des interventions pour la maintenance. Enfin, dans la dernière section 9.3, nous présentons quelques conclusions issues de cette étude.

9.1 Optimisation numérique des politiques (T, δ, M_1, M_2) et $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$

L'objectif de cette section est de présenter des exemples d'optimisation des politiques de maintenance (T, δ, M_1, M_2) et $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$ développées dans le chapitre précédent à l'aide d'algorithmes évolutionnaires. Nous détaillons dans un premier temps la modélisation et le déroulement des algorithmes. Nous présentons ensuite un exemple de résultats de l'optimisation pour les politiques proposées et pour la politique classique $(\Delta T, M)$ présentées dans le chapitre 4. Une première comparaison des performances économiques des trois politiques de maintenance est discutée à partir des exemples.

9.1.1 Algorithmes génétiques

Modélisation

D'une manière générale, la modélisation d'un problème d'optimisation par un algorithme évolutionnaire nécessite la précision préalable des points suivants :

1. Définition de l'individu dont la structure de données code la solution candidate ;
2. Définition d'une fonction objectif qui évalue la solution candidate ;
3. Ajustement des paramètres de réglage : taille de la population, taux de croisement et de mutation, critères d'arrêt.

Dans le cadre de notre étude, un individu représente un réglage quelconque de l'ensemble des variables de décision de chacune des politiques de maintenance conditionnelle (T, δ, M_1, M_2) et $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$ que nous cherchons à optimiser. Concernant le codage, nous avons opté pour le type le plus populaire qui est le codage binaire [49, 141]. Pour ce type de codage, les solutions sont codées sous la forme d'une suite particulière de 0 et 1 de longueur fixe, il s'agit d'un type qui s'adaptant facilement aux différents types d'éléments (réels, entiers, booléens).

Concernant la fonction objectif permettant l'évaluation de chaque individu, nous cherchons dans le cadre de notre étude à minimiser le coûts moyen asymptotique par unité de temps (voir les équations (8.2), (8.3) et (8.4) page 117).

La dernière étape dans la modélisation de l'algorithme génétique mono-critère, consiste à fixer au préalable un ensemble de spécifications initiales. Le tableau 9.1 présente l'ensemble des paramètres de l'algorithme génétique utilisé pour l'optimisation des politiques de maintenance proposées.

TABLE 9.1 – Valeurs des paramètres des algorithmes génétiques.

Taille de la population	$SizePop = 100$
Probabilité de croisement	$ProC = 0.8$
Probabilité de mutation	$ProM = 0.1$
Temps maximal d'exécution	$NbMaxExc = 36000(sec)$
Bornes de la variable de décision T	$IntervInspC = [0.1, 35]$
Bornes des variables de décision δ, δ_1 et δ_2	$IntervInsM = [0.1, 30]$
Bornes des variables de décision M_1 et M_2	$IntervSPr = [1, 30]$
Horizon de simulation	$T_{sim} = 80000$

Déroulement de l'algorithme génétique

Partant d'une configuration de coûts unitaires donnée et des caractéristiques spécifiques du système à maintenir, l'algorithme génétique suit le déroulement décrit dans l'algorithme 2. Son exécution doit permettre d'aboutir à la solution optimale en terme de coût et par conséquent au réglage optimal de chacune des variables de décision des politiques (T, δ, M_1, M_2) et $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$. Notons que la vitesse de convergence de l'algorithme peut être très variable en fonction du problème traité. L'algorithme s'arrête lorsque la limite de temps d'exécution fixée est atteinte. Il convient de garder présent à l'esprit que le résultat final obtenu peut être sous-optimal.

Pour l'évaluation du coût moyen asymptotique de chaque solution nous appliquons les règles de décision propres à chacune des politiques proposée tout en exécutant un grand nombre de réalisations (scénarios) sur un grand horizon de simulation (T_{sim}).

Algorithme 2 Procédure de l'AG pour obtenir la solution optimale

1. **Initialisation:** $C_c; C_p; C_d; C_i; T_{sim}; SizePop; ProcC; ProM; NbMaxExc; IntervInspC; IntervInsM; IntervSPr$.
 2. **Création de la population initiale P(t):** Générer aléatoirement des solutions en utilisant des valeurs des variables de décision appartenant à $IntervInspC; IntervInsM; IntervSPr$.
 3. **évaluation et tri de la population:** évaluation le coût moyen asymptotique par unité de temps de chaque individu de la population puis effectuer un trie croissant de l'ensemble des solutions obtenues.
 4. **while** $NbMaxExc$ n'est pas atteint **do**
 - 4.1 **Sélection:** Sélection des individus participant à la reproduction (parents)
 - 4.2 **Croisement:** Croisement des individus sélectionnés
 - 4.3 **Mutation:** Modification d'une variable de décision puis formation de nouveaux individus (enfants)
 - 4.4 **évaluation des enfants:** évaluation du coût moyen asymptotique par unité de temps de chaque enfant formé
 - 4.5 **Formation de la nouvelle population P(t+1):** entre les parents de l'ancienne population P(t) et les enfants formés, garder les $SizePop$ meilleurs individus.
 - end while**
 - 5 : **Sortie:** La valeur optimale de C_∞ et les paramètres de décision associés.
-

9.1.2 Exemples d'optimisation des politiques proposées

Considérons un système comprenant 20 composants en parallèle ayant deux types de qualités différentes. Chaque qualité est représentée par une vitesse de dégradation spécifique du processus Gamma. Nous supposons dans le cas étudié que nous disposons des deux qualités de composants associées à un groupe de composants de bonne qualité et un autre de qualité standard. Soient (α_1, β_1) le couple de paramètres lié à la bonne qualité et (α_2, β_2) le couple lié à la qualité standard. La qualité standard est associée à une vitesse de dégradation supérieure à celle de la bonne qualité ($m_2 > m_1$). Le seuil limite de défaillance due à la dégradation pour tous les composants est égal à $L = 30$.

Afin d'illustrer la solution optimale de chacune des politiques (T, δ, M_1, M_2) , $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$ et $(\Delta T, M)$, nous choisissons les coûts unitaires des interventions pour la maintenance comme suit : coût de remplacement préventif $C_p = 50$, coût de remplacement correctif $C_c = 200$, coût d'inspection $C_i = 4$ et le coût d'indisponibilité par unité de temps $C_d = 35$.

Exemple d'optimisation de la politique (T, δ, M_1, M_2)

En optimisant la politique de maintenance (T, δ, M_1, M_2) par algorithme génétique et suivant la configuration de coûts unitaires donnée précédemment nous trouvons un coût moyen minimal par unité de temps $C_\infty^*(T^*, \delta^*, M_1^*, M_2^*) = 81.6553$ correspondant aux paramètres

optimaux $T^* = 14.6$, $\delta^* = 5.2$, $M_1^* = 19.7$ et $M_2^* = 16.5$.

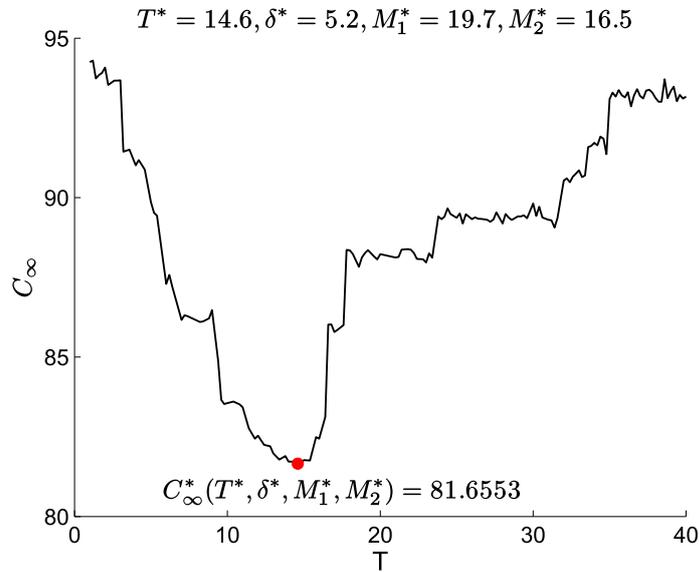


FIGURE 9.1 – Coût moyen asymptotique minimal de la politique (T, δ, M_1, M_2) à $T^* = 14.6$ et $\delta^* = 5.2$, $M_1^* = 19.7$, $M_2^* = 16.5$.

Afin d'illustrer la sensibilité du coût moyen asymptotique par unité de temps aux valeurs de la variable de décision T qui régit les inspections pour le clustering, nous fixons les autres variables de décision à leurs valeurs optimales ($\delta^* = 5.2$, $M_1^* = 19.7$ et $M_2^* = 16.5$) et nous faisons varier T . Les résultats sont présentés dans la figure 9.1. D'après cette figure et aux approximations dues à la convergence des calculs d'espérance par Monte Carlo prêt, nous pouvons considérer que la courbe de la fonction coût est convexe. Cela confirme l'existence d'un réglage optimal unique de T .

Exemple d'optimisation de la politique $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$

D'une manière analogue, nous optimisons la politique de maintenance $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$ suivant la même configuration de coût. Le coût moyen minimal par unité de temps obtenu est $C_\infty^*(T^*, \delta_1^*, \delta_2^*, M_1^*, M_2^*) = 82.4773$. Il correspond aux paramètres optimaux $T^* = 14.6$, $\delta_1^* = 10.6$, $\delta_2^* = 5.3$, $M_1^* = 14.3$ et $M_2^* = 15.9$. Pour la configuration de coût choisie, nous remarquons que la politique $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$ qui adapte l'intervalle d'inter-inspection et le seuil préventif selon la qualité des composants n'est pas plus efficace que la politique (T, δ, M_1, M_2) qui adapte uniquement le seuil préventif. D'un point de vue théorique, la politique (T, δ, M_1, M_2) est un cas particulier de la politique $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$ obtenu en prenant $\delta_1 = \delta_2$. Son coût optimal ne peut donc pas être inférieur. Le résultat numérique obtenu est lié à la difficulté de convergence de l'algorithme d'optimisation. Cette convergence devient significativement plus lente lorsque le nombre de paramètres à optimiser augmente. Le passage de 4 à 5 paramètres a donc un impact en pratique.

D'après la figure 9.2, les résultats obtenus présentent des caractéristiques identiques à celles de la politique (T, δ, M_1, M_2) . Le coût moyen asymptotique par unité de temps est sensible aux valeurs de la variable de décision T . Nous remarquons également que les deux politiques de maintenance possèdent le même réglage optimal de T ($T^* = 14.6$). En outre, l'allure de la courbe présentée sur la figure 9.1 est très semblable à celle de la figure 9.2. Ce

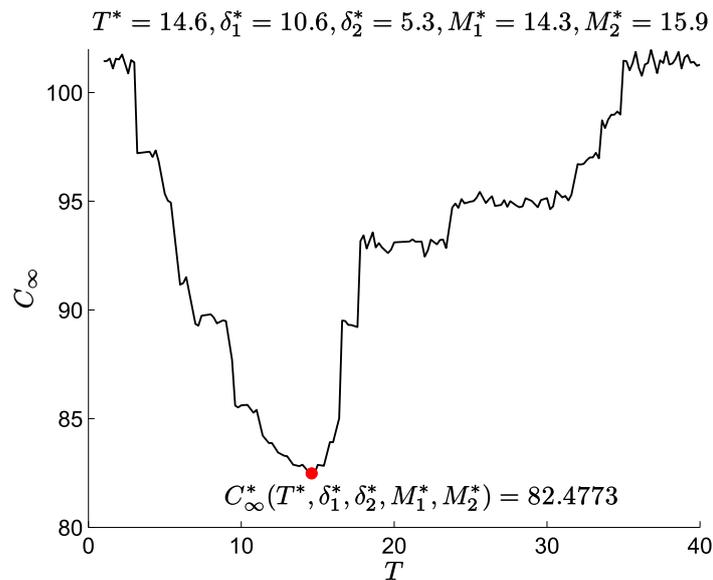


FIGURE 9.2 – Coût moyen asymptotique minimal de la politique (T, δ, M_1, M_2) à $T^* = 14.8$ et $\delta_1^* = 10.6$, $\delta_2^* = 5.3$, $M_1^* = 14.3$, $M_2^* = 15.9$.

résultat est prévisible, car le rôle principal de la variable de décision T est de permettre le partitionnement et la connaissance de la qualité (vitesse et variance de dégradation) de chaque groupe de composant afin de lui appliquer les règles de décision en maintenance appropriés. Une inspection pour le clustering programmée tôt engendre une difficulté de classification et de mauvais résultats quant à l'estimation des paramètres du processus Gamma (figure 7.3). Lorsque l'inspection pour le clustering est programmée tard, des composants de qualité standard sont remplacés avant l'inspection. De ce fait leur niveau de dégradation n'est pas intégré à l'historique. Les données d'apprentissage sont alors majoritairement constituées d'informations de surveillance sur les composants de bonne qualité La conséquence sera une mauvaise estimation des paramètres.

9.1.3 Optimisation de la politique classique $(\Delta T, M)$

Comme mentionné précédemment, nous avons choisi la politique $(\Delta T, M)$ afin de comparer ses performance avec celles des politiques proposées. Elle représente la classe de politiques conditionnelles classiques de type limite de contrôle. La figure 9.3 montre les valeurs optimales obtenues pour la configuration de coûts unitaires utilisée lors de l'évaluation des politiques (T, δ, M_1, M_2) et $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$. Le coût moyen minimal par unité de temps obtenu est $C_\infty^*(\Delta T^*, M^*) = 83.85$. Il correspondant aux paramètres optimaux $\Delta T^* = 5.4$, $M^* = 17$.

À travers cet exemple on peut remarquer que les politiques de maintenance proposées sont plus performantes que la politique de maintenance conditionnelle classique pour la configuration choisie. Le gain apporté par la politique (T, δ, M_1, M_2) est par exemple de l'ordre de 2,6%. Dans la section suivant, nous discutons du gain que les politiques développées peuvent apporter selon différentes configuration de coût.

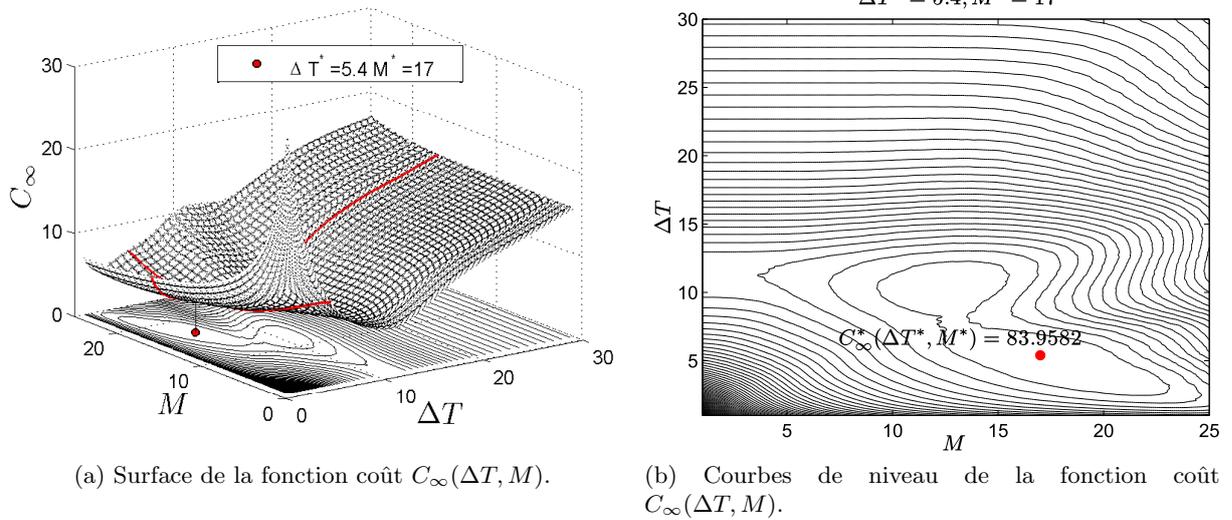


FIGURE 9.3 – Coût moyen asymptotique minimal de la politique $(\Delta T, M)$ à $\Delta T^* = 0.6$ et $M^* = 10$.

9.2 Analyse des performances des politiques proposés et comparaison avec la politique $(\Delta T, M)$

Afin d'observer la tendance du gain relatif entre le coût de maintenance des deux politiques de maintenance (T, δ, M_1, M_2) et $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$, nous présentons dans cette section l'analyse de sensibilités liées aux coûts unitaires de maintenance des politiques proposées. Pour ce faire nous faisons successivement varier le coût d'inspection C_i , le coût de remplacement C_r et le coût d'indisponibilité C_d un par un. Nous étudions l'évolution des variables de décision optimales de chacune des politiques proposée. Les trois cas étudiés sont présentés dans les sous-section suivantes.

1. Coût d'inspection variable : C_i varie de 0 à 16, le coût d'indisponibilité par unité de temps est fixé à $C_d = 35$, le coût de remplacement correctif est fixé à $C_c = 200$ et le coût de remplacement préventif est fixé à $C_p = 50$.
2. Coût d'indisponibilité par unité de temps variable : C_d varie de 0 à 100, le coût de remplacement correctif est fixé à $C_c = 200$, le coût de remplacement préventif est fixé à $C_p = 50$ et le coût d'inspection est fixé à $C_i = 4$.
3. Coût de remplacement correctif variable : C_c varie de 70 à 300, le coût d'indisponibilité par unité de temps est fixé à $C_d = 35$, le coût de remplacement préventif est fixé à $C_r = 5$ et le coût d'inspection est fixé à $C_i = 4$.
4. Coût de remplacement préventif variable : C_p varie de 10 à 150, le coût d'indisponibilité par unité de temps est fixé à $C_d = 35$, le coût de remplacement correctif est fixé à $C_c = 200$ et le coût d'inspection est fixé à $C_i = 4$.

Les performances des politiques proposées seront comparées à celle de la politique classique $(\Delta T, M)$ afin de discuter de l'intérêt de politiques développées par rapport à une politique classique. Pour illustrer les résultats numériques de l'étude de sensibilité nous avons choisi une couleur spécifique pour chaque politique de maintenance. Les résultats des poli-

tiques $(\Delta T, M)$, (T, δ, M_1, M_2) et $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$ sont représentés respectivement en couleur bleue, vert et rose.

9.2.1 Étude de sensibilités liées au coût d'inspection

Dans ce premier cas d'étude de sensibilité relative aux coûts de maintenance, nous fixons tous les coûts d'intervention pour la maintenance comme mentionné ci-dessus et nous faisons varier uniquement le coût d'inspection. Les résultats sont présentés dans la figure 9.4. Les figures 9.4b et 9.4a présentent respectivement l'évolution des variables de décision optimales des trois politiques (T, δ, M_1, M_2) , $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$ et $(\Delta T, M)$ et les coûts moyen asymptotique associés à ces variables de décision optimales.

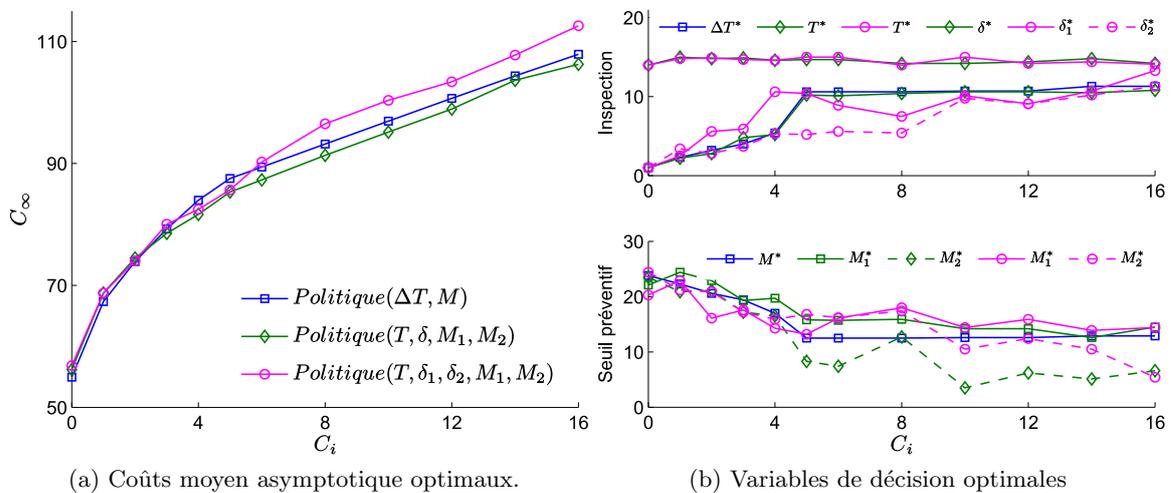


FIGURE 9.4 – Sensibilité au coût d'inspection.

D'après la figure 9.4a on peut voir que globalement la politique (T, δ, M_1, M_2) est plus efficace quand C_i augmente en comparaison avec les politiques $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$ et $(\Delta T, M)$, même si ses performances restent très proches de la politique $(\Delta T, M)$. Les performances de la politique $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$ se dégradent quand les coûts d'inspection sont élevés. Sa structure de décision se base sur la juxtaposition de trois programmes d'inspection (T, δ_1, δ_2) pour la surveillance des différents composants du système. Elle semble moins robuste à une augmentation des fréquences d'inspection. Concernant la politique $(\Delta T, M)$ on remarque qu'elle est très efficace quand les coûts d'inspection sont faibles (petites valeurs de C_i). Les inspections sont alors programmées assez souvent (très faible valeur de ΔT^* sur la figure 9.4b). Cela permet une surveillance fréquente de l'état de dégradation des différents composants du système toutes qualités confondues. Par suite il est possible d'éviter l'indisponibilité due à une sous-maintenance des composants qui se dégradent rapidement. Dans ce cas (valeur faible de C_i), la politique (T, δ, M_1, M_2) se comporte de la même manière que la politique $(\Delta T, M)$. Seul le coût supplémentaire des inspections pour le clustering est pénalisant et marque une légère différence en efficacité. Quand le coût d'inspection dépasse la valeur de 4, il devient difficile pour la politique $(\Delta T, M)$ de trouver la combinaison optimale des variable de décision pour assurer efficacement la maintenance des différents composants. La phase de clustering permet à la politique (T, δ, M_1, M_2) de contrôler plus finement l'indisponibilité des différents composants à travers les seuil préventifs M_1 et M_2 adaptés à chacune des deux qualité identifiées. Le réglage de δ^* est similaire à celui de ΔT^* de la politique $(\Delta T, M)$.

On remarque que pour les deux politiques proposées la valeur optimale de la variable T converge vers la même valeur $T^* = 14.6$. Cette solution optimale tend à réaliser le meilleur compromis pour l'estimation associée des paramètres (α_1, β_1) et (α_2, β_2) entre d'une part la performance du clustering qui nécessite une date d'inspection tardive et d'autre part la composition équilibrée de la base de donnée par des individus des deux sources de qualités donc tend à éviter une date d'inspection trop tardive. Ce dernier point est particulièrement visible sur les courbes d'évolution des coûts en fonction de T car l'augmentation du coût après le passage à l'optimum lorsque T augmente est particulièrement brutale. La valeur optimale T^* est proche du temps moyen de bon fonctionnement des pièces dont la dégradation est la plus rapide.

Dans la suite de nos analyses, nous allons exclure la variable T de l'étude de sensibilité puisqu'elle converge systématiquement vers la même valeur pour toutes les configurations des coûts.

9.2.2 Étude de sensibilités liées au coût d'indisponibilité par unité de temps

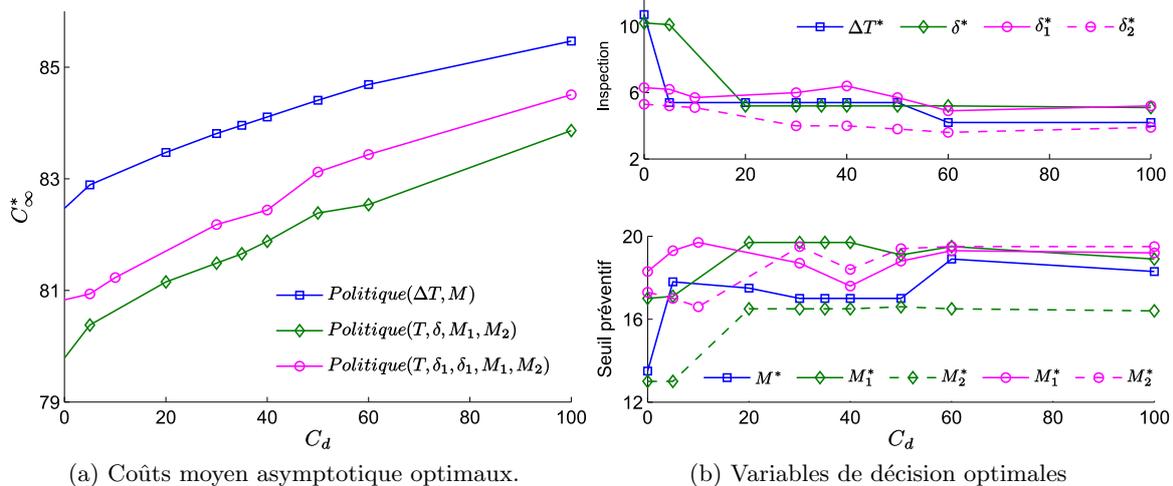


FIGURE 9.5 – Sensibilité au coût d'indisponibilité.

Pour le second cas d'étude de sensibilité, nous nous intéressons à la seule influence du coût unitaire d'indisponibilité par unité de temps C_d que nous faisons varier. Tous les autres coûts unitaire restent fixés à leur valeur de référence, telle que définie au début de la sous section. La figure 9.5 présente les résultats numériques de ce deuxième cas d'étude. La figure 9.5a présente l'évolution des coûts moyens asymptotiques des trois politiques (T, δ, M_1, M_2) , $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$ et $(\Delta T, M)$ quand C_d varie. La figure 9.5b présente l'évolution des variables de décision optimales de chacune des politiques.

Sur la figure 9.5a, on voit clairement que la variation de C_d a un impact significatif sur la performance économique moyenne des trois politiques. On peut observer aussi que les deux politiques de maintenance proposées sont plus avantageuses que la politique conditionnelle classique $(\Delta T, M)$. En outre, on remarque que la politique (T, δ, M_1, M_2) est plus efficace que la politique $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$. Les écarts de coûts entre les différentes politiques restent sensiblement identiques. Aucune fluctuation importante n'apparaît lorsque C_d évolue.

Sur la figure 9.5b, on observe une décroissance de ΔT^* et δ^* des politiques $(\Delta T, M)$ et (T, δ, M_1, M_2) quand le coût d'indisponibilité par unité de temps C_d augmente. Ce comportement des variables de décision correspond à une diminution des durée d'arrêt du système. Il permet ainsi d'éviter au maximum les coûts d'indisponibilité importants que génère ces arrêts. L'évolution des seuils préventifs M_1^* et M_2^* de la politique (T, δ, M_1, M_2) montre que la politique adapte le seuil de remplacement préventif pour chaque qualité. Ce réglage adapté justifie son avantage économique par rapport à la politique classique. En effet, en observant l'évolution du seuil préventif M^* de la politique $(\Delta T, M)$ nous remarquons que pour chaque configuration du coût C_d les deux seuils préventif optimaux M_1^* et M_2^* encadrent le seuil M^* .

9.2.3 Étude de sensibilités liées au coût de remplacement correctif

La figure 9.6 présente les résultats de l'analyse de sensibilité des politiques proposées par rapport au coût de remplacement correctif. La figure 9.6b illustre l'évolution des variables de décision optimales des trois politiques. L'évolution du coût moyen asymptotique par unité de temps est présenté sur la figure 9.6a.

D'après la figure 9.6a on voit que le coût moyen asymptotique augmente systématiquement avec l'augmentation du coût correctif pour les trois politiques. En comparant les coûts moyens asymptotiques, nous remarquons que la politique (T, δ, M_1, M_2) reste la plus efficace parmi les trois politiques tandis que la politique $(\Delta T, M)$ est toujours la moins efficace. L'analyse de l'évolution des intervalles inter-inspection des politiques (T, δ, M_1, M_2) et $(\Delta T, M)$ montre que ces derniers décroissent avec l'augmentation de C_c . Cette décroissance correspond à une augmentation de fréquence des inspections et donc à un meilleur suivi de l'état des différents composants. Toutefois, le réglage des seuils de remplacement préventif optimisés en fonction de la qualité pour la politique (T, δ, M_1, M_2) permet de gagner en efficacité. Nous pouvons remarquer que la valeur de M est dans la majorité des cas est comprise entre M_1 et M_2 .

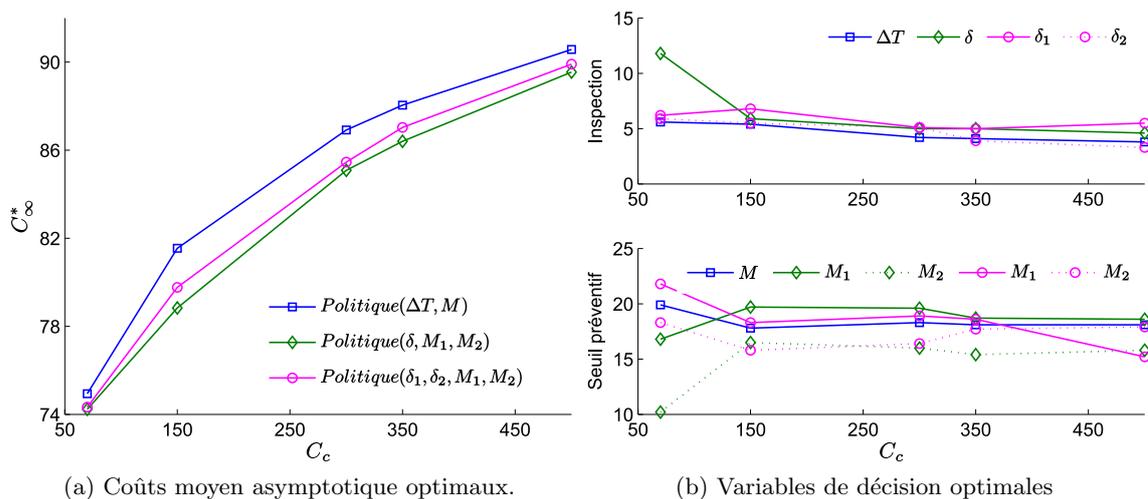


FIGURE 9.6 – Sensibilité au coût de remplacement correctif.

9.2.4 Étude de sensibilités liées au coût de remplacement préventif

Dans ce cas d'étude, nous étudions l'évolution des valeurs optimales des variables de décision lors de la variation du coût de remplacement. Les résultats de ce cas d'étude sont

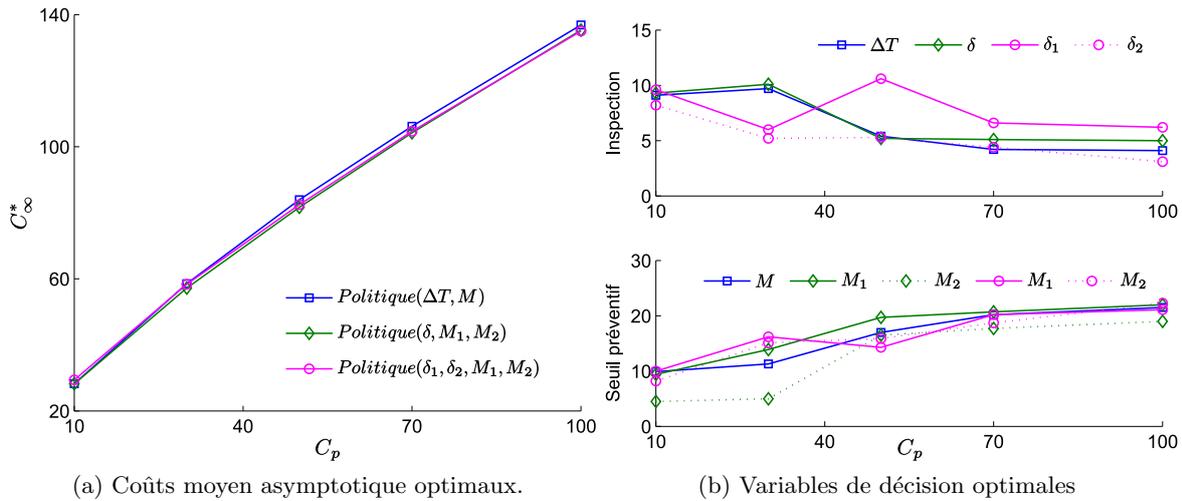


FIGURE 9.7 – Sensibilité au coût de remplacement préventif.

présentés sur la figure 9.7.

Sur la figure 9.7a on voit, comme pour les cas précédents et de manière logique, que le coût moyen asymptotique croît systématiquement avec l'augmentation du coût préventif pour les trois politiques $(\Delta T, M)$, (T, δ, M_1, M_2) et $(T, \delta_1, \delta_2, M)$. En analysant l'évolution des variables de décision (figure 9.6b), nous remarquons que quand le coût préventif unitaire augmente les seuils préventifs des trois politiques augmentent aussi. Ce résultat logique s'explique par le fait qu'il devient alors moins avantageux de procéder à des remplacements préventifs et qu'il vaut mieux privilégier un allongement de la durée de fonctionnement de chaque composant. L'impact d'une défaillance devient proportionnellement plus faible et ne pénalise plus les coûts globaux à condition de ne pas provoquer une période d'indisponibilité trop importante. Par conséquent, les intervalles inter-inspection décroissent quand C_p augmente. Cela permet d'assurer un bon suivi de l'état du système et par conséquent d'éviter les coûts liés à la panne et à l'indisponibilité.

9.3 Conclusion et perspectives

Ce chapitre est consacré à la présentation d'une étude numérique dans laquelle les politiques de maintenance proposées dans le chapitre 8 sont appliquées à un système à composants multiples ayant des qualités différentes et inconnues. Nous avons utilisé le coût moyen asymptotique par unité de temps comme critère pour l'évaluation des performances économiques moyennes des politiques. La politique $(\Delta T, M)$ a été choisie comme exemple représentatif des politiques conditionnelles classiques de type limite de contrôle pour comparer les performances économiques des politiques proposées par rapport aux politiques conditionnelles classiques. Nous avons utilisé un algorithme génétique pour l'optimisation des politiques proposées.

Les résultats obtenus par optimisation de la politique (T, δ, M_1, M_2) et $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$ montrent l'existence d'une valeur minimale de la fonction objectif sur les différents paramètres de décision. L'étude de sensibilité des performances par rapport aux coûts des interventions montre que la politique (T, δ, M_1, M_2) est plus performante que la politique classique. Cet avantage est obtenu grâce à l'ajustement simultané des seuils de remplacement préventif en

fonction de la qualité. Cependant, la politique $(T, \delta_1, \delta_2, M_1, M_2)$ s'est avéré moins avantageuse par comparaison avec la politique (T, δ, M_1, M_2) dans le cas du système étudié, ce qui est contradictoire avec leur caractérisation théorique. Ce type de constatation est lié à la qualité de l'optimisation numérique et aux faibles puissances de calcul mobilisées pour l'étude numérique. En effet la convergence de l'algorithme génétique est beaucoup plus lente pour une fonction dépendant de cinq paramètres. Le nombre de paramètres de la règle de décision est un indicateur qui doit être pris en compte. Il serait cependant intéressant d'analyser les efficacités des deux politiques pour différentes configurations de systèmes pour évaluer plus précisément l'intérêt de l'adaptation des intervalles inter-inspection suivant la qualité.

Conclusion générale et perspectives

Les travaux de cette thèse s'inscrivent dans le cadre de l'évaluation des stratégies de maintenance conditionnelle pour des systèmes à dégradation graduelle. Dans la première partie de ce mémoire, nous avons présenté une étude bibliographique sur les stratégies de maintenance. Nous nous sommes principalement concentré sur la famille de stratégies de maintenance conditionnelle. Pour cette famille, nous trouvons différentes stratégies développées dans la littérature qui se distinguent principalement par la planification des interventions et leur nature ainsi que par le type d'indicateur de décision conditionnel choisi. Ensuite, nous nous sommes intéressé au problème de l'évaluation qualitative de la performance et de la robustesse des stratégies de maintenance. Nous avons discuté quelques critères d'évaluation existant dans la littérature. Pour les stratégies de maintenance conditionnelle, l'évaluation est souvent basée sur un modèle de coût moyen asymptotique. Nous avons montré qu'il est important de quantifier et d'évaluer la robustesse des stratégies du point de vue économique également. Dans la suite, nous avons discuté de la nécessité de développer des modèles permettant l'optimisation conjointe de la maintenance conditionnelle et de l'approvisionnement des pièces de rechange. Le deuxième chapitre de cette partie a été consacré à la présentation d'un ensemble d'outils que nous avons utilisé dans le cadre de nos travaux.

Dans la deuxième partie de ce mémoire, nous nous sommes intéressés aux critères économiques pour l'évaluation des stratégies de maintenance. Dans un premier temps nous nous sommes focalisés sur l'évaluation de la performance économique moyenne de quelques stratégies de maintenance classiques calendaires et conditionnelles. Nous avons développé les modèles de coûts associés au coût moyen asymptotique à long terme pour les trois stratégies de maintenance BR, PIR et QIR. Dans un second temps nous nous sommes intéressés à l'évaluation de la performance économique moyenne et à la robustesse des stratégies de maintenance. Dans cette étude, la robustesse d'une stratégie de maintenance est définie comme étant sa capacité à limiter la variation de coût d'un cycle de maintenance à un autre. Nous avons introduit un nouveau critère d'évaluation sous forme d'une combinaison linéaire du coût moyen à long-terme et de l'écart-type du taux de coût de maintenance par cycle de remplacement. Ensuite, nous avons développé les modèles de coûts associés au nouveau critère pour les trois stratégies considérées. Les études numériques ont montré que les stratégies de maintenance conditionnelle sont plus performantes mais moins robustes en comparaison avec les stratégies calendaires. Néanmoins, si l'on considère les deux aspects à la fois, les stratégies conditionnelles garantissent le meilleur compromis.

La troisième partie s'intéresse au développement d'un modèle conjoint dans lequel la stratégie de maintenance et celle de gestion des pièces de rechange sont étudiées et optimisées conjointement. Nous considérons le cas de deux fournisseurs qui livrent deux qualités différentes de pièces de rechange. La qualité des pièces de rechange est associée à leur mode de dégradation. Dans cette étude, nous utilisons la RUL pour la prise de décision en maintenance relative au remplacement préventif et pour la prise de décision en approvisionnement. Pour l'évaluation de la stratégie conjointe proposée nous avons utilisé le critère proposé dans la partie précédente. Les études numériques ont montré que la stratégie proposée peut être utilisée dans l'optimisation conjointe de maintenance et la gestion des pièces de rechange.

En outre, l'étude du coût a permis d'une part d'identifier les conditions d'utilisation appropriée de la stratégie proposée et d'autre part de montrer l'avantage de la prise en compte du pronostic de la durée de vie des composants dans la maintenance et la gestion des stocks.

La dernière partie est consacrée au développement et à l'étude de deux stratégies de maintenance conditionnelle avec inspections hybrides pour la maintenance de systèmes à composants multiples. Les composants sont supposés avoir des modes de dégradation différents et inconnus. Pour les deux stratégies proposées, nous utilisons la méthode des K-moyennes pour le partitionnement des groupes de composants selon leur qualité et la méthode du maximum de vraisemblance pour l'estimation des paramètres du processus de dégradation de chaque groupe sur la base des informations issues de la surveillance en-ligne. Pour la phase d'évaluation, nous utilisons le coût moyen asymptotique par unité de temps pour évaluer les performances économiques moyennes des stratégies proposées. L'optimisation est réalisée par le biais d'un algorithme génétique adapté à la simulation Monte Carlo. Les résultats de l'étude numérique ont montré que grâce à l'adaptation des paramètres relatifs aux décisions de maintenance et à la planification des opérations de surveillance en fonction de la qualité des composants il est possible de garantir un avantage économique par rapport à une stratégie conditionnelle classique.

Dans la continuité de notre étude menée dans la partie IV sur la maintenance des systèmes sous plusieurs modes de dégradation inconnus nous souhaitons étudier les aspects suivants.

Dans le chapitre 9 nous avons étudié les performances économiques des stratégies de maintenance proposées pour une seule configuration de caractéristiques des composants de chaque qualité. Il serait intéressant de réaliser une étude de sensibilité plus poussée en considérant différentes configurations de caractéristiques pour chacune des qualités de composants afin d'analyser l'impact des paramètres caractéristiques des populations sur la performance des stratégies de maintenance proposées. Nous avons également utilisé le coût moyen à long terme pour évaluer les performances économiques des stratégies de maintenance et pour comparer leurs efficacités à celle d'une stratégie de maintenance conditionnelle classique. Il serait intéressant d'évaluer conjointement la performance et la robustesse de ces stratégies en ayant recours au critère proposé dans la partie II du mémoire.

Dans le chapitre 8, nous utilisons une approche conditionnelle pour la maintenance des systèmes considérés. Elle est basée sur la surveillance des groupes de composants du système suivant un schéma d'inspection et de remplacement statique et la définition de seuils critiques adaptés à chaque qualité pour l'indicateur de santé qui est le niveau de dégradation. Cette approche prend en compte uniquement l'état actuel des composants. Cependant, il est possible d'améliorer la prise de décision, en utilisant une approche prédictive permettant la prise en compte de la prédiction de l'évolution de l'état des composants. Il serait intéressant d'utiliser la durée de vie comme outil d'aide à la décision en maintenance. Elle peut être prise en compte de deux manières différentes à travers deux stratégies basées sur le risque. Pour la première stratégie, le quantile de la RUL pour un risque α peut être utilisé pour planifier les dates d'inspections des groupes de composants. Un seuil commun peut être envisagé pour la planification des dates d'inspection de tous les composants ou bien un seuil adapté à chaque qualité. Pour la seconde stratégie, le quantile de la RUL pour un risque α_c peut être utilisé pour décider de remplacer ou non d'un composant appartenant au cluster c . L'optimisation du seuil α (paramètre de décision pour le remplacement ou pour la planification des inspections) permettra de trouver un réglage optimal qui s'adapte aux modalités spécifiques à chaque groupe de qualité.

Publications

Publications dans des journaux internationaux

- Cherkaoui, H., Huynh, K., and Grall, A. Quantitative assessments of performance and robustness of maintenance policies for stochastically deteriorating production systems. *International Journal of Production Research*, (2017) (pp.1-20).

Publications dans des conférences internationales

- Cherkaoui, H., Huynh, K., and Grall, A. On the assessment of performance and robustness of condition-based maintenance strategies. *IFAC-PapersOnLine* 49, 12 (2016), (pp.809-814).
- Cherkaoui, H., Huynh, K. T., and Grall, A. Towards an efficient and robust maintenance decision-making. In *Stochastic Models in Reliability Engineering, Life Science and Operations Management (SMRLO)*, 2016 Second International Symposium on (pp. 225-232). IEEE.

Bibliographie

- [1] Les règles pratiques d'utilisation des Pièces de rechange du Règlement Européen.
- [2] ACHARYA, D., NAGABHUSHANAM, G., AND ALAM, S. Jointly optimal block-replacement and spare provisioning policy. *IEEE Transactions on reliability* 35, 4 (1986), 447–451.
- [3] AFNOR. *Applications de la statistique - Introduction à la fiabilité*. Norme AFNOR, 1984.
- [4] AFNOR. *Concepts et définitions des activités de maintenance*. Norme AFNOR, 1994.
- [5] AFNOR. FD X 60-000. “maintenance industrielle. fonction maintenance”, 2002.
- [6] AGGAB, T., VRIGNAT, P., AVILA, M., AND KRATZ, F. Établissement d'un pronostic de dégradation sur un système asservi. *1C-Diagnostic/pronostic* (2016).
- [7] ALSYOUF, I. The role of maintenance in improving companies productivity and profitability. *International Journal of production economics* 105, 1 (2007), 70–78.
- [8] ARMSTRONG, M. J., AND ATKINS, D. R. Joint optimization of maintenance and inventory policies for a simple system. *IIE transactions* 28, 5 (1996), 415–424.
- [9] ARNOUX, H. *Pièces de rechange en maintenance*. Ed. Techniques Ingénieur, 2004.
- [10] ASMUSSEN, S. *Applied probability and queues*, vol. 51. Springer Science & Business Media, 2008.
- [11] ATKINSON, K. *The numerical solution of integral equations of the second kind*. Cambridge University Press, 1997.
- [12] AVEN, T., AND GAARDER, S. Optimal replacement in a shock model : discrete time. *Journal of Applied Probability* 24, 01 (1987), 281–287.
- [13] AYADI, I. s. *Optimisation des politiques de maintenance préventive dans un cadre de modélisation par modèles graphiques probabilistes*. PhD thesis, Université Paris-Est, 2013.
- [14] BANJEVIC, D., JARDINE, A., MAKIS, V., AND ENNIS, M. A control-limit policy and software for condition-based maintenance optimization. *INFOR : Information Systems and Operational Research* 39, 1 (2001), 32–50.
- [15] BARALDI, A., AND BLONDA, P. A survey of fuzzy clustering algorithms for pattern recognition. i. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)* 29, 6 (1999), 778–785.
- [16] BARATA, J., SOARES, C. G., MARSEGUERRA, M., AND ZIO, E. Simulation modelling of repairable multi-component deteriorating systems for on condition maintenance optimisation. *Reliability Engineering & System Safety* 76, 3 (2002), 255–264.
- [17] BARBERA, F., SCHNEIDER, H., AND KELLE, P. A condition based maintenance model with exponential failures and fixed inspection intervals. *Journal of the Operational research Society* 47, 8 (1996), 1037–1045.
- [18] BARKER, C., AND NEWBY, M. Optimal non-periodic inspection for a multivariate degradation model. *Reliability Engineering & System Safety* 94, 1 (2009), 33–43.

- [19] BARLOW, R. E., AND PROSCHAN, F. Statistical theory of reliability and life testing : probability models. Tech. rep., DTIC Document, 1975.
- [20] BARLOW, R. E., AND PROSCHAN, F. *Mathematical theory of reliability*. SIAM, 1996.
- [21] BARROS, A. De l'information de surveillance a la construction d'indicateurs de décision en fiabilité et en maintenance : contribution par approches stochastiques. *HDR thesis, Université de technologie de Compiègne, France* (2010).
- [22] BARROS, A., BÉRENGUER, C., AND GRALL, A. *On the Hazard Rate Process for Imperfectly Monitored Multi-Unit Systems*. *Reliability Engineering and System Safety*/, 90 (2005), 169–176.
- [23] BA, K., DELLAGI, S., REZG, N., AND ERRAY, W. Joint optimization of preventive maintenance and spare parts inventory for an optimal production plan with consideration of co2 emission. *Reliability Engineering & System Safety* 149 (2016), 172–186.
- [24] BEBBINGTON, M., LAI, C.-D., AND ZITIKIS, R. Reduction in mean residual life in the presence of a constant competing risk. *Applied Stochastic Models in Business and Industry* 24, 1 (2008), 51–63.
- [25] BENNETT, C. H. Efficient estimation of free energy differences from monte carlo data. *Journal of Computational Physics* 22, 2 (1976), 245–268.
- [26] BÉRENGUER, C. On the mathematical condition-based maintenance modelling for continuously deteriorating systems. *International Journal of Materials and Structural Reliability* 6, 2 (2008), 133–151.
- [27] BERENGUER, C., CHU, C., AND GRALL, A. Inspection and maintenance planning : An application of semi-markov decision processes. *Journal of intelligent manufacturing* 8, 5 (1997), 467–476.
- [28] BILLAUT, J. C., MOUKRIM, A., AND SANLAVILLE, E. Flexibility and robustness in scheduling. *Hoboken : Wiley*, (2013).
- [29] BIRD, G. Monte-carlo simulation in an engineering context. *Progress in Astronautics and Aeronautics* 74 (1981), 239–255.
- [30] BOUDHAR, H., DAHANE, M., AND REZG, N. Joint optimisation of spare parts demand and remanufacturing policy under condition-based maintenance for stochastic deteriorating manufacturing system. *IFAC Proceedings Volumes* 46, 7 (2013), 414–419.
- [31] BOUVARD, K., ARTUS, S., BERENGUER, C., AND COCQUEMPOT, V. Condition-based dynamic maintenance operations planning & grouping. application to commercial heavy vehicles. *Reliability Engineering & System Safety* 96, 6 (2011), 601–610.
- [32] BRAGG, S. M. *Just-in-time accounting : How to decrease costs and increase efficiency*. John Wiley & Sons, 2009.
- [33] BREZAVSCEK, A., AND HUDOKLIN, A. Joint optimization of block-replacement and periodic-review spare-provisioning policy. *IEEE Transactions on Reliability* 52, 1 (2003), 112–117.
- [34] BYINGTON, C. S., ROEMER, M. J., AND GALIE, T. Prognostic enhancements to diagnostic systems for improved condition-based maintenance [military aircraft]. In *Aerospace Conference Proceedings, 2002. IEEE* (2002), vol. 6, IEEE, pp. 6–6.
- [35] CADINI, F., ZIO, E., AND AVRAM, D. Model-based monte carlo state estimation for condition-based component replacement. *Reliability Engineering & System Safety* 94, 3 (2009), 752–758.

- [36] CADINI, F., ZIO, E., AND AVRAM, D. Monte carlo-based filtering for fatigue crack growth estimation. *Probabilistic Engineering Mechanics* 24, 3 (2009), 367–373.
- [37] CASTANIER, B., BÉRENGUER, C., AND GRALL, A. A sequential condition-based repair/replacement policy with non-periodic inspections for a system subject to continuous wear. *Applied stochastic models in business and industry* 19, 4 (2003), 327–347.
- [38] CASTANIER, B., GRALL, A., AND BÉRENGUER, C. A condition-based maintenance policy with non-periodic inspections for a two-unit series system. *Reliability Engineering & System Safety* 87, 1 (2005), 109–120.
- [39] CASTANIER, B. *Modélisation stochastique et optimisation de la maintenance conditionnelle des systèmes à dégradation graduelle*. PhD thesis, 2001.
- [40] CAVALCANTE, C. A., SCARF, P. A., AND DE ALMEIDA, A. T. A study of a two-phase inspection policy for a preparedness system with a defective state and heterogeneous lifetime. *Reliability Engineering & System Safety* 96, 6 (2011), 627–635.
- [41] CHAPOT, J. L. C., DA SILVA, F. C., AND SCHIRRU, R. A new approach to the use of genetic algorithms to solve the pressurized water reactor’s fuel management optimization problem. *Annals of Nuclear Energy* 26, 7 (1999), 641–655.
- [42] CHELBI, A., AND AIT-KADI, D. An optimal inspection strategy for randomly failing equipment. *Reliability Engineering & System Safety* 63, 2 (1999), 127–131.
- [43] CHELBI, A., AND AIT-KADI, D. Spare provisioning strategy for preventively replaced systems subjected to random failure. *International Journal of production economics* 74, 1 (2001), 183–189.
- [44] CHEN, N., CHEN, Y., LI, Z., ZHOU, S., AND SIEVENPIPER, C. Optimal variability sensitive condition-based maintenance with a cox ph model. *International Journal of Production Research* 49, 7 (2011), 2083–2100.
- [45] CHEN, Y., AND JIN, J. Cost-variability-sensitive preventive maintenance considering management risk. *IIE Transactions* 35, 12 (2003), 1091–1101.
- [46] CHENG, T., PANDEY, M., AND VAN DER WEIDE, J. The probability distribution of maintenance cost of a system affected by the gamma process of degradation : Finite time solution. *Reliability Engineering & System Safety* 108 (2012), 65–76.
- [47] CHENG, T., PANDEY, M., AND VAN DER WEIDE, J. Value at risk associated with maintenance of a repairable system. In *Engineering Asset Management 2011*, Lecture Notes in Mechanical Engineering. Springer, 2014, pp. 129–138.
- [48] CHIANG, J.-H., AND YUAN, J. Optimal maintenance policy for a markovian system under periodic inspection. *Reliability Engineering & System Safety* 71, 2 (2001), 165–172.
- [49] CHIPPERFIELD, A., FLEMING, P., POHLHEIM, H., AND FONSECA, C. Genetic algorithm toolbox for use with matlab.
- [50] CHEN, T., AND POPOVA, E. Maintenance policies with two-dimensional warranty. *Reliability Engineering & System Safety* 77, 1 (2002), 61–69.
- [51] CLAVAREAU, J., AND LABEAU, P. Maintenance and replacement policies under technological obsolescence. *Reliability Engineering & System Safety* 94, 2 (2009), 370–381.
- [52] CHRISTER, A., AND WANG, W. A model of condition monitoring of a production plant. *The International Journal Of Production Research* 30, 9 (1992), 2199–2211.
- [53] CHRISTER, A., AND WANG, W. A simple condition monitoring model for a direct monitoring process. *European journal of operational research* 82, 2 (1995), 258–269.

- [54] CINLAR, E., BAZANT, Z. P., AND OSMAN, E. M. Stochastic process for extrapolating concrete creep. *Journal of Engineering Mechanics* 103, ASCE 13447 Proceeding (1977).
- [55] COCOZZA-THIVENT, C. *Processus stochastiques et fiabilité des systèmes*, vol. 28 of *Mathématiques & Applications*. Springer, 1997. In French.
- [56] COIT, D. W., AND SMITH, A. E. Penalty guided genetic search for reliability design optimization. *Computers & industrial engineering* 30, 4 (1996), 895–904.
- [57] COIT, D. W., AND SMITH, A. E. Reliability optimization of series-parallel systems using a genetic algorithm. *IEEE Transactions on reliability* 45, 2 (1996), 254–260.
- [58] COOLEN, F., COOLEN-SCHRIJNER, P., ET AL. Condition monitoring : a new perspective. *Journal of the Operational Research Society* 51, 3 (2000), 311–319.
- [59] CUI, L., AND XIE, M. Availability of a periodically inspected system with random repair or replacement times. *Journal of statistical Planning and inference* 131, 1 (2005), 89–100.
- [60] CUI, L., XIE, M., AND LOH, H.-T. Inspection schemes for general systems. *IIE transactions* 36, 9 (2004), 817–825.
- [61] CUIGNET, R. Management de la maintenance.
- [62] CULLBRAND, M., AND LEVÉN, L. Spare parts pricing - setting the right prices for sustainable profit at atlet. Master’s thesis, 2012.
- [63] DE JONGE, B., TEUNTER, R., AND TINGA, T. The influence of practical factors on the benefits of condition-based maintenance over time-based maintenance. *Reliability engineering & system safety* 158 (2017), 21–30.
- [64] DAGG, R. A. *Optimal inspection and maintenance for stochastically deteriorating systems*. PhD thesis, City University London, 1999.
- [65] DE QUEIROZ, K., AND GOOD, D. A. Phenetic clustering in biology : a critique. *The Quarterly Review of Biology* 72, 1 (1997), 3–30.
- [66] DEAVEN, D. M., AND HO, K.-M. Molecular geometry optimization with a genetic algorithm. *Physical review letters* 75, 2 (1995), 288.
- [67] DEKKER, R. Applications of maintenance optimization models : a review and analysis. *Reliability Engineering & System Safety* 51, 3 (1996), 229–240.
- [68] DELERUYELLE, D., MOLAS, G., DESALVO, B., GELY, M., AND LAFOND, D. Single-electron phenomena in ultra-scaled floating-gate devices and their impact on electrical characteristics. *Solid-state electronics* 49, 11 (2005), 1728–1733.
- [69] DELOUX, E. *Politiques de maintenance conditionnelle pour un système à dégradation continue soumis à un environnement stressant*. PhD thesis, Université de Nantes, 2008.
- [70] DELOUX, E., CASTANIER, B., AND BÉRENGUER, C. Predictive maintenance policy for a gradually deteriorating system subject to stress. *Reliability Engineering & System Safety* 94, 2 (2009), 418–431.
- [71] DELOUX, E., CASTANIER, B., AND BÉRENGUER, C. Maintenance policy for a deteriorating system evolving in a stressful environment. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O : Journal of Risk and Reliability* 222, 4 (2008), 613–622.
- [72] DIALLO, C. *Développement d’un modèle d’identification et de gestion des pièces de rechange*. PhD thesis, Université Laval Québec, 2006.
- [73] DIEULLE, L. Reliability of a system with poisson inspection times. *Journal of Applied Probability* 36, 04 (1999), 1140–1154.

- [74] DIEULLE, L., BÉRENGUER, C., GRALL, A., AND ROUSSIGNOL, M. Sequential condition-based maintenance scheduling for a deteriorating system. *European Journal of operational research* 150, 2 (2003), 451–461.
- [75] DRÉO, J., PÉTROWSKI, A., SIARRY, P., AND TAILLARD, E. Métaheuristiques pour l’optimisation difficile. *Eyrolles* (2003).
- [76] DO, P., VOISIN, A., LEVRAT, E., AND IUNG, B. A proactive condition-based maintenance strategy with both perfect and imperfect maintenance actions. *Reliability Engineering & System Safety* 133 (2015), 22–32.
- [77] DO VAN, P., VOISIN, A., LEVRAT, E., AND IUNG, B. Remaining useful life based maintenance decision making for deteriorating systems with both perfect and imperfect maintenance actions. In *Prognostics and Health Management (PHM), 2013 IEEE Conference on* (2013), IEEE, pp. 1–9.
- [78] DO VAN, P., VU, H. C., BARROS, A., AND BERENGUER, C. Grouping maintenance strategy with availability constraint under limited repairmen. *IFAC Proceedings Volumes* 45, 20 (2012), 486–491.
- [79] DOHI, T., KAIO, N., AND OSAKI, S. On the optimal ordering policies in maintenance theory survey and applications. *Applied Stochastic Models in Business and Industry* 14, 4 (1998), 309–321.
- [80] DRAGOMIR, O. E., GOURIVEAU, R., DRAGOMIR, F., MINCA, E., AND ZERHOUNI, N. Review of prognostic problem in condition-based maintenance. In *Control Conference (ECC), 2009 European* (2009), IEEE, pp. 1587–1592.
- [81] DUFRESNE, F., GERBER, H. U., AND SHIU, E. S. Risk theory with the gamma process. *ASTIN Bulletin : The Journal of the IAA* 21, 2 (1991), 177–192.
- [82] ECKSTEIN, H. Case study and theory in political science. *Case study method* (2000), 119–164.
- [83] EDIRISINGHE, R., SETHUNGA, S., AND ZHANG, G. Application of gamma process for deterioration prediction of buildings from discrete condition data. *Sri Lankan Journal of Applied Statistics* 12, 1 (2012), 13–25.
- [84] FASULO, D. An analysis of recent work on clustering algorithms. Tech. rep., Technical report, 1999.
- [85] FENG, L., WANG, H., ZHOU, T., AND SI, X. A real-time variable cost-based maintenance and inventory model from prognostic information. *International Journal of Advancements in Computing Technology* 5, 6 (2013).
- [86] FLEISCHMANN, M., VAN NUNEN, J. A., AND GRÄVE, B. Integrating closed-loop supply chains and spare-parts management at ibm. *Interfaces* 33, 6 (2003), 44–56.
- [87] FOULADIRAD, M., AND GRALL, A. Condition-based maintenance for a system subject to a non-homogeneous wear process with a wear rate transition. *Reliability Engineering & System Safety* 96, 6 (2011), 611–618.
- [88] FOULADIRAD, M., GRALL, A., AND DIEULLE, L. On the use of on-line detection for maintenance of gradually deteriorating systems. *Reliability Engineering & System Safety* 93, 12 (2008), 1814–1820.
- [89] FOX, E. J., METTERS, R., AND SEMPLE, J. Optimal inventory policy with two suppliers. *Operations Research* 54, 2 (2006), 389–393.
- [90] FOX, E. J., METTERS, R., AND SEMPLE, J. Optimal inventory policy with two suppliers. *Operations Research* 54, 2 (2006), 389–393.

- [91] GERTSBAKH, I. *Reliability theory : with applications to preventive maintenance*. Springer, 2013.
- [92] GIRI, B., AND DOHI, T. Quantifying the risk in age and block replacement policies. *Journal of the Operational Research Society* 61, 7 (2010), 1151–1158.
- [93] GOFFAUX, G., VANDE WOUWER, A., AND BERNARD, O. Continuous-discrete interval observers for monitoring microalgae cultures. *Biotechnology progress* 25, 3 (2009), 667–675.
- [94] GOFFAUX, G., WOUWER, A. V., AND BERNARD, O. Improving continuous–discrete interval observers with application to microalgae-based bioprocesses. *Journal of Process Control* 19, 7 (2009), 1182–1190.
- [95] GOLDBERG, D. Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. *Kluwer Academic Publishers* (1989).
- [96] GOLDBERG, D. E., AND HOLLAND, J. H. Genetic algorithms and machine learning. *Machine learning* 3, 2 (1988), 95–99.
- [97] GOPALAN, M., AND SIMHAN, S. Analysis of monitoring policies. *Microelectronics Reliability* 32, 12 (1992), 1681–1686.
- [98] GOSAVI, A. A risk-sensitive approach to total productive maintenance. *Automatica* 42, 8 (2006), 1321–1330.
- [99] GOSAVI, A., MURRAY, S., TIRUMALASETTY, V., AND SHEWADE, S. A budget-sensitive approach to scheduling maintenance in a total productive maintenance (tpm) program. *Engineering Management Journal* 23, 3 (2011), 46–56.
- [100] GRALL, A., BÉRENGUER, C., AND DIEULLE, L. A condition-based maintenance policy for stochastically deteriorating systems. *Reliability Engineering & System Safety* 76, 2 (2002), 167–180.
- [101] GRALL, A., DIEULLE, L., BÉRENGUER, C., AND ROUSSIGNOL, M. Continuous-time predictive-maintenance scheduling for a deteriorating system. *IEEE transactions on reliability* 51, 2 (2002), 141–150.
- [102] GRALL, ANTOINE. *Modélisation stochastique pour la maintenance conditionnelle : impact du mode de surveillance*. Habilitation à diriger des recherches, Université de Technologie de Compiègne, (2003).
- [103] GUILLEMIN, L. *La pièce de rechange automobile*. PhD thesis, éditeur inconnu, (2012).
- [104] HENRI ARNOUX. *Pièces de rechange en maintenance - Définitions et classifications des pièces de rechange*, (2014).
- [105] HILLMAN, K., CHEN, J., CRETIKOS, M., BELLOMO, R., BROWN, D., DOIG, G., FINFER, S., FLABOURIS, A., INVESTIGATORS, M. S., ET AL. Introduction of the medical emergency team (met) system : a cluster-randomised controlled trial. *Lancet* 365, 9477 (2005), 2091–2097.
- [106] HOLLAND, J. H. *Adaptation in natural and artificial systems : an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. MIT press, 1992.
- [107] HOSSEINI, M. M., KERR, R. M., AND RANDALL, R. B. An inspection model with minimal and major maintenance for a system with deterioration and poisson failures. *IEEE Transactions on Reliability* 49, 1 (2000), 88–98.
- [108] HUYNH, K., BARROS, A., AND BÉRENGUER, C. Adaptive condition-based maintenance decision framework for deteriorating systems operating under variable environment and uncertain condition monitoring. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O : Journal of Risk and Reliability* 226, 6 (2012), 602–623.

- [109] HUYNH, K., BARROS, A., BERENQUER, C., AND CASTRO, I. A periodic inspection and replacement policy for systems subject to competing failure modes due to degradation and traumatic events. *Reliability Engineering & System Safety* 96, 4 (2011), 497–508.
- [110] HUYNH, K. T. *Quantification de l'apport de l'information de surveillance dans la prise de décision en maintenance*. PhD thesis, Université de Technologie de Troyes, 2011.
- [111] HUYNH, K. T., BARROS, A., AND BÉRENGUER, C. Multi-level decision-making for the predictive maintenance of k -out-of- n : F deteriorating systems. *IEEE transactions on Reliability* 64, 1 (2015), 94–117.
- [112] JÄCKEL, P. *Monte Carlo methods in finance*. J. Wiley, 2002.
- [113] JAIN, A. K., AND DUBES, R. C. *Algorithms for clustering data*. Prentice-Hall, Inc., 1988.
- [114] JAIN, A. K., DUIN, R. P. W., AND MAO, J. Statistical pattern recognition : A review. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* 22, 1 (2000), 4–37.
- [115] JAIN, A. K., MURTY, M. N., AND FLYNN, P. J. Data clustering : a review. *ACM computing surveys (CSUR)* 31, 3 (1999), 264–323.
- [116] JARDINE, A., LIN, D., AND BANJEVIC, D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical systems and signal processing* 20, 7 (2006), 1483–1510.
- [117] JARDINE, A. K., LIN, D., AND BANJEVIC, D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical systems and signal processing* 20, 7 (2006), 1483–1510.
- [118] KABIR, A. Z., AND AL-OLAYAN, A. S. A stocking policy for spare part provisioning under age based preventive replacement. *European Journal of Operational Research* 90, 1 (1996), 171–181.
- [119] KAHLE, W., MERCIER, S., AND PAROISSIN, C. *Degradation Processes in Reliability*. Mathematics and Statistics Series : Mathematical Models and Methods in Reliability Set. Wiley-ISTE, 2016.
- [120] KALLEN, M.-J., AND VAN NOORTWIJK, J. M. Optimal maintenance decisions under imperfect inspection. *Reliability engineering & system safety* 90, 2 (2005), 177–185.
- [121] KENNEDY, W., PATTERSON, J. W., AND FREDENDALL, L. D. An overview of recent literature on spare parts inventories. *International Journal of production economics* 76, 2 (2002), 201–215.
- [122] KENNEDY, W., PATTERSON, J. W., AND FREDENDALL, L. D. An overview of recent literature on spare parts inventories. *International Journal of production economics* 76, 2 (2002), 201–215.
- [123] KHOURY, E. *Modélisation de la durée de vie résiduelle et maintenance prédictive : application à des véhicules industriels*. PhD thesis, Troyes, 2012.
- [124] KIM, J., AHN, Y., AND YEO, H. A comparative study of time-based maintenance and condition-based maintenance for optimal choice of maintenance policy. *Structure and Infrastructure Engineering* 12, 12 (2016), 1525–1536.
- [125] KOLESAR, P. Minimum cost replacement under markovian deterioration. *Management Science* 12, 9 (1966), 694–706.
- [126] KORN, R., KORN, E., AND KROISANDT, G. *Monte Carlo methods and models in finance and insurance*. CRC press, 2010.

- [127] KOTHAMASU, R., HUANG, S. H., AND VERDUIN, W. H. System health monitoring and prognostics a review of current paradigms and practices. In *Handbook of maintenance management and engineering*. Springer, 2009, pp. 337–362.
- [128] LAM, C. T., AND YEH, R. Optimal maintenance-policies for deteriorating systems under various maintenance strategies. *IEEE Transactions on reliability* 43, 3 (1994), 423–430.
- [129] LAU, H.-S., AND ZHAO, L.-G. Optimal ordering policies with two suppliers when lead times and demands are all stochastic. *European Journal of Operational Research* 68, 1 (1993), 120–133.
- [130] LEVINE, S. S., AND KURZBAN, R. Explaining clustering in social networks : Towards an evolutionary theory of cascading benefits. *Managerial and Decision Economics* 27, 2-3 (2006), 173–187.
- [131] LEVITIN, G., LISNIANSKI, A., BEN-HAIM, H., AND ELMAKIS, D. Redundancy optimization for series-parallel multi-state systems. *IEEE Transactions on Reliability* 47, 2 (1998), 165–172.
- [132] LI, W., AND PHAM, H. An inspection-maintenance model for systems with multiple competing processes. *IEEE Transactions on Reliability* 54, 2 (2005), 318–327.
- [133] LIAO, H., ELSAYED, E. A., AND CHAN, L.-Y. Maintenance of continuously monitored degrading systems. *European Journal of Operational Research* 175, 2 (2006), 821–835.
- [134] MACQUEEN, J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability* (1967), vol. 1, pp. 281–297.
- [135] MANN, L., SAXENA, A., AND KNAPP, G. M. Statistical-based or condition-based preventive maintenance? *Journal of Quality in Maintenance Engineering* 1, 1 (1995), 46–59.
- [136] MARKOWITZ, H. Portfolio selection. *The journal of finance* 7, 1 (1952), 77–91.
- [137] MARSEGUERRA, M., ZIO, E., AND PODOFILLINI, L. Condition-based maintenance optimization by means of genetic algorithms and monte carlo simulation. *Reliability Engineering & System Safety* 77, 2 (2002), 151–165.
- [138] MARSEGUERRA, M., AND ZIO, E. Optimizing maintenance and repair policies via a combination of genetic algorithms and monte carlo simulation. *Reliability Engineering & System Safety* 68, 1 (2000), 69–83.
- [139] MARSEGUERRA, M., ZIO, E., AND PODOFILLINI, L. Condition-based maintenance optimization by means of genetic algorithms and monte carlo simulation. *Reliability Engineering & System Safety* 77, 2 (2002), 151–165.
- [140] MICHALSKI, R. S., CARBONELL, J. G., AND MITCHELL, T. M. *Machine learning : An artificial intelligence approach*. Springer Science & Business Media, 2013.
- [141] MITCHELL, M. *An introduction to genetic algorithms*. MIT press, 1998.
- [142] MOBLEY, R. K. *An introduction to predictive maintenance*. Butterworth-Heinemann, 2002.
- [143] MOONEY, C. Z. *Monte carlo simulation*, vol. 116. Sage Publications, 1997.
- [144] MORRIS, G. M., GOODSSELL, D. S., HALLIDAY, R. S., HUEY, R., HART, W. E., BELEW, R. K., OLSON, A. J., ET AL. Automated docking using a lamarckian genetic algorithm and an empirical binding free energy function. *Journal of computational chemistry* 19, 14 (1998), 1639–1662.

- [145] MULLER, A. *Contribution à la maintenance prévisionnelle des systèmes de production par la formalisation d'un processus de pronostic*. PhD thesis, Université Henri Poincaré Nancy 1. Faculté des sciences et techniques, 2005.
- [146] NAVARRO, J., AND RYCHLIK, T. Comparisons and bounds for expected lifetimes of reliability systems. *European Journal of Operational Research* 207, 1 (2010), 309–317.
- [147] NEVES, M. L., SANTIAGO, L. P., AND MAIA, C. A. A condition-based maintenance policy and input parameters estimation for deteriorating systems under periodic inspection. *Computers & Industrial Engineering* 61, 3 (2011), 503–511.
- [148] NF-EN-13306-X-60-319. *Terminologie de la maintenance. Norme AFNOR*. Norme AFNOR, 2001.
- [149] NGUYEN, K. A. *Développement de stratégies de maintenance prévisionnelle de systèmes multi-composants avec structure complexe*. PhD thesis, Troyes, 2015.
- [150] NGUYEN, K.-A., DO, P., AND GRALL, A. A joint predictive maintenance and spare parts provisioning policy for multi-component systems using rul prediction and importance measure. In *Proceedings of the European Conference of the PHM Society, PHME 2014* (2014), pp. 8–10.
- [151] NICOLAI, R. P., BUDAI, G., DEKKER, R., AND VREIJLING, M. Modeling the deterioration of the coating on steel structures : a comparison of methods. In *Systems, Man and Cybernetics, 2004 IEEE International Conference on* (2004), vol. 5, IEEE, pp. 4177–4182.
- [152] NICOLAI, R. P., DEKKER, R., AND VAN NOORTWIJK, J. M. A comparison of models for measurable deterioration : An application to coatings on steel structures. *Reliability Engineering & System Safety* 92, 12 (2007), 1635–1650.
- [153] NICOLAI, R. P., FRENK, J. B. G., AND DEKKER, R. Modelling and optimizing imperfect maintenance of coatings on steel structures. *Structural Safety* 31, 3 (2009), 234–244.
- [154] NOORTWIJK, J. M. v., AND PEERBOLTE, E. B. Optimal sand nourishment decisions. *Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering* 126, 1 (2000), 30–38.
- [155] OUALI, M.-S., TADJ, L., YACOUT, S., AND AIT-KADI, D. A survey of replacement models with minimal repair. In *Replacement Models with Minimal Repair*. Springer, 2011, pp. 3–100.
- [156] OKOH, P., AND HAUGEN, S. Improving the robustness and resilience properties of maintenance. In *Process Safety and Environmental Protection* 94, (2014), 212–226. pp. 3–100.
- [157] PAESSENS, H. The savings algorithm for the vehicle routing problem. *European Journal of Operational Research* 34, 3 (1988), 336–344.
- [158] PANDEY, M., CHENG, T., AND VAN DER WEIDE, J. Finite-time maintenance cost analysis of engineering systems affected by stochastic degradation. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O : Journal of Risk and Reliability* 225, 2 (2011), 241–250.
- [159] PANDEY, M., CHENG, T., AND VAN DER WEIDE, J. Higher moments and probability distribution of maintenance cost in the delay time model. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O : Journal of Risk and Reliability* 230, 4 (2016), 354–363.

- [160] PANDEY, M., AND VAN DER WEIDE, J. Stochastic renewal process models for estimation of damage cost over the life-cycle of a structure. *Structural Safety* 67 (2017), 27–38.
- [161] PARK, K. S. Optimal continuous-wear limit replacement under periodic inspections. *IEEE Transactions on reliability* 37, 1 (1988), 97–102.
- [162] PEDREGAL, D. J., AND CARNERO, M. C. Vibration analysis diagnostics by continuous-time models : a case study. *Reliability Engineering & System Safety* 94, 2 (2009), 244–253.
- [163] PELLEGRIN, C. Choice of a periodic on-condition maintenance policy. *THE INTERNATIONAL JOURNAL OF PRODUCTION RESEARCH* 30, 5 (1992), 1153–1173.
- [164] PENG, H., AND VAN HOUTUM, G.-J. Joint optimization of condition-based maintenance and production lot-sizing. *European Journal of Operational Research* 253, 1 (2016), 94–107.
- [165] PENG, Y., DONG, M., AND ZUO, M. J. Current status of machine prognostics in condition-based maintenance : a review. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 50, 1 (2010), 297–313.
- [166] PENG, Y., DONG, M., AND ZUO, M. J. Current status of machine prognostics in condition-based maintenance : a review. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 50, 1 (2010), 297–313.
- [167] PHAM, H., AND WANG, H. Imperfect maintenance. *European journal of operational research* 94, 3 (1996), 425–438.
- [168] PONCHET, A. *Modèles stochastiques pour l'évaluation de politiques de maintenance sur des systèmes à dégradation graduelle*. PhD thesis, 2010.
- [169] PONCHET, A., FOULADIRAD, M., AND GRALL, A. Assessment of a maintenance model for a multi-deteriorating mode system. *Reliability Engineering & System Safety* 95, 11 (2010), 1244–1254.
- [170] PUNJ, G., AND STEWART, D. W. Cluster analysis in marketing research : Review and suggestions for application. *Journal of marketing research* (1983), 134–148.
- [171] QUATTROCCHI, F., CANTUCCI, B., CINTI, D., GALLI, G., PIZZINO, L., SCIARRA, A., AND VOLTATTORNI, N. Continuous/discrete geochemical monitoring of co2 natural analogues and of diffuse degassing structures (dds) : Hints for co2 storage sites geochemical monitoring protocol. *Energy Procedia* 1, 1 (2009), 2135–2142.
- [172] RANGAN, A., AND GRACE, R. A non-markov model for the optimum replacement of self-repairing systems subject to shocks. *Journal of Applied probability* 25, 2 (1988), 375–382.
- [173] RAUSAND, M., ARNLJOT, H., ET AL. *System reliability theory : models, statistical methods, and applications*, vol. 396. John Wiley & Sons, 2004.
- [174] RAUSCH, M., AND LIAO, H. Joint production and spare part inventory control strategy driven by condition based maintenance. *IEEE Transactions on Reliability* 59, 3 (2010), 507–516.
- [175] ROUSSIGNOL, M. Gamma stochastic process and application to maintenance. *Cours de l'université Paris Est–Marne la vallée* (2009).
- [176] RUBINSTEIN, R. Y., AND KROESE, D. P. *Simulation and the Monte Carlo method*, vol. 10. John Wiley & Sons, 2016.

- [177] SAASSOUH, B., DIEULLE, L., AND GRALL, A. A suitable inspection policy definition for system with two modes of degradation 1. *IFAC Proceedings Volumes 39*, 13 (2006), 789–794.
- [178] SAASSOUH, B., DIEULLE, L., AND GRALL, A. Online maintenance policy for a deteriorating system with random change of mode. *Reliability Engineering & System Safety* 92, 12 (2007), 1677–1685.
- [179] SACCO, W. F., PEREIRA, C. M., SOARES, P. P., AND SCHIRRU, R. Genetic algorithms applied to turbine extraction optimization of a pressurized-water reactor. *Applied Energy* 73, 3 (2002), 217–222.
- [180] SARKAR, J., AND SARKAR, S. Availability of a periodically inspected system under perfect repair. *Journal of Statistical Planning and Inference* 91, 1 (2000), 77–90.
- [181] SCARF, P. On the modelling of condition based maintenance. *Advances in safety and reliability. Proceedings of the ESREL 97* (1997), 17–20.
- [182] SCARF, P., VAN HORENBEEK, A., CAVALCANTE, C., AND PINTELO, L. Modelling the effect of maintenance quality on spare parts inventory.
- [183] SCARF, P. A., AND CAVALCANTE, C. A. Modelling quality in replacement and inspection maintenance. *International Journal of Production Economics* 135, 1 (2012), 372–381.
- [184] SCARF, P. A., CAVALCANTE, C. A., DWIGHT, R. A., AND GORDON, P. An age based inspection and replacement policy for heterogeneous components. *IEEE Transactions on Reliability* 58, 4 (2009), 641–648.
- [185] SCULLI, D., AND WU, S. Stock control with two suppliers and normal lead times. *Journal of the operational research society* (1981), 1003–1009.
- [186] SI, X., HU, C., AND WANG, W. A real-time variable cost-based maintenance model from prognostic information. In *Proceedings of the IEEE 2012 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-2012 Beijing)* (2012), pp. 1–6.
- [187] SI, X., ZHANG, Z., AND HU, C. Variable cost-based maintenance and inventory model. In *Data-Driven Remaining Useful Life Prognosis Techniques*, Springer Series in Reliability Engineering. Springer, 2017, pp. 419–430.
- [188] SI, X.-S., WANG, W., HU, C.-H., AND ZHOU, D.-H. Remaining useful life estimation—a review on the statistical data driven approaches. *European journal of operational research* 213, 1 (2011), 1–14.
- [189] SIKORSKA, J., HODKIEWICZ, M., AND MA, L. Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry. *Mechanical Systems and Signal Processing* 25, 5 (2011), 1803–1836.
- [190] SINGPURWALLA, N. D., AND WILSON, S. P. Failure models indexed by two scales. *Advances in Applied Probability* 30, 04 (1998), 1058–1072.
- [191] TADJ, L., OUALI, M.-S., YACOUT, S., AND AIT-KADI, D. *Replacement models with minimal repair*. Springer, 2011.
- [192] TAGUCHI, G., CLAUSING, D., ET AL. Robust quality. *Harvard Business Review* 68, 1 (1990), 65–75.
- [193] TAPIERO, C., AND VENEZIA, I. A mean variance approach to the optimal machine maintenance and replacement problem. *Journal of the Operational Research Society* 30, 5 (1979), 457–466.

- [194] TIAN, Z., AND LIAO, H. Condition based maintenance optimization for multi-component systems using proportional hazards model. *Reliability Engineering & System Safety* 96, 5 (2011), 581–589.
- [195] TIJMS, H. *A first course in stochastic models*. Wiley, New York, 2003.
- [196] TSAI, Y.-T., WANG, K.-S., AND TENG, H.-Y. Optimizing preventive maintenance for mechanical components using genetic algorithms. *Reliability engineering & system safety* 74, 1 (2001), 89–97.
- [197] VAN HORENBEEK, A., SCARF, P. A., CAVALCANTE, C. A., AND PINTELON, L. The effect of maintenance quality on spare parts inventory for a fleet of assets. *IEEE Transactions on Reliability* 62, 3 (2013), 596–607.
- [198] VAIDYA, P., AND RAUSAND, M. Remaining useful life, technical health, and life extension. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O : Journal of Risk and Reliability* 225, 2 (2011), 219–231.
- [199] VAN DER WEIDE, J. A., PANDEY, M. D., AND VAN NOORTWIJK, J. M. Discounted cost model for condition-based maintenance optimization. *Reliability Engineering & System Safety* 95, 3 (2010), 236–246.
- [200] VAN HORENBEEK, A., BURÉ, J., CATTRYSSE, D., PINTELON, L., AND VANSTEENWEGEN, P. Joint maintenance and inventory optimization systems : A review. *International Journal of Production Economics* 143, 2 (2013), 499–508.
- [201] VAN HORENBEEK, A., PINTELON, L., AND MUCHIRI, P. Maintenance optimization models and criteria. *International Journal of System Assurance Engineering and Management* 1, 3 (2010), 189–200.
- [202] VAN NOORTWIJK, J. Cost-based criteria for obtaining optimal design decisions. In *Proc. ICOSSAR* (2001), vol. 1, pp. 23–25.
- [203] VAN NOORTWIJK, J. A survey of the application of gamma processes in maintenance. *Reliability Engineering & System Safety* 94, 1 (2009), 2–21.
- [204] VAN NOORTWIJK, J., KOK, M., AND COOKE, R. Optimal maintenance decisions for the sea-bed protection of the eastern-scheldt barrier. In *Engineering probabilistic design and maintenance for flood protection*. Springer, 1997, pp. 25–56.
- [205] VAN NOORTWIJK, J. M., COOKE, R. M., AND KOK, M. A bayesian failure model based on isotropic deterioration. *European Journal of Operational Research* 82, 2 (1995), 270–282.
- [206] VAN NOORTWIJK, J. M., AND VAN GELDER, P. H. Optimal maintenance decisions for berm breakwaters. *Structural Safety* 18, 4 (1996), 293–309.
- [207] VU, H.C. Stratégies de regroupement pour la maintenance des systèmes à composants multiples avec structure complexe. PhD thesis, Troyes, 2015.
- [208] WAEYENBERGH, G., AND PINTELON, L. A framework for maintenance concept development. *International journal of production economics* 77, 3 (2002), 299–313.
- [209] WAGNER, H. M. Principles of operations research : with applications to managerial decisions. In *Principles of operations research : with applications to managerial decisions*. Prentice-Hall, 1969.
- [210] WALTERS, D. C., AND SHEBLE, G. B. Genetic algorithm solution of economic dispatch with valve point loading. *IEEE transactions on Power Systems* 8, 3 (1993), 1325–1332.
- [211] WANG, B., AND XIA, X. A Preliminary Study on the Robustness of Grouping Based Maintenance Plan Optimization in Building Retrofitting. *European Journal of Operational Research* 139, 3 (2002), 469–489.

- [212] WANG, H. A survey of maintenance policies of deteriorating systems. *8th International Conference on Applied Energy, ICAE2016/*, (2016), pp. 3308–3313.
- [213] WANG, H., AND PHAM, H. *Reliability and optimal maintenance*. Springer Science & Business Media, 2006.
- [214] WANG, W. A joint spare part and maintenance inspection optimisation model using the delay-time concept. *Reliability Engineering & System Safety* 96, 11 (2011), 1535–1541.
- [215] WANG, W., AND ZHANG, W. A model to predict the residual life of aircraft engines based upon oil analysis data. *Naval Research Logistics (NRL)* 52, 3 (2005), 276–284.
- [216] WANG, W.-B. A model to determine the optimal critical level and the monitoring intervals in condition-based maintenance. *International Journal of Production Research* 38, 6 (2000), 1425–1436.
- [217] WANG, X. Nonparametric estimation of the shape function in a gamma process for degradation data. *Canadian Journal of Statistics* 37, 1 (2009), 102–118.
- [218] WANG, X. *Détermination de classes de modalités de dégradation significatives pour le pronostic et la maintenance*. PhD thesis, Troyes, 2013.
- [219] WANG, Y., ZHAO, J., CHENG, Z., AND YANG, Z. Integrated decision on spare parts ordering and equipment maintenance under condition based maintenance strategy. *Eksploatacja i Niezawodność* 17 (2015).
- [220] WHITE, H. Maximum likelihood estimation of misspecified models. *Econometrica : Journal of the Econometric Society* (1982), 1–25.
- [221] WU, J., XIONG, H., AND CHEN, J. Adapting the right measures for k-means clustering. In *Proceedings of the 15th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining* (2009), ACM, pp. 877–886.
- [222] WU, X., AND RYAN, S. M. Optimal replacement in the proportional hazards model with semi-markovian covariate process and continuous monitoring. *IEEE Transactions on Reliability* 60, 3 (2011), 580–589.
- [223] XU, R., AND WUNSCH, D. Survey of clustering algorithms. *IEEE Transactions on neural networks* 16, 3 (2005), 645–678.
- [224] XU, Z., JI, Y., AND ZHOU, D. Real-time reliability prediction for a dynamic system based on the hidden degradation process identification. *IEEE Transactions on Reliability* 57, 2 (2008), 230–242.
- [225] XU, Z., JI, Y., AND ZHOU, D. A new real-time reliability prediction method for dynamic systems based on on-line fault prediction. *IEEE transactions on reliability* 58, 3 (2009), 523–538.
- [226] YANG, Y., AND KLUTKE, G. Improved inspection schemes for deteriorating equipment. *Probability in the Engineering and Informational Sciences* 14, 04 (2000), 445–460.
- [227] YANG, Y., AND KLUTKE, G.-A. Improved inspection schemes for deteriorating equipment. *Probability in the Engineering and Informational Sciences* 14, 4 (2000), 445–460.
- [228] YANG, Y., AND KLUTKE, G.-A. Lifetime-characteristics and inspection-schemes for levy degradation processes. *IEEE Transactions on Reliability* 49, 4 (2000), 377–382.
- [229] YANG, Y., AND KLUTKE, G.-A. A distribution-free lower bound for availability of quantile-based inspection schemes. *IEEE Transactions on Reliability* 50, 4 (2001), 419–421.
- [230] YANG, Z. M., DJURDJANOVIC, D., AND NI, J. Maintenance scheduling in manufacturing systems based on predicted machine degradation. *Journal of intelligent manufacturing* 19, 1 (2008), 87–98.

- [231] YOU, M.-Y., LI, H., AND MENG, G. Control-limit preventive maintenance policies for components subject to imperfect preventive maintenance and variable operational conditions. *Reliability Engineering & System Safety* 96, 5 (2011), 590–598.
- [232] ZEQUEIRA, R. I., AND BÉRENGUER, C. On the inspection policy of a two-component parallel system with failure interaction. *Reliability Engineering & System Safety* 88, 1 (2005), 99–107.
- [233] ZHAO, J., AND XU, C. A joint policy for condition-based maintenance and spare provisioning using simulation. In *Prognostics and System Health Management (PHM), 2012 IEEE Conference on* (2012), IEEE, pp. 1–7.
- [234] ZITROU, A., BEDFORD, T., AND DANESHKHAH, A. Robustness of maintenance decisions : Uncertainty modelling and value of information. *Reliability Engineering & System Safety* 120 (2013), 60–71.
- [235] ZUCKERMAN, D. Optimal replacement policy for the case where the damage process is a one-sided lévy process. *Stochastic Processes and their Applications* 7, 2 (1978), 141–151.
- [236] MASSEY, JR., AND FRANK, J. The Kolmogorov-Smirnov test for goodness of fit. *Journal of the American statistical Association*, 46 (1951), 68–78.
- [237] ZHAO, X., FOULADIRAD, M., BÉRENGUER, C., AND BORDES, L. Condition-based inspection/replacement policies for non-monotone deteriorating systems with environmental covariates. *Reliability Engineering & System Safety* 95, 8 (2010), 921–934.
- [238] WANG, L., CHU, J., AND MAO, W. A condition-based order-replacement policy for a single-unit system. *Applied mathematical modelling* 32, 11 (2008), 2274–2289.
- [239] WANG, L., CHU, J., AND MAO, W. A condition-based replacement and spare provisioning policy for deteriorating systems with uncertain deterioration to failure. *European Journal of Operational Research* 194, 1 (2009), 184–205.
- [240] WANG, W. A joint spare part and maintenance inspection optimisation model using the delay-time concept. *Reliability Engineering & System Safety* 96, 11 (2011), 1535–1541.
- [241] WANG, W., AND SYNTETOS, A. A. Spare parts demand : Linking forecasting to equipment maintenance. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review* 47, 6 (2011), 1194–1209.

Hajar CHERKAOUI

Doctorat : Optimisation et Sûreté des Systèmes

Année 2017

Vers une prise de décision robuste en maintenance conditionnelle

Cette thèse est une contribution à la prise de décision robuste pour la maintenance des systèmes soumis à dégradation graduelle. Dans une première contribution, nous développons un critère permettant l'évaluation conjointe de la performance économique moyenne et la robustesse de différents types de stratégies de maintenance. L'avantage du critère proposé est qu'il s'adapte à différents types de stratégies de maintenance et permet d'avoir accès à un modèle d'évaluation simple et pertinent. La deuxième contribution est dédiée au développement et l'évaluation d'une stratégie conjointe de maintenance prévisionnelle et de gestion des pièces de rechange qui s'applique à des systèmes à composants multiples ayant des qualités différentes. Pour la stratégie conjointe proposée, un indicateur de pronostic est utilisé à la fois pour la prise de décision en maintenance et en approvisionnement. Le critère d'évaluation proposé précédemment est utilisé pour l'évaluation de cette stratégie également. La troisième contribution correspond à la proposition de deux stratégies de maintenance conditionnelle à inspection hybrides pour la maintenance des systèmes à composants multiples ayant des qualités différentes et inconnues. Pour les stratégies proposées, les informations de la surveillance en ligne sont utilisées pour dévoiler la qualité des composants du système à maintenir en ayant recours à des techniques statistiques de classification et d'estimation.

Mots clés : détérioration - maintenance conditionnelle - prise de décision - processus stochastique - durée de vie (ingénierie) - gestion des stocks.

Towards a Robust Condition-based Maintenance Decision-making

This thesis is a contribution to robust decision making in maintenance of systems subject to gradual degradation. Our first contribution is to develop a criterion allowing the joint evaluation of the mean economic performance and the robustness of different types of maintenance strategies. The advantage of the proposed criterion is that it adapts to different types of maintenance strategies and provides access to a simple and relevant evaluation model. The second contribution is devoted to the development and the evaluation of a joint maintenance and spares parts management strategy that applies to multi-component systems with different qualities. For the proposed joint strategy, prognostic indicator is used for both maintenance and procurement decision-making. The evaluation criterion proposed above is used for the evaluation of this policy as well. The third contribution corresponds to the proposal of two conditional maintenance strategies with hybrid inspections for the maintenance of multi-component systems with different and unknown qualities. For the strategies proposed, online monitoring information is used to disclose the quality of system components to be maintained using statistical techniques of classification and estimation.

Keywords: deterioration - condition based maintenance - decision making - stochastic processes - service life (engineering) – inventory management.

Thèse réalisée en partenariat entre :

