

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université des Frères Mentouri Constantine 1  
Faculté des Sciences de la Technologie  
Département Génie des transports



N° de série :73/D3C/2021

N° d'ordre :06/Tr/2021

**Thèse**

Pour l'obtention du Diplôme de  
DOCTORAT 3<sup>ème</sup> CYCLE  
Domaine : Sciences de la Technologie  
Filière : Hygiène et Sécurité Industrielle  
Spécialité : Hygiène et Sécurité Industrielle  
Présentée par : M. BACHA Sidali

---

*Vers une contribution de la sûreté de fonctionnement des équipements pétroliers en  
Algérie*

---

Soutenue le, 18/ 07/ 2021

Devant le Jury

M. CHAIB Rachid	Professeur	Université des Frères Mentouri, Constantine 1	Président
M. BELLAOUAR Ahmed	Professeur	Université des Frères Mentouri, Constantine 1	Rapporteur
Mme. BOUYAYA Linda	MCA	Université des Frères Mentouri, Constantine 1	Examineur
M. BOUZAOUIT Azzeddine	Professeur	Université 20 Aout 1955, Skikda	Examineur
M. BENCHOUIA Nedjem-Eddine	MCA	Université Mohammed-chérif messaadia , Souk ahras	Examineur



## **REMERCIEMENT**

*Louange à Dieu puissant qui m'a aidé et m'avoir donné le courage  
et la volonté de mener à bien ce travail.*

*J'exprime mes profonds remerciements à mon directeur de thèse  
Monsieur BELLAOUAR AHMED professeur à l'université des frères  
Mentouri Constantine 01 pour son aide, sa disponibilité et surtout  
pour son intérêt, sa supervision éclairée qui a contribué à alimenter  
ma réflexion tout au long de la rédaction de ma thèse.*

*Je remercie ainsi mon Co- encadreur le professeur DRON Jean-Paul*

*Je réserve une pensée spéciale à tous les enseignants de poste  
graduation.*

*Je tiens également à remercier les membres de jury pour leur  
Présence, leur lecture attentive de ma thèse ainsi que pour les  
Remarques qu'ils m'adresseront lors de cette soutenance afin  
D'améliorer mon travail.*

*J'adresse vivement mes remerciements à Monsieur ZELLAGUI  
REDOUANE, LABIED AZIZ, CHAIB RACHID, AIB ABDELATIF  
Madame KAHOUL HAFIDA, BELHOUR SAMIRA, BOUYAYA Linda,*

*BOUSSALIA LATIFA, BELEULMI SALIMA pour leurs collaborations  
précieuses et la valeur qu'ils ont ajoutée à ma thèse  
Je ne pourrais finir ces remerciements sans penser à ma famille et  
mes amis pour leur soutien moral.*

## *Dédicace*

*Je dédie ce modeste travail accompagné d'un profond amour  
À mes très chers parents que j'aime plus que tout au monde, Si  
Aujourd'hui je suis celui que je suis, c'est grâce à eux. Vous êtes mes  
Plus grands amis. Je vous aime énormément*

*À ma famille où l'amour ne finit jamais, mes frères : BILLEL et son  
épouse,  
MOSTAPHA, ABD EL ILAH, KHALED, mes sœurs HADJER,  
NAILA, RABEB merci d'être toujours là pour moi.*

*À la mémoire de mes grands-mères khroufa et hafiza que Dieu le tout-  
puissant  
Vous accueille dans son éternel paradis.*

*À mon neveu IBRAHIM et ma nièce RAWASSI, vous avez apporté  
beaucoup de bonheurs à notre famille  
Votre oncle qui vous aime beaucoup.*

*À ma très chère tante NADIA.*

*À mes oncles et leurs épouses, mes tantes et leurs époux.*

*À tous mes amis qui m'ont toujours encouragé.*

## Table des matières

<b>Introduction générale</b> .....	<b>1</b>
<b>Chapitre 1: Eléments fondamentaux de la sûreté de fonctionnement</b> .....	<b>6</b>
<b>1. Eléments fondamentaux de la sûreté de fonctionnement</b> .....	<b>6</b>
1.1. Introduction .....	6
1.2. Eléments constitutifs de la sûreté de fonctionnement .....	6
1.2.1. Fiabilité.....	7
1.2.1.1. Méthodes d'évaluation de la fiabilité .....	7
1.2.1.2. Rappel sur la fiabilité.....	8
1.2.1.3. Fiabilité et grandeurs caractéristiques .....	9
1.2.1.3.1. Fonction de répartition et densité de probabilité de la défaillance .....	9
1.2.1.3.2. Taux de défaillance instantané $\lambda_r(t)$ et fonction d'intensité de défaillance $\lambda(t)$ .....	10
1.2.1.4. Principaux processus de défaillance pour les systèmes complexes réparables.....	13
1.2.1.4.1. Processus de renouvellement (réparation maximale) .....	13
1.2.1.4.2. Processus de Poisson non homogène (Réparation minimale) .....	14
1.2.1.5. Principales lois de fiabilité pour les systèmes complexes réparables.....	16
1.2.1.5.1. Loi de Puissance (Loi de Weibull) .....	16
1.2.1.5.2. Loi log-linéaire .....	18
1.2.1.5.3. Autres lois usuelles .....	20
1.2.2. Maintenabilité.....	21
1.2.3. Disponibilité .....	22
1.2.4. Sécurité .....	23
1.2.4.1. Différentes méthodes d'analyse des risques.....	25

## Table des matières

---

1.2.4.1.1. Analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leur criticité (AMDEC).....	25
1.2.4.1.2. Analyse des risques et de la sécurité de fonctionnement (HAZOP)...	25
1.3. Conclusion.....	26
<b>Chapitre 2 : Modèles de réparation imparfaite.....</b>	<b>28</b>
<b>2. Modèles de réparation imparfaite .....</b>	<b>28</b>
2.1. Introduction .....	28
2.2. Etat de l'art sur les modèles de réparation imparfaite .....	28
2.3. Discussion sur la notion de la covariable .....	36
2.4. Estimation des paramètres des modèles d'intensité proportionnelle généralisée (GPIM).....	38
2.5. Test d'ajustement des modèles d'intensité proportionnelle .....	40
2.6. Conclusion.....	41
<b>Chapitre 3 : Optimisation de la fréquence de la maintenance préventive .....</b>	<b>43</b>
<b>3. Optimisation de la fréquence de la maintenance préventive.....</b>	<b>43</b>
3.1. Introduction .....	43
3.2. Politiques d'optimisation de la maintenance préventive.....	43
3.2.1. Maintenance basée sur les indicateurs de condition (Condition-Based maintenance).....	43
3.2.2. Maintenance de remplacement préventif basée sur le temps (Based-Maintenance Time) .....	45
3.2.2.1. Politique de remplacement basée sur l'âge .....	45
3.2.2.2. Politique de remplacement périodique avec réparation minimale .....	47
3.2.2.3. Politique de remplacement par blocs.....	48
3.2.2.4. Discussion sur les politiques de maintenance de remplacement préventif basées sur le temps .....	49
3.3. Approches d'optimisation de la maintenance préventive basées sur les modèles imparfaits.....	49

## Table des matières

---

3.3.1.	Méthodes de simulation des intervalles de MP pour des horizons différents	51
3.3.1.1.	La simulation à horizon variable .....	52
3.3.1.2.	La simulation à horizon fixe.....	56
3.4.	Conclusion.....	58
<b>Chapitre 4: Application .....</b>		<b>60</b>
<b>4.</b>	<b>Application.....</b>	<b>60</b>
4.1.	Introduction .....	60
4.2.	Quantification des effets des défaillances des sous-systèmes du compresseur..	61
4.3.	Analyse dysfonctionnelle du compresseur par la méthode HAZOP pour les scénarios en relation avec la pompe à huile d'étanchéité .....	64
4.4.	Application de modélisation.....	66
4.5.	Programmation de la maintenance préventive .....	75
4.6.	Conclusion.....	80
<b>Conclusion générale.....</b>		<b>83</b>
<b>Perspectives .....</b>		<b>85</b>
<b>Bibliographie.....</b>		<b>86</b>
<b>Annexes.....</b>		<b>91</b>
A.	Principe de fonctionnement de la pompe à huile d'étanchéité .....	91
B.	Principe de fonctionnement du compresseur .....	94



**Liste des figures**

Figure 1.1. Eléments constitutifs de la sûreté de fonctionnement. .... 7

Figure 1.2. Allure de la fonction de fiabilité ..... 9

Figure 1.3. Modèle de processus renouvellement. .... 14

Figure 1.4. Modèle de processus non homogène de Poisson. .... 15

Figure 1.5. Différentes allures des fonctions d'intensité de défaillance de la loi de puissance selon les valeurs de  $\beta$ ..... 17

Figure 1.6. Fonction d'intensité de défaillance de la loi log linéaire avec différentes valeurs de paramètre de forme..... 19

Figure 1.7. Matrice de risque pour la SONATRACH (Centre industriel sud, Hassi Messaoud).  
..... 24

Figure 2.1. Exemple d'un processus d'âge virtuel (Kijima II)..... 29

Figure 2.2. Modèle de réduction d'intensité (IRM). .... 31

Figure 2.3. Relation entre les modèles des systèmes complexes réparables. .... 34

Figure 2.4. Effet défavorable de la maintenance préventive. .... 37

Figure 3.1. Algorithme de sélection des unités et des techniques pour la CBM..... 44

Figure 3.2. Equilibre cherché entre les actions préventives et correctives..... 45

Figure 3.3. Politique de maintenance basée sur l'âge. .... 47

Figure 3.4. Politique de remplacement par Bloc. .... 48

Figure 3.5. Algorithme de simulation des MP à horizon variable..... 53

Figure 3.6. Algorithme de simulation des MP à horizon fixe. .... 57

Figure 4.1. Diagramme de Pareto des sous-systèmes en fonction des coûts de réparations. 64

Figure 4.2. IRM avec la loi log linéaire adapté aux données de la pompe à huile..... 67

Figure 4.3. GPIM de base avec la loi log linéaire adapté aux données de la pompe à huile. 68

Figure 4.4. GPIM de base avec la loi de puissance adapté aux données de la pompe à huile.  
..... 69

Figure 4.5. GPIM de base avec la loi constante adapté aux données de la pompe à huile.... 69

Figure 4.6. Comparaison entre les modèles GPIM et PIM..... 70

Figure 4.7. GPIM étendu adapté aux données de la pompe à huile. .... 74

Figure 4.8. GPIM étendu et de base de la loi log linéaire adaptés aux données de la pompe à huile. .... 74

## Liste des Figures

---

Figure 4.9. GPIM étendu de la loi log linéaire, sans la covariable ‘‘CD’’, adapté aux données de la pompe à huile.....	75
Figure 4.10. Courbe de coût moyen pour la simulation à horizon variable avec les deux covariables.....	78
Figure 4.11. Courbe de coût moyen pour la simulation à horizon fixe avec les deux covariables.....	79

**Liste des tableaux**

Tableau 1.1. Historique de la fiabilité et de la maintenance de la pompe à huile. .... 12

Tableau 1.2. Signification des échelles de gravité. .... 24

Tableau 1.3. Signification des échelles d'occurrence. .... 24

Tableau 1.4. Exemple de tableau pour la HAZOP. .... 26

Tableau 2.1. Caractéristiques des différents processus. .... 35

Tableau 4.1. Résultats d'application de la loi de Pareto..... 62

Tableau 4.2. Résultats d'application de la méthode HAZOP sur le compresseur..... 65

Tableau 4.3. Estimation des valeurs des paramètres du IRM pour les différentes fonctions d'intensité de base. .... 67

Tableau 4.4. Valeurs estimées des paramètres de GPIM de base pour les différentes intensités de base. .... 68

Tableau 4.5. Estimation des log-vraisemblables pour les modèles d'intensité proportionnelle généralisée (GPIM) ..... 71

Tableau 4.6 Valeurs des paramètres des meilleurs modèles d'ajustement pour le GPIM de base..... 72

Tableau 4.7. Estimation des paramètres de GPIM étendu..... 72

Tableau 4.8. Estimation des paramètres de GPIM étendu pour  $\hat{c}$  constante. .... 73

Tableau 4.9. Résultats de la programmation des MP pour la pompe à huile (Horizon fixe). 76

Tableau 4.10. Résultats de la programmation des MP pour la pompe à huile (horizon variable).  
..... 77

Tableau 4.11. Comparaison entre le meilleur intervalle proposé de MP et l'intervalle du cas réel. .... 79

Tableau 4.12. Valeurs de disponibilité des différents intervalles de MP. .... 80

Tableau 4.13. Résultats de la programmation avec les différents modèles à horizon fixe... 81

## *Liste d'abréviations*

---

### **Liste d'abréviations**

CBM : *Condition Based-Maintenance.*

CD : Criticité des défaillances.

EN(t) : Le nombre moyen de défaillance jusqu'à l'instant t.

GPIM : *Generalized Proportional Intensity Model.*

HAZOP : *Hazard and Operability study.*

HPP : *Homogeneous Poisson Process.*

IRM : *Intensity Reduction Model.*

LR : *Likelihood Ratio.*

MC : Maintenance corrective.

MLE : *Maximum Likelihood Estimation.*

MP : Maintenance préventive.

NHPP : *Non Homogeneous Poisson Process.*

PHM : *Proportional Hazard Model.*

PIM : *Proportional Intensity Model.*

PR : processus de renouvellement.

REX : Retour d'expérience.

SDF : Sûreté de fonctionnement.

SONATRACH : Société nationale pour la recherche, la production, le transport, la transformation et la commercialisation des hydrocarbures.

TDM : Temps depuis la dernière action de maintenance.

---

## *Introduction Générale*

---

## **Introduction générale**

Le risque ne comprend pas seulement des sinistres soudains, mais également les dysfonctionnements inattendus pouvant engendrer des pertes de production, des dégâts humains, environnementaux et matériels, notamment pour les industries pétrolières qui ont un grand impact sur l'économie du pays. Ces dernières sont soumises aux différents impératifs du marché des hydrocarbures ce qui leur impose d'être en état de disponibilité et de compétitivité permanent. A cet effet, la sûreté de fonctionnement doit être un outil d'aide à la décision permettant la recherche d'un compromis entre les différents objectifs de l'industrie qui sont souvent contradictoires.

La sûreté de fonctionnement des systèmes complexes réparables, qui peut se définir comme la science des défaillances [1], dépend logiquement et étroitement de l'efficacité des opérations de maintenance qui consistent à optimiser leurs performances de fiabilité, de maintenabilité, de disponibilité et de sécurité. A cet effet, les actions de maintenance doivent s'engager dans une politique de maintenance fondée sur une meilleure connaissance du comportement des systèmes. Ceci nécessite de prédire la performance du système par des modèles fiabilistes consistants permettant de mettre en évidence l'effet des différents facteurs d'influence sur le comportement du système tout au long de sa durée de vie. Malheureusement, la plupart des estimations de fiabilité se font sur la base des processus de renouvellement (PR) inappropriés au contexte évolutif des systèmes complexes réparables, qui peuvent s'influencer même par les différentes actions de la maintenance préventive (MP) et corrective (MC). Ces processus mettront l'intervention sur les systèmes soit trop tôt soit trop tard en s'écartant de leur meilleure périodicité. Afin de surmonter ce problème, le modèle d'intensité proportionnelle généralisée (GPIM) a été proposé pour établir une meilleure analyse du comportement réel du système [2]. Ce modèle fait partie de la classe des modèles de réparation imparfaite capables de modéliser la fiabilité des systèmes en fonction de leurs informations concomitantes dites « covariables ». Toutefois, l'adoption de cette approche de fiabilité fait appel à un ensemble des techniques numériques, telles que l'approche du maximum de vraisemblance (MLE) et le test de rapport de vraisemblance (LR), pour valider la qualité d'ajustement des modèles et la pertinence des covariables prises en compte lors de la modélisation.

La modélisation de la fiabilité par le GPIM ne se limite pas à une simple analyse de la performance prédictive du système, mais elle doit s'exploiter comme un outil d'aide à la décision pour les différentes politiques de maintenance basées sur les modèles de fiabilité tels que les modèles de processus non homogène de Poisson (NHPP) et les modèles de processus de renouvellement (PR) [3]. Cet avantage est assuré par le remplacement de ces modèles (NHPP et RP) par ceux de réparation imparfaite (GPIM) lors de la simulation de la fréquence optimale de MP [4, 5]. La maintenance préventive dans ce cas doit se planifier en fonction des covariables reflétant réellement le comportement du système à horizon (ou échelle de temps) fixe ou variable. A cet effet, plusieurs algorithmes sont développés pour aboutir à une meilleure fréquence de MP, justifiée principalement par des critères économiques et de disponibilité [6, 7]. L'ensemble des simulations effectuées dans cette thèse ont été réalisées en utilisant le langage de programmation MATLAB.

Notre thèse est structurée en quatre chapitres suivis d'une conclusion générale :

Dans le premier chapitre, les éléments fondamentaux de la sûreté de fonctionnement sont discutés en considérant pour chaque composante de la FMDS (Fiabilité, Maintenabilité, Disponibilité et Sécurité) les principales caractéristiques, les formules mathématiques des grandeurs ainsi que leurs définitions qualitatives. Pour la fiabilité, on a précisé :

- La notion de la fonction d'intensité de la défaillance ;
- Les différents processus de défaillance des systèmes complexes réparables ;
- Les principales lois de fiabilité utilisées pour les systèmes complexes réparables.

Dans le deuxième chapitre, un état de l'art sur les modèles de réparation imparfaite est considéré en précisant parmi eux ceux les plus appropriés pour modéliser la performance du système en fonction des covariables. Ensuite, les différentes considérations devant être prises en compte lors du choix des covariables seront discutées. En fin de chapitre, nous avons parlé sur les méthodes d'estimation d'ajustement et des paramètres des modèles utilisés.

Le troisième chapitre est consacré à la problématique d'optimisation de la maintenance préventive où les différentes politiques de maintenance et les méthodes de simulation de l'intervalle de MP ont été discutées. Des explications sont détaillées autour de l'approche permettant de générer des temps des défaillances aléatoires qui sont nécessaires pour exprimer le coût et la disponibilité moyenne de chaque intervalle de MP. A la fin du chapitre, on a fait la distinction entre la planification à horizon fixe de celle à horizon variable en proposant des algorithmes de simulation des MP.

## *Introduction générale*

---

Dans le quatrième chapitre, une application pertinente sur un historique de maintenance et de fiabilité d'une pompe à huile, fonctionnant au centre industriel sud (CIS) de Hassi messaoud (SONATRACH), a été considérée.

Le choix de la pompe à huile comme un élément pénalisant du système complet (compresseur) est justifié tout d'abord par le principe de Pareto en se basant sur le temps d'indisponibilité et les coûts de maintenances comme unités de mesure. Puis, la méthode HAZOP a permis de mettre en relief les conséquences pouvant être engendrées suite à une défaillance de la pompe à huile. Ensuite, l'approche de maximum de vraisemblance (MLE) et le test de rapport de vraisemblance (LR) ont justifié la meilleure qualité d'ajustement donnée par le GPIM en fonction de l'effet des MP, des MC et des deux covariables : « temps depuis la dernière action de maintenance » et « criticité de défaillance ». Finalement, la simulation des intervalles de MP à horizon fixe et variable a permis d'optimiser la politique de maintenance en adoptant la meilleure fréquence des MP présentant le coût moyen minimal et la disponibilité optimale.

On a terminé notre travail par une conclusion générale sur l'ensemble des travaux effectués.



# Chapitre 1

## Eléments fondamentaux de la sûreté de fonctionnement

### Sommaire

---

<b>Chapitre 1: Eléments fondamentaux de la sûreté de fonctionnement.....</b>	<b>6</b>
<b>1. Eléments fondamentaux de la sûreté de fonctionnement .....</b>	<b>6</b>
1.1. Introduction .....	6
1.2. Eléments constitutifs de la sûreté de fonctionnement .....	6
1.2.1. Fiabilité.....	7
1.2.1.1. Méthodes d'évaluation de la fiabilité .....	7
1.2.1.2. Rappel sur la fiabilité.....	8
1.2.1.3. Fiabilité et grandeurs caractéristiques .....	9
1.2.1.3.1. Fonction de répartition et densité de probabilité de la défaillance .....	9
1.2.1.3.2. Taux de défaillance instantané $\lambda_r(t)$ et fonction d'intensité de défaillance $\lambda(t)$ .....	10
1.2.1.4. Principaux processus de défaillance pour les systèmes complexes réparables.....	13
1.2.1.4.1. Processus de renouvellement (réparation maximale) .....	13
1.2.1.4.2. Processus de Poisson non homogène (Réparation minimale) .....	14
1.2.1.5. Principales lois de fiabilité pour les systèmes complexes réparables.....	16
1.2.1.5.1. Loi de Puissance (Loi de Weibull) .....	16
1.2.1.5.2. Loi log-linéaire .....	18
1.2.1.5.3. Autres lois usuelles .....	20
1.2.2. Maintenabilité .....	21
1.2.3. Disponibilité .....	22

1.2.4.	Sécurité .....	23
1.2.4.1.	Différentes méthodes d'analyse des risques .....	25
1.2.4.1.1.	Analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leur criticité (AMDEC).....	25
1.2.4.1.2.	Analyse des risques et de la sécurité de fonctionnement (HAZOP)...	25
1.3.	Conclusion.....	26

# **Chapitre 1: Eléments fondamentaux de la sûreté de fonctionnement**

## **1. Eléments fondamentaux de la sûreté de fonctionnement**

### **1.1. Introduction**

Dans le contexte international extrêmement concurrentiel et la complexité des systèmes industriels, il est nécessaire de vérifier continuellement les performances des systèmes complexes conformément aux différents objectifs fixés. Par conséquent, cette croissance n'est pas sans conséquences sur la sûreté de fonctionnement des systèmes et implicitement sur la fiabilité qui a été évoluée pour satisfaire aux différents besoins des industries.

Dans ce chapitre, les différentes composantes de la sûreté de fonctionnement sont détaillées en précisant les différentes méthodes d'évaluation de la fiabilité, les caractéristiques de ses grandeurs, les processus de défaillance et les lois de fiabilité permettant de décrire le comportement des systèmes complexes réparables.

### **1.2. Eléments constitutifs de la sûreté de fonctionnement**

La sûreté de fonctionnement est définie comme l'aptitude d'une entité à satisfaire à une ou plusieurs fonctions requises dans des conditions données. Elle peut se définir comme la science des défaillances [1], la confiance justifiée dans le service délivré [8] ou le maintien de la qualité dans le temps [9]. Derrière ces concepts, la défaillance et la confiance justifiée dans le service sont fondamentalement incluses dans la sûreté de fonctionnement et permettent principalement à la fiabilité de s'y impliquer fortement. C'est pour cette raison que lorsqu'un problème au niveau de la sécurité ou de la disponibilité se déclenche, la fiabilité se retrouve au centre des débats.

Conventionnellement, la fiabilité, la maintenabilité, la disponibilité et la sécurité sont les principales composantes de la sûreté de fonctionnement comme il est montré sur la figure 1.1 [10], et visent à partir des méthodes et des outils à :

- Caractériser les pannes et les erreurs en maîtrisant leurs effets [11] ;
- Quantifier les caractéristiques des systèmes pour exprimer la conformité dans le temps de leurs comportements et de leurs fonctions [12].

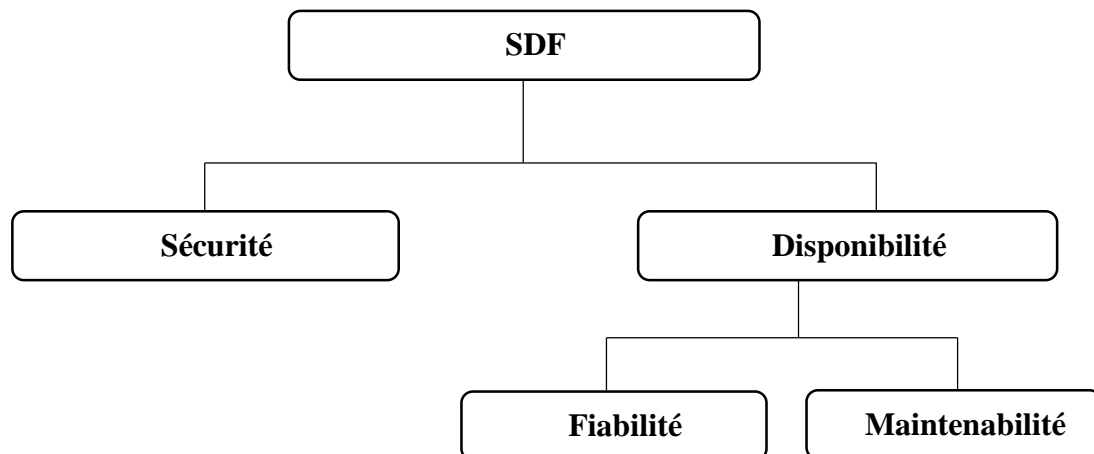


Figure 1.1. Éléments constitutifs de la sûreté de fonctionnement.

### 1.2.1. Fiabilité

Tout équipement passe par plusieurs étapes durant lesquelles nous cherchons à améliorer sa fiabilité et fixer les actions à entreprendre pour arriver à sa meilleure performance. Ces étapes consistent principalement à :

- Établir une fiabilité maximale du produit pendant la phase de conception et de développement. Cette étape est la plus critique pour le système car elle détermine sa fiabilité inhérente.
- Minimiser la variation du processus de production pour garantir que les facteurs environnementaux ne dégradent pas sensiblement la fiabilité inhérente.
- Amortir la dégradation des performances et prolonger la durée de vie du produit une fois le produit est déployé. Ceci est la phase durant laquelle des opérations de maintenance appropriées doivent s'établir [13].

En supposant que la fiabilité intrinsèque (inhérente) soit maximale, nous chercherons dans cette thèse d'évaluer et d'amortir l'impact de certains facteurs environnementaux sur la fiabilité du système.

#### 1.2.1.1. Méthodes d'évaluation de la fiabilité

La maîtrise de la fiabilité des systèmes complexes représente un enjeu majeur pour toute entreprise engagée dans une politique d'amélioration continue. Cependant, avant de prendre une décision sur l'état de fiabilité des systèmes, nous devons se baser sur des méthodes

permettant de mesurer et d'évaluer les différentes grandeurs de la fiabilité. Pratiquement, trois méthodes peuvent se distinguer, à savoir [14]:

- Le recours aux bases de données : Cette méthode est la plus facile et la plus générale car elle se base sur des valeurs génériques, obtenues à partir des bases de données internationalement reconnues (OREDA, MIL-HDBK-217F, EXIDA, etc.), pour calculer le taux de défaillance basique d'une entité donnée. Cependant, cette approche n'est plus fiable car elle nécessite d'ajuster le résultat en fonction des conditions d'utilisation.
- Le recours aux essais réels : Cette démarche consiste à réaliser des essais sur les entités pour évaluer leur fiabilité. Elle vise à examiner les performances de l'entité dans des conditions proches de la réalité. Pour les équipements présentant une grande durée de vie, ces essais s'appellent « essais accélérés ». Ils consistent à réduire significativement la durée de vie d'une entité par l'accélération des dégradations provoquant la défaillance. A cet effet, procéder avec des techniques et des lois de fiabilité est nécessaire pour retrouver les résultats dans les échelles de temps et les conditions normales [15]. Malgré que cette méthode présente une grande fiabilité des résultats, ses coûts élevés constituent un motif non négligeable pour l'éviter.
- L'exploitation de retour d'expérience (REX) : Elle constitue un outil d'aide à la décision pour les entreprises voulant bénéficier de son historique de maintenance et de fiabilité. Ce dernier permet de déterminer le maillon le plus pénalisant du système [16] et évaluer la fiabilité du système en tenant compte des facteurs d'influence. Le recours à ce type d'évaluation fiabiliste est le choix de la plupart des industries, cependant, la période de temps nécessaire pour avoir des informations sur le système constitue son inconvénient majeur.

### ***1.2.1.2. Rappel sur la fiabilité***

La fiabilité est définie comme l'aptitude (ou la probabilité) d'un bien (produit ou système) d'accomplir, de manière satisfaisante, une fonction requise, sous des conditions données et pendant une période de temps donnée [17]. Dans cette définition, les quatre points suivants sont à mettre en évidence :

**Probabilité** : c'est une quantité indiquant, sous forme de fraction ou pourcentage, le nombre de fois qu'a un évènement de se produire sur un nombre total d'essais.

**De manière satisfaisante** : cette propriété suppose que des critères précis (fonction, rendement, etc.) soient établis pour décrire ce qui peut être comme satisfaisant.

**En un temps donné :** c'est la variable de référence permettant d'évaluer les performances et d'estimer les probabilités.

**Sous des conditions données :** regroupe l'ensemble des paramètres décrivant l'environnement du produit et ses conditions d'utilisation.

Cette définition « qualitative » de la fiabilité met en évidence la nécessité d'évaluer la performance du système en fonction de ses conditions et constitue la notion en fonction de laquelle les modèles de fiabilité évoluent avec le temps.

### **1.2.1.3. Fiabilité et grandeurs caractéristiques**

La survenance de la défaillance des systèmes suit un processus stochastique caractérisé par sa variable aléatoire notée  $T_1, T_2, \dots, T_n$ , où  $T_i$  représente l'instant de l'apparition de la défaillance [18]. Etant donné que la variable aléatoire  $T_i$  prend ses valeurs sur un intervalle de temps continu, les grandeurs de la fiabilité décrites ci-dessous ne s'intéressent que par les modèles de fiabilité continus.

#### **1.2.1.3.1. Fonction de répartition et densité de probabilité de la défaillance**

Considérons  $T$  la variable aléatoire représentant le temps écoulé entre la mise en service du système et sa première défaillance observée. La probabilité que le système ne soit pas défaillant sur l'intervalle  $[0 ; t]$  peut s'exprimer par l'expression suivante :

$$R(t) = P(T \geq t) \tag{1.1}$$

La figure 1.2 présente l'allure de la fonction  $R(t)$  en fonction du temps.

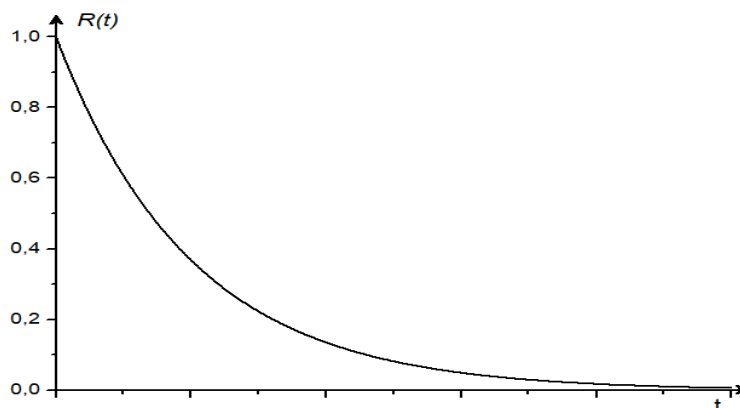


Figure 1.2. Allure de la fonction de fiabilité

La fonction de répartition de la défaillance  $F(t)$  est la probabilité complémentaire à 1 de la fonction de fiabilité  $R(t)$  et elle est donnée par :

$$F(t) = P(T \leq t) = 1 - R(t) \quad (1.2)$$

Cette fonction de répartition est l'intégrale de la fonction de densité de probabilité de défaillance notée  $f(t)$  et peut s'écrire comme suit :

$$F(t) = \int_0^t f(t) dt \quad (1.3)$$

Où

$$f(t) = \frac{dF(t)}{dt} = -\frac{dR(t)}{dt} \quad (1.4)$$

#### **1.2.1.3.2. Taux de défaillance instantané $\lambda_r(t)$ et fonction d'intensité de défaillance $\lambda(t)$**

La définition du taux de défaillance se donne en se basant sur la notion du processus de points stochastiques  $\{N(t), t \geq 0\}$  pouvant prendre des valeurs discrètes  $N(t) = (1, 2, \dots, n)$  sur l'ensemble de résultat  $\Omega$ . Pour chaque  $s < t$  et  $t > 0$ ,  $N(t)$  peut représenter le nombre aléatoire des défaillances se réalisant sur  $[s, t]$  et qui est donné par la soustraction suivante :

$$N(s, t) = N(t) - N(s) \quad (1.5)$$

Avec  $N(s) < N(t)$ .

Le taux de défaillance instantané se définit comme la probabilité qu'un seul évènement se produit dans l'intervalle de temps  $[t, t + \Delta t]$  sachant que ce dispositif a bien fonctionné jusqu'à l'instant  $t$ . Le taux de défaillance instantané est donc égal à la fonction limite suivante :

$$\lambda_r(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(N(t, t + \Delta t) = 1)}{\Delta t} \quad (1.6)$$

Cette fonction se traduit par la probabilité conditionnelle suivante :

$$\lambda_r(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left( \frac{1}{\Delta t} \cdot \frac{R(t) - R(t + \Delta t)}{R(t)} \right) = \frac{f(t)}{R(t)} \quad (1.7)$$

Afin de relier cette fonction avec les conditions environnementales du système, plusieurs modèles tels que le modèle de Cox, le modèle de temps de défaillance accéléré (AFT), etc., ont été abordés par plusieurs chercheurs. Aujourd'hui, le modèle de Cox est le modèle le plus important en matière d'analyse de survie et de recherches fiabilistes [19].

Le modèle de Cox [20], présenté en 1972, a marqué un grand développement dans la théorie des modèles semi paramétriques et des processus de comptage avec leurs applications. Il se base sur une forme spécifique permettant d'incorporer sur le taux de défaillance les conditions dans lesquelles le système fonctionne. Ces dernières peuvent être des facteurs liés à la conception, à la fabrication, à l'utilisation ou à la maintenance, etc., et s'appellent « covariables » ou « facteurs explicatifs ». La forme conventionnelle du modèle de Cox peut se composer d'un taux de défaillance de base  $\lambda_r(t)$  qui dépend du temps et d'une autre fonction d'influence  $g(Z)$  qui s'exprime en fonction des variables (facteurs) explicatives prises en compte par le modèle.

$$h(t, Z) = \lambda_r(t) * g(Z) \quad (1.8)$$

Où la fonction d'influence  $g(Z)$  peut se donner par la formule suivante :

$$g(Z) = e^{B.Z} = e^{\sum_{i=1}^m B_i.Z_i} \quad (1.9)$$

Avec :

- $m$  : le nombre des facteurs d'influence pris en compte dans le modèle ;
- $B = [b_1, \dots, b_m]$  le vecteur des coefficients du modèle de Cox ;
- $Z = [Z_1, \dots, Z_m]$  le vecteur des états des facteurs d'influence ;

A chaque valeur  $Z_i$  on attache une covariable qui peut prendre des valeurs quantitatives ou qualitatives. Cette opération s'appelle le codage et peut se faire par plusieurs possibilité, à savoir [21]:

- Pour les facteurs quantitatifs (pression en bar, température en degrés Celsius, diamètre en cm...) les valeurs de mesures peuvent être utilisées en l'état ;



- Pour les facteurs qualitatifs, on peut définir des valeurs discrètes associées à des « classes ». Par exemple un type de matériel est codé par la valeur 1, un second type par la valeur 2. Le même principe peut être utilisé pour les origines de fabrication, les matériaux utilisés, etc.

Le tableau 1.1 montre un codage d'historique réel d'une pompe à huile en fonction de la covariable quantitative « temps depuis la dernière action de maintenance, TDM » et la covariable qualitative « criticité des défaillances, CD ».

Tableau 1.1. Historique de la fiabilité et de la maintenance de la pompe à huile.

N° de l'évènement	Périodes	TDM (Jours)	CD	Type de la maintenance	Description des actions de maintenance
1	[10-DEC-04 ; 10-MAR-07]	821	1	MP	Inspection des soupapes
2	[10-MAR-07 ; 05-MAR-08]	362	0	MP	Inspection préventive pompe
3	[05-MAR-08 ; 16-MAY-09]	438	1	MC	Accouplement cisailé
4	[16-MAY-09 ; 28-JUL-09]	74	0	MC	Mise en service
5	[28-JUL-09 ; 10-OCT-09]	98	0	MC	Pompe bruyante et fuyarde par garniture
6	[10-OCT-09 ; 18-MAR-10]	160	1	MC	Fuite par garniture
7	[18-MAR-10 ; 03-JUL-10]	108	1	MC	Fuite d'huile par presse étoupe
8	[03-JUL-10 ; 08-OCT-10]	98	0	MC	Vanne d'isolement aspiration fuyarde
9	[08-OCT-10 ; 24-APR-11]	199	1	MC	Fuite d'huile par garniture.
10	[24-APR-11 ; 10-JUN-11]	48	0	MP	Inspection préventive pompe
11	[10-JUN-11 ; 29-OCT-11]	142	0	MP	Inspection préventive pompe
12	[29-OCT-11 ; 18-MAR-12]	142	0	MP	Inspection préventive pompe
13	[18-MAR-12 ; 01-JUL-12]	106	0	MC	Fuyarde par presse étoupe.
14	[01-JUL-12 ; 11-JUL-12]	11	1	MC	Accouplement endommagé
15	[11-JUL-12 ; 12-NOV-12]	125	0	MP	Inspection préventive pompe
16	[12-NOV-12 ; 14-FEB-13]	95	0	MP	Inspection préventive pompe

Le taux de défaillance du système  $h(t, Z)$ , fonction du temps  $t$  et de l'état  $Z$  des facteurs d'influence, se caractérise donc par les deux propriétés suivantes :

- Il est semi paramétrique, c'est-à-dire que le taux de défaillance peut prendre ses paramètres seulement dans la fonction d'influence  $g(Z)$  ce qui lui permet d'être libre de distribution.
- Il s'agit d'un modèle à risque multiplicatif qui prend la forme d'une multiplication entre la fonction de base  $\lambda_r(t)$  et la fonction exponentielle portant l'ensemble des covariables du système.

Toutefois, pour les systèmes réparables, le taux de défaillance présenté ci-dessus ne reflète guère la réalité d'évolution du comportement du système en modélisant seulement la période de la première défaillance [22]. Pour cela, le taux de défaillance doit se définir conditionnellement à l'historique  $H_t$  prenant en compte tous les points stochastiques du processus sur l'intervalle  $[0, t]$ . Lorsque le taux de défaillance s'exprime conditionnellement à son historique complet, on parle de la fonction d'intensité de défaillance,  $\lambda_t$ , plutôt que le taux de défaillance  $\lambda_r(t)$ . La formule de la fonction d'intensité de défaillance est donnée donc comme suit [23]:

$$\lambda_t = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(N(t, t + \Delta t) = 1 | H_t)}{\Delta t} \quad (1.10)$$

Où  $H_t = \{N(s) : 0 \leq s \leq t\}$

La fonction d'intensité de la défaillance,  $\lambda_t$ , permet de répondre parfaitement à la définition qualitative de la fiabilité en modélisant les informations apportées par l'historique des conditions  $H_t$  du système. De plus, contrairement au taux de défaillance  $\lambda_r(t)$ , la fonction d'intensité de défaillance  $\lambda_t$  est capable d'exprimer la fiabilité du système durant toute sa durée de vie et non seulement jusqu'à sa première défaillance.

#### ***1.2.1.4. Principaux processus de défaillance pour les systèmes complexes réparables***

Les systèmes complexes réparables peuvent se décrire comme une structure constituant un ou plusieurs composants dont les fonctions peuvent être restaurées, après défaillance ou dégradation, sans qu'il soit nécessaire de procéder à un remplacement complet [24]. Les processus de défaillance, décrivant les systèmes complexes réparables, peuvent se diviser en trois grandes parties selon le niveau de l'efficacité des réparations effectuées.

##### ***1.2.1.4.1. Processus de renouvellement (réparation maximale)***

Le processus de renouvellement (PR) constitue la base de tous les autres modèles probabilistes des systèmes réparables complexes [25, 26, 27]. Il suppose que le système est restauré à un état comme neuf après chaque réparation réalisée ce qui lui a donné le nom de la

« réparation maximale ». Ce type de réparation implique que l'ensemble des intervalles de temps  $X_1, X_2, \dots, X_n$ , suivant la variable aléatoire continue T, sont distribués de façon indépendante et identique [28]. Le modèle de processus de renouvellement (PR) peut s'exprimer par la formule suivante :

$$\lambda(t) = \lambda_0(t - t_{N(t)}) \quad (1.11)$$

Où  $t_{N(t)}$  représente l'instant de la dernière défaillance tandis que  $\lambda_0$  représente la fonction d'intensité de défaillance de base. La figure 1.3 montre un exemple d'évolution de la fonction d'intensité de la défaillance pour ce type de processus.

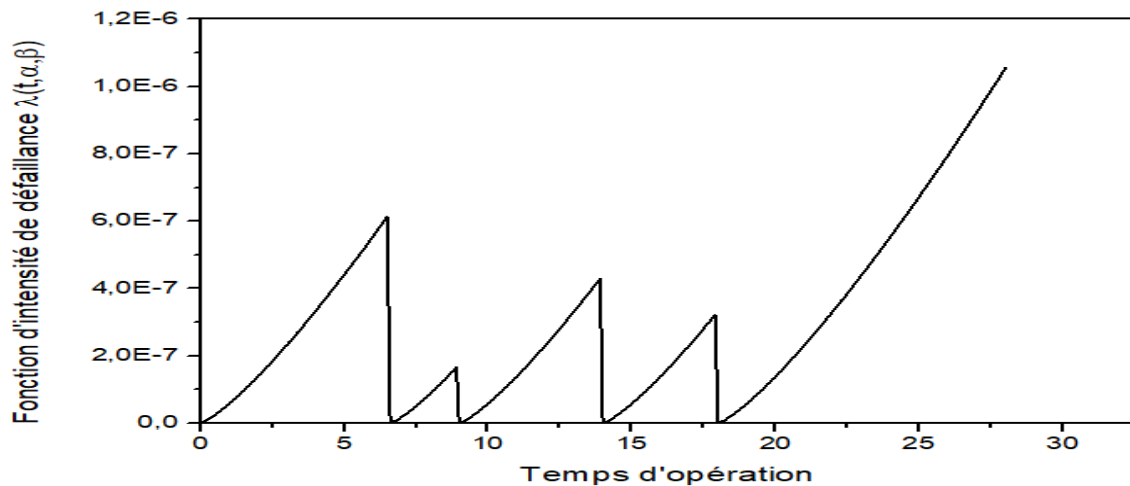


Figure 1.3. Modèle de processus renouvellement.

Les modèles de processus de renouvellement ne sont pas assez performants pour modéliser des intervalles de temps non stationnaires [29]. Un système non stationnaire signifie que le comportement ou la performance de ce dernier subit des améliorations ou des altérations à long terme. A titre d'exemple, le processus de Poisson homogène, caractérisé par un taux de défaillance constant  $\lambda(t)=\lambda$ , représente le système stationnaire le plus connu [30].

#### 1.2.1.4.2. *Processus de Poisson non homogène (Réparation minimale)*

Ce modèle a été utilisé dans la modélisation du développement de la fiabilité en 1964 par Duane [31], puis plusieurs auteurs l'ont utilisé [32, 33, 34]. Il suppose, contrairement au processus de renouvellement, que la réparation assure le rétablissement du système à son état avant la défaillance comme il est montré sur la figure 1.4. Le processus de Poisson non homogène (NHPP) doit satisfaire aux conditions suivantes pour tout  $0 < s < t$  :

- $n(0) = 0$  Initialisation du système à  $t=0$  ;
- $n(t) - n(k) \perp n(k)$  Independence des incréments ;
- $\{n(t) - n(k)\} \sim P_0 \left\{ \int_k^t \lambda(u) d(u) \right\}$  Modèle de Poisson de défaillance ;

L'intensité de défaillance pour ce type de processus ne dépend qu'au temps global du système. Le NHPP est approprié pour la modélisation des systèmes multi-composants [35]. Cependant, le changement inévitable de l'intensité de défaillance après chaque réparation rend ce modèle une approximation qui est souvent pauvre.

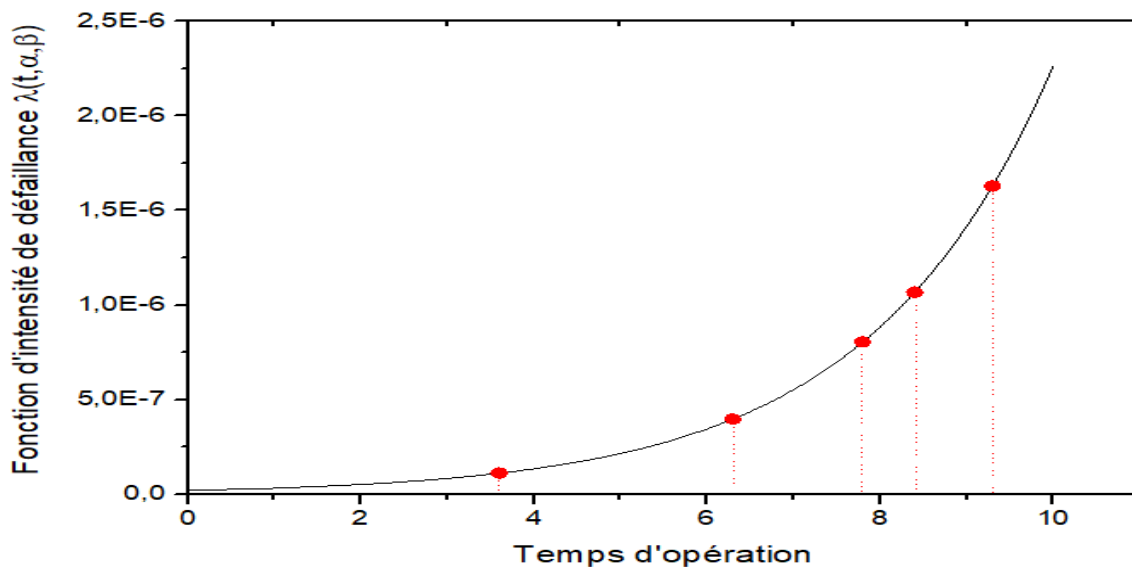


Figure 1.4. Modèle de processus non homogène de Poisson.

La fonction d'intensité de la défaillance pour ce processus peut s'exprimer comme suit :

$$\lambda_t = \lambda(t | H_T) \tag{1.12}$$

Les processus de défaillance décrits jusqu'ici sont généralement loins de la réalité et ne prennent en compte que les deux cas extrêmes de la réparation (minimale et maximale). A cet effet, une troisième classe de processus a été proposée pour permettre la modélisation de la maintenance imparfaite en incorporant au même temps l'influence des différents facteurs explicatifs du système. Ce processus s'appelle « le processus de réparation imparfaite » et il est expliqué en détail dans le chapitre 2.

### **1.2.1.5. Principales lois de fiabilité pour les systèmes complexes réparables**

Les lois de fiabilité sont des outils permettant de modéliser le comportement du système en lui donnant une allure appropriée à son phénomène de dégradation. Elles s'expriment souvent par des valeurs quantitatives reflétant l'état de dégradation ou d'amélioration du système. Dans cette partie, nous avons discuté les lois de fiabilité les plus utilisées pour les systèmes complexes réparables, leurs fonctions de fiabilité, leurs densités de probabilité ainsi que leurs fonctions d'intensités de défaillance [36, 37, 38].

#### **1.2.1.5.1. Loi de Puissance (Loi de Weibull)**

La loi de puissance porte souvent le nom de Duane [31] qui a étudié le processus de défaillance,  $N(t)$ , pour plusieurs systèmes d'ingénierie différents en trouvant que les tracés  $N(t)/t$  en fonction de  $t$  sont approximativement linéaires sur un papier log-log,  $\ln(N(t)/t) \approx k + w \ln t$ , où le nombre moyen des défaillances jusqu'à l'instant  $t$ , qui est égale à la fonction d'intensité cumulative  $M'(t)$ , est approximativement  $M'(t) = EN(t) \approx \eta t^b$  où  $\eta = \exp(k)$  et  $b = w + 1$ . Ensuite, Crow [34] a observé que ce comportement peut être présenté stochastiquement comme un processus non homogène de Poisson (NHPP) avec  $M'(t) \approx \eta t^b$  et  $w > -1$  pour assurer que la fonction  $M'(t)$  s'augmente avec le temps [39]. La dérivée de cette fonction cumulative donne la fonction d'intensité de défaillance exprimée par [3] :

$$\lambda(t) = \eta b t^{b-1} \quad (1.13)$$

Avec  $\eta$  et  $b$  supérieurs à 0.

Afin de simplifier mieux la formule d'intensité de défaillance on suppose souvent que  $b - 1 = \beta$  et  $\eta b = \alpha$  ce qui nous donne la forme de la fonction d'intensité comme suit [2] :

$$\lambda(t) = \alpha t^\beta \quad (1.14)$$

Où  $\alpha$  et  $\beta$  représente respectivement le paramètre d'échelle et le paramètre de forme. Le paramètre d'échelle informe souvent sur la durée de vie moyenne du système, tandis que le paramètre de forme donne le degré d'amélioration ou de dégradation du comportement de système en précisant le phénomène qui est derrière la défaillance, à savoir :

- $\beta < 0$ :  $\lambda(t)$  est décroissant et le système se comporte comme un phénomène de rodage ;
- $\beta > 0$ :  $\lambda(t)$  est croissant et le système se dégrade suite à une usure ou vieillissement ;
- $\beta = 0$ :  $\lambda(t)$  est constant et suit un processus de Poisson homogène HPP. Ce cas représente la loi exponentielle.

La loi de puissance est connue par sa grande souplesse de modélisation et permet de décrire parfaitement plusieurs types d'évolution du comportement de système comme il est montré sur la figure 1.5.

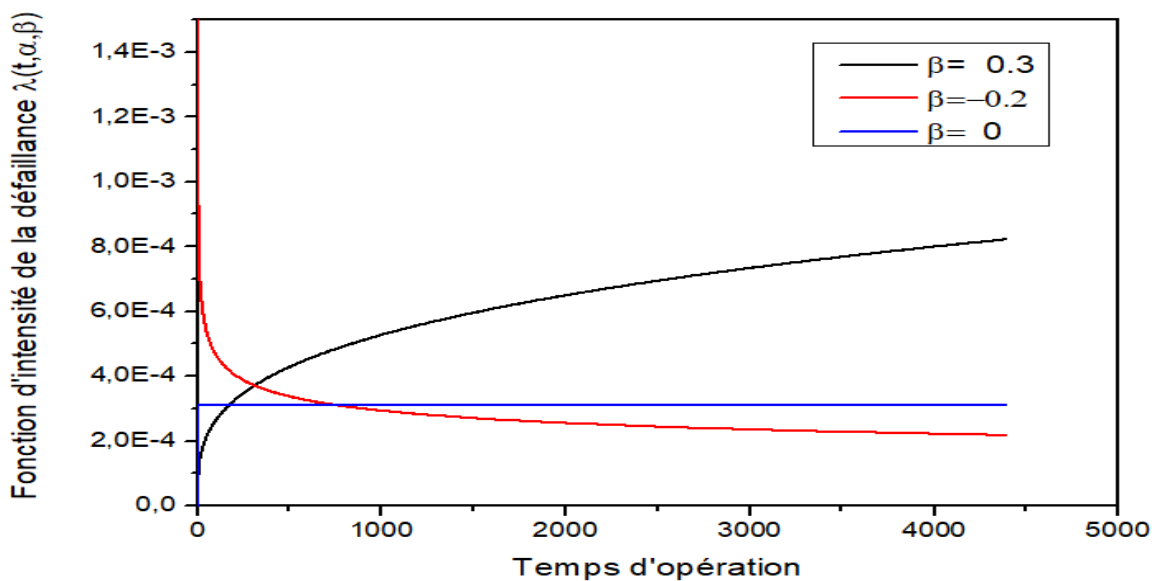


Figure 1.5. Différentes allures des fonctions d'intensité de défaillance de la loi de puissance selon les valeurs de  $\beta$ .

La formule de la fiabilité  $R(t)$  ainsi que de la densité de probabilité de défaillance  $f(t)$  de la loi de puissance se donnent respectivement comme suit :

$$R_t(x) = \exp(-\alpha((t+x)^{\beta+1} - t^{\beta+1})) \quad (1.15)$$

Et

$$f_t(x) = \alpha (t+x)^\beta [\exp(-\alpha[(t+x)^{\beta+1} - t^{\beta+1}])] \quad (1.16)$$

La loi de puissance est similaire à la loi de Weibull pour les systèmes non réparables et lorsque on ne s'intéresse que par la première défaillance [40]. Une solution analytique de cette loi peut être obtenue par sa fonction de vraisemblance donnée par [41] :

$$L(\lambda; H(t)) = \prod_{i=1}^{N(t)} f_i(t) = \left\{ \prod_{i=1}^{N(t)} \lambda(t_i) \right\} \exp \left\{ - \int_0^T \lambda(t) dt \right\} \quad (1.17)$$

Les estimateurs du maximum de vraisemblance  $\hat{\alpha}$  et  $\hat{\beta}$  sont les valeurs de  $\alpha$  et  $\beta$  qui maximisent la vraisemblance  $L(\lambda; H(t))$  [42]. Analytiquement, ils peuvent être déterminés comme suit [43]:

$$\hat{\beta} = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \log \frac{T}{t_i}} - 1 \quad (1.18)$$

$$\hat{\alpha} = \frac{n(\hat{\beta} + 1)}{T^{\hat{\beta} + 1}} \quad (1.19)$$

Avec  $T = t_{N(t)}$  et  $n = N(t)$ .

#### **1.2.1.5.2. Loi log-linéaire**

Le modèle log linéaire a été discuté pour l'intensité de défaillance par [26, 44] en se basant sur la formule simple de l'intensité de défaillance donnée par:

$$\lambda_i = \frac{n_i}{T_i} \quad (1.20)$$

Où  $n_i$  suit un processus de Poisson et représente le nombre de défaillance pour la population  $i$  sur l'intervalle de temps  $T_i$  [45, 46]. Supposant que  $\lambda_i$  a une relation log linéaire avec la variable du temps, l'intensité de défaillance peut s'écrire comme suit :

$$\lambda_i = \alpha \exp(bt) \quad (1.21)$$

Avec  $\alpha > 0$  et  $b < \infty$ .

Les paramètres  $\alpha$  et  $b$  sont respectivement le paramètre d'échelle et le paramètre de forme [47]. Le temps  $t$  dans ce cas est considéré comme une variable du stress pour le facteur d'échelle  $\alpha$  [38], [40]. Cette variable est associée au paramètre de forme " $b$ " qui permet, comme la loi de puissance, de décrire le comportement du système sur toute sa durée de vie comme il est montré sur la figure 1.6, à savoir [48]:

- $b > 0$  : usure du système ;
- $b < 0$  : amélioration progressive du système vers sa phase utile ;
- $b = 0$  : période de stabilité ou utile (Processus de Poisson homogène).

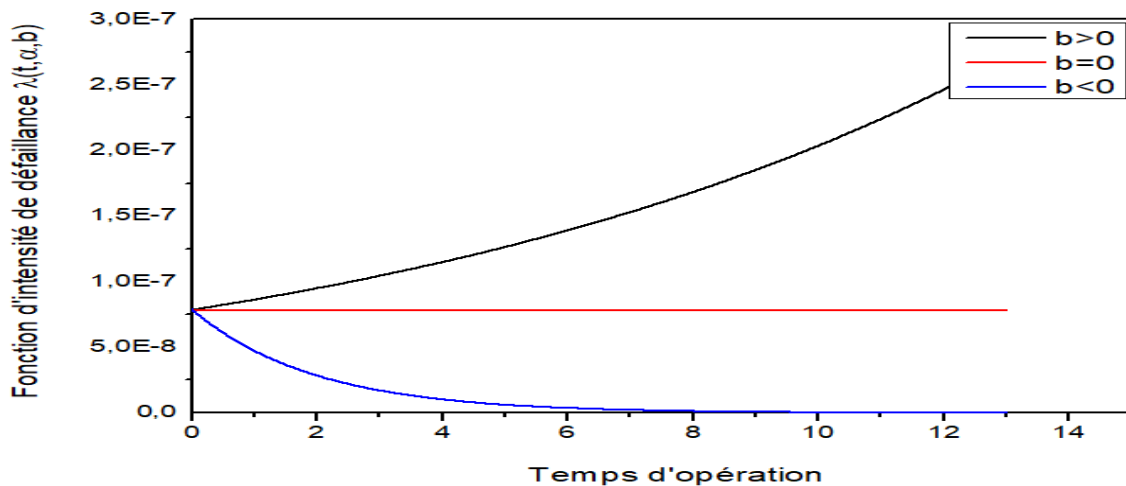


Figure 1.6. Fonction d'intensité de défaillance de la loi log linéaire avec différentes valeurs de paramètre de forme.

On remarque une stabilité de la fonction d'intensité de défaillance dans le cas où  $b = 0$  puisqu'elle ne s'influence plus par la variable du temps  $t$ . Cependant, à l'instant  $t=0$ , toutes les intensités de défaillance ont une valeur supérieure à 0. C'est pour cela que ce modèle est approprié pour modéliser le comportement des systèmes ayant une détérioration rapide [36, 49]. Ce modèle peut être simplifié en le prenant comme suit [2, 3] :

$$\lambda(t) = \alpha\beta^t \tag{1.22}$$

Avec  $\beta = e^b$ .

La formule de la fiabilité  $R(t)$  ainsi que de la densité de probabilité de défaillance  $f(t)$  de la loi log linéaire se donnent respectivement comme suit :



$$R_t(x) = \exp(-\alpha[(\beta)^{t+x} - \beta^t]) \quad (1.23)$$

Et

$$f_t(x) = \alpha (\beta)^{t+x} [\exp(-\alpha((\beta)^{t+x} - \beta^t))] \quad (1.24)$$

### 1.2.1.5.3. *Autres lois usuelles*

- Loi normale (Laplace-Gauss)

La loi normale est très répandue parmi les lois de probabilité car elle s'applique à de nombreux domaines. En fiabilité, lorsque la moyenne des durées de vie est supérieure à 3 fois l'écart type, la loi normale est principalement utilisée pour représenter la distribution des durées de vie des systèmes en fin de vie (usure) puisque le taux de défaillance est toujours croissant. De plus, la loi de Weibull se rapproche de la loi normale dans le cas où le paramètre de forme  $3 < b < 4$  [50].

La densité de probabilité d'une loi normale de moyenne  $\mu$  et d'écart-type  $\sigma$  s'écrit comme suit :

$$f(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{(t-\mu)}{\sigma}\right)^2} \quad (1.25)$$

- Loi Gamma

La loi gamma est la loi de l'instant d'occurrence du  $K^{\text{ème}}$  évènement dans un processus de Poisson. Par exemple, si les temps entre les défaillances successives  $\{t_K, K=1,2,\dots,n\}$  sont indépendants et identiquement distribués selon une loi exponentielle de paramètre  $\beta$ , alors le temps cumulé d'apparition de  $K$  défaillances suit une loi Gamma de paramètres  $(K, \beta)$ . Sa densité de probabilité de défaillance peut se donner comme suit [51]:

$$f(t) = \frac{\beta^K}{\Gamma(K)} e^{-\beta t} t^{K-1} \quad (1.26)$$

Avec  $t \geq 0$ ,  $K \geq 0$  et  $\beta \geq 0$

Le taux de défaillance est donné par :

$$l(t) = \frac{\beta^K t^{K-1} e^{-\beta t}}{\int_t^\infty \Gamma(K) f(u) du} \quad (1.27)$$

Il existe d'autres lois de probabilité utilisées dans la fiabilité telles que la loi log-normale, loi uniforme, loi Beta, etc. Toutefois, nous nous intéressons dans cette thèse principalement par la loi de puissance et la loi log linéaire offrant une grande souplesse pour la modélisation de plusieurs phénomènes des systèmes complexes réparables.

### 1.2.2. Maintenabilité

La maintenabilité est caractérisée par la probabilité  $M(t)$  que l'entité E soit en état, à l'instant  $t$ , d'accomplir ses fonctions, sachant que l'entité était en panne à l'instant  $t=0$ . Elle est, comme la fiabilité, caractérisée par sa variable aléatoire  $T_m$  qui représente l'instant sur lequel le système est rétabli à son état de bon fonctionnement. Par analogie avec la fiabilité, la fonction de répartition de la maintenabilité peuvent se donner comme suit [52]:

$$M(t) = \left\{ \begin{array}{ll} P(0 < T_m < t) = \int_0^t m(t) dt & (t \geq 0) \\ 0 & (t < 0) \end{array} \right\} \quad (1.28)$$

Où  $m(t)$  représente la densité de probabilité de réparation. La maintenabilité se caractérise principalement par le paramètre du taux de réparation  $\mu(t)$  qui représente la probabilité conditionnelle que le système soit réparé entre  $t$  et  $t + \Delta t$  sachant qu'il était en panne à l'instant  $t$ . Ce paramètre peut se donner comme suit :

$$\mu(t) = \frac{m(t)}{1 - M(t)} \quad (1.29)$$

Lorsque la variable aléatoire  $T_m$  suit une loi exponentielle, les formules de la maintenabilité peuvent être simplifiées comme suit :

$$M(t) = 1 - \exp(-\mu t) \quad (1.30)$$

Avec

$$\mu(t) = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \text{Temps d'intervention (i)}} = \frac{1}{MTTR} \quad (1.31)$$

Où  $n$  est le nombre total des réparations, et  $MTTR$  représente le temps technique moyen de réparation.

$$MTTR = \frac{\sum_{i=1}^n \text{Temps d'intervention (i)}}{n} \quad (1.32)$$

### 1.2.3. Disponibilité

La disponibilité est l'aptitude d'une entité à être en état d'accomplir une fonction requise dans des conditions données et à un instant donné [52]. Cette composante de la sûreté de fonctionnement permet de prendre en compte à la fois la notion de la fiabilité et de la maintenabilité. Cependant, la disponibilité est équivalente à la fiabilité pour les systèmes non réparables.

Si on suppose que la disponibilité suit une distribution exponentielle, la disponibilité instantanée peut s'exprimer comme suit [53]:

$$D(t) = \frac{\mu}{\mu + \lambda} + \frac{\lambda}{\mu + \lambda} e^{-(\lambda + \mu)t} \quad (1.33)$$

La disponibilité tend vers sa valeur asymptotique lorsque  $t$  devient très grand. A partir de ce point, sa valeur ne se varie pas et la disponibilité n'est plus fonction du temps :

$$D(t) = \frac{\mu}{\mu + \lambda} + \frac{\lambda}{\mu + \lambda} e^{-\infty} = \frac{\mu}{\mu + \lambda} \quad (1.34)$$

#### **1.2.4. Sécurité**

La sécurité est l'aptitude d'un bien à éviter de faire apparaître, dans des conditions données, des événements critiques ou catastrophiques. Elle est caractérisée par la probabilité  $S(t)$  que l'entité  $E$  ne laisse pas apparaître dans des conditions données, des événements critiques ou catastrophiques [1].

$$S(t) = P [\text{Entité évite des évènements critiques sur } [0, t]] \quad (1.35)$$

L'évaluation de la criticité ( $C_r$ ) des évènements s'effectue sur la base des deux facteurs  $f_r$  et  $G_r$  représentant respectivement la fréquence d'occurrence de l'évènement redouté et la gravité de ses conséquences [54]. Le risque est exprimé dans sa forme simple comme suit :

$$C_r = f_r * G_r \quad (1.36)$$

Cette formule permet de positionner les scénarios d'accident sur la grille (matrice) de criticité qui est souvent propre à chaque entreprise. La figure 1.7 présente la matrice de risque utilisée par SONATRACH :

<b>Gravité</b>	<b>1</b>				
	<b>2</b>				
	<b>3</b>				
	<b>4</b>				
		<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>
<b>Probabilité</b>					

Classe de criticité	Intitulé de la classe	Action à prendre
C <sub>1</sub>	Acceptable	Aucune action n'est à entreprendre
C <sub>2</sub>	Tolérable (ALARP)	On doit organiser un suivi en termes de gestion des risques
C <sub>3</sub>	Inacceptable	On doit refuser la situation et prendre des mesures en réduction des risques, sinon on doit refuser toute ou une partie de l'activité.

Figure 1.7. Matrice de risque pour la SONATRACH (Centre industriel sud, Hassi Messaoud).

Avec :

- Echelle des gravités :

Tableau 1.2. Signification des échelles de gravité.

Gravité	Personnel	Environnement	Public	Production/ Bien
G4	Plusieurs décès	Pollution hors limites de longue durée	Décès	Domage important et arrêt total de la production
G3	Incapacité permanente ou 1 décès	Pollution interne non maîtrisée ou pollution hors limite maîtrisée	Blessures significatives	Domage localisé et arrêt partiel d'unité
G2	Blessures significatives	Pollution interne maîtrisée	Blessures mineures	Domages mineurs et arrêt bref de la production
G1	Blessures mineures	Pollution Mineure	Pas d'incidence	Pas de dommage, pas d'arrêt de production

- Echelle des occurrences :

Tableau 1.3. Signification des échelles d'occurrence.

Probabilité	Description	Fréquence
P4	Très probable : S'est produit fréquemment au sein de SONATRACH.	1/an
P3	Probable : S'est produit (ou pourrait se produire) au sein de SONATRACH, pourrait se produire pendant la durée de vie de l'installation	10 <sup>-2</sup> à 10 <sup>-1</sup> /an
P2	Peu probable : Déjà (ou pourrait se) rencontré dans une organisation similaire à SONATRACH	10 <sup>-4</sup> à 10 <sup>-2</sup> /an
P1	Improbable : Jamais rencontré ou entendu parler mais physiquement possible (ou rarissime)	<10 <sup>-4</sup> /an

#### **1.2.4.1. Différentes méthodes d'analyse des risques**

Afin d'analyser et évaluer les risques liés à un système, on fait appel souvent à un ensemble des méthodes d'analyse des risques telles que l'analyse préliminaire des risques (APR), Analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leur criticité (AMDEC), Analyse des risques et de la sécurité de fonctionnement (HAZOP, acronyme de l'anglais Hazard and Operability study), Arbre des défaillances (ADD), Arbre des événements (ADE), etc. Le déroulement de ces dernières s'articule le plus souvent sur la défaillance qui peut se définir comme la cessation de l'aptitude d'une unité fonctionnelle à accomplir une fonction requise [55].

Dans la description ci-dessous, nous nous intéresserons aux méthodes les plus utilisées dans les industries en détaillant celle qui s'avère utile pour les systèmes thermo hydrauliques (pétroliers).

##### **1.2.4.1.1. Analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leur criticité (AMDEC)**

L'AMDEC est une méthode d'analyse prévisionnelle de la sécurité et de la fiabilité qui permet de recenser systématiquement les défaillances potentielles d'un dispositif en estimant les risques liés à leurs apparitions afin d'engager les actions correctives appropriées [56].

L'AMDEC est une méthode qualitative caractérisée par sa capacité d'explorer profondément le système étudié en cherchant de proposer pour les points critiques, évalués à l'aide de la grille de criticité, des actions d'amélioration efficaces [57]. L'AMDEC est en effet perçue par la majorité de ses utilisateurs comme une analyse longue à mettre en œuvre, peu flexible et souvent très propice aux erreurs [58].

##### **1.2.4.1.2. Analyse des risques et de la sécurité de fonctionnement (HAZOP)**

La méthode HAZOP est utile pour analyser les risques des systèmes thermo-hydrauliques pour lesquels il est primordial de maîtriser les paramètres de fonctionnement tels que la pression, la température, le débit...etc. Elle possède la même procédure que l'AMDEC sauf que la HAZOP ne considère plus des modes de défaillances mais les dérives potentielles (ou déviations) des principaux paramètres liés au processus de l'installation. Pour chaque partie constitutive du système examiné (ligne ou maille), la génération (conceptuelle) des dérives est effectuée de manière systématique par la conjonction de :

✓ Mot-clé : comme par exemple « pas de », « plus de », « moins de », « trop de » ;

✓ Des paramètres associés au système étudié : comme la température, la pression, le débit, la concentration, le temps ou des opérations à effectuer.

Une dérive peut s'identifier comme un « Mot-clé » associé à un paramètre.

La HAZOP présente un caractère systématique et méthodique mais elle ne peut pas combiner les causes des déviations en les présentant directement sous la forme du tableau 1.4. Afin d'enrichir quantitativement la méthode HAZOP, des indices de fréquence et de gravité sont incorporés pour permettre d'avoir une appréciation sur la criticité des scénarios étudiés [59].

Tableau 1.4. Exemple de tableau pour la HAZOP.

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Mots-clés	Paramètre	Déviations	Conséquences	Détection	Sécurité existante	Fréquence	Gravité	Criticité	Recommandations

### **1.3. Conclusion**

Dans ce chapitre, les principales notions de la sûreté de fonctionnement ont été discutées sur la base de ses quatre composantes FMDS. Une description détaillée sur la fiabilité a été faite afin d'expliquer les différents processus de défaillance pouvant se prendre en compte lors de la modélisation du comportement des systèmes réparables complexes. La fiabilité, qui peut engendrer des problèmes de sécurité et d'indisponibilité [60], doit s'évaluer proportionnellement aux conditions d'utilisation du système où le degré d'efficacité de la maintenance doit être indiqué clairement. Les modèles de fiabilité prenant en compte ces exigences sont développés dans le chapitre suivant.

## Chapitre 2

### Modèles de réparation imparfaite.

#### *Sommaire*

---

<b>2. Modèles de réparation imparfaite .....</b>	<b>28</b>
2.1. Introduction .....	28
2.2. Etat de l'art sur les modèles de réparation imparfaite .....	28
2.3. Discussion sur la notion de la covariable .....	36
2.4. Estimation des paramètres des modèles d'intensité proportionnelle généralisée (GPIM).....	38
2.5. Test d'ajustement des modèles d'intensité proportionnelle .....	40
2.6. Conclusion.....	41



## **Chapitre 2 : Modèles de réparation imparfaite.**

### **2. Modèles de réparation imparfaite**

#### **2.1. Introduction**

Après avoir discuté les éléments constitutifs de la sûreté de fonctionnement avec les principales lois de fiabilité pour les systèmes complexes réparables, nous nous intéressons dans ce chapitre par les processus de réparation imparfaite. Au début du chapitre, nous avons présenté un état de l'art sur ces types de processus en détaillant ceux qui permettent la prise en compte des différentes covariables du système. Puis, les considérations devant se respecter lors de l'incorporation de ces covariables dans l'évaluation prédictive de la performance du système ont été discutées. A la fin du chapitre, sont considérées les différentes approches d'approximations des paramètres et d'évaluation de la qualité d'ajustement des modèles.

#### **2.2. Etat de l'art sur les modèles de réparation imparfaite**

Nous avons vu dans le chapitre 1 que le processus de défaillance peut suivre trois comportements différents. Ces derniers se résument principalement dans le processus de renouvellement (PR), le processus non homogène de Poisson (NHPP) et le processus de réparation imparfaite. Dans cette section, nous nous concentrons sur les modèles de réparation imparfaite permettant de décrire le comportement du système en fonction des facteurs explicatifs. Ce type des modèles constitue une solution alternative pour les modèles de la réparation maximale et minimale ayant été critiqués par plusieurs auteurs [61, 62].

Les modèles de réparation imparfaite suivent des processus réalistes permettant de modéliser l'état de fonctionnement du système entre aussi bon que neuf (as-good-as-new) et aussi mauvais que l'ancien (as bad as old).

- ***Modèle de Brown et Proschan***

Brown and Proschan [63] ont considéré que l'entité est réparée à chaque fois qu'elle tombe en panne. La réparation effectuée peut être soit une réparation parfaite avec probabilité ( $p$ ), soit une réparation minimale avec probabilité ( $1 - p$ ). Cependant, cela suppose toujours que toutes les réparations sont maximales ou minimales, de sorte que d'autres modèles sont nécessaires pour réduire partiellement l'intensité après une réparation.

- **Modèle de Kijima I et II**

Kijima a défini deux processus d'âge virtuel (VA) [64], de type I et de type II, où dans l'étude d'âge virtuel de type I, l'effet de l'action de maintenance ne peut influencer que la période qui précède cette réparation  $X_i = T_i - T_{i-1}$ , tandis que dans le VA de type II, l'action de maintenance peut éliminer complètement les dégradations dans l'état du système depuis sa mise en œuvre jusqu'à la dernière action de maintenance. A cet effet, les deux processus d'âge virtuel dépendent d'un « degré de réparation » qui peut prendre une valeur comprise entre 0 (réparation parfaite) et 1 (réparation minimal). Donc, la réparation imparfaite est exprimée par les valeurs prises entre 0 et 1. La figure 2.1 montre un exemple d'évolution de la fonction d'intensité de défaillance correspondante au processus d'âge virtuel avec les trois types de réparation.

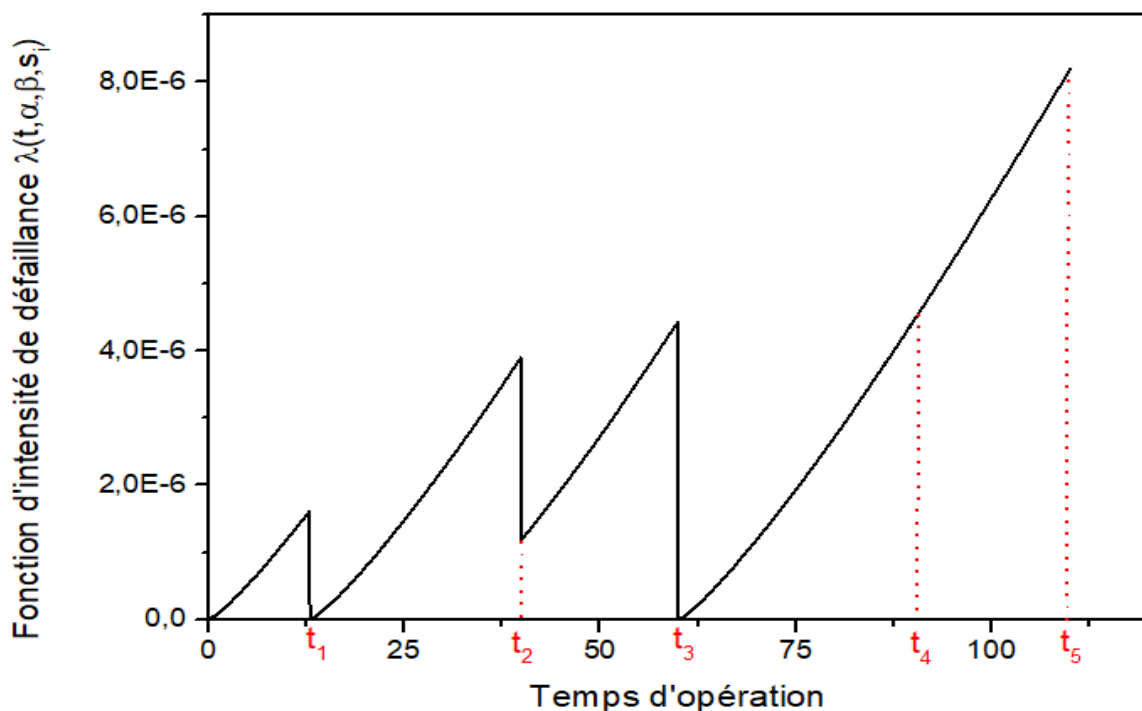


Figure 2.1. Exemple d'un processus d'âge virtuel (Kijima II).

On remarque que les instants  $t_1$  et  $t_3$  reflètent l'efficacité des réparations maximales, tandis que l'instant  $t_4$  et  $t_5$  expriment la réparation minimale. La réparation imparfaite dans cet exemple est exprimée par l'instant  $t_2$  sur lequel le degré d'amélioration apporté par l'action de maintenance est clairement montré.

L'âge virtuel d'un système à un moment donné peut se déterminer à l'aide des facteurs de réduction d'âge additifs ou multiplicatifs. Ces derniers réinitialisent le système à un état plus jeune. La fonction d'intensité d'un processus ponctuel dans le modèle de réduction d'âge peut être additive :

$$\lambda(t) = \lambda_0 \left( t - \sum_{i=1}^{N(t)} s_i \right) \quad (2.1)$$

Ou multiplicative

$$\lambda(t) = \lambda_0 \left( t \prod_{i=1}^{N(t)} s_i \right) \quad (2.2)$$

Où les deux formes de  $s_i$  sont des constantes, représentant les facteurs de réduction d'âge, et  $\lambda_0$  est à nouveau la fonction d'intensité de base. Afin d'évaluer la fonction d'intensité pour une séquence de défaillances sous réduction d'âge, la fonction de renouvellement régit le modèle de défaillance du système. Le modèle additif peut générer des intensités négatives ce qui a qualifié le modèle multiplicatif d'être plus souhaitable.

Des études similaires ont été appliquées par [65, 66] afin de modéliser l'effet des actions de maintenance. Ces modèles de Kijima I et II ne fournissent pas une description réaliste du processus de défaillance, car la réparation du composant défaillant ne réduit pas l'âge du système si d'autres composants ne sont pas moins probables de tomber en panne.

- **Modèle d'âge virtuel généralisé**

Une nouvelle classe de modèle d'âge virtuel généralisé a été proposée par Doyen et Gaudoin [67]. D'une part, ce modèle généralise le modèle d'âge virtuel de Kijima au cas où les deux maintenances préventives et correctives sont présentées. En revanche, il généralise le modèle des risques concurrents habituels à des actions de maintenance imparfaites qui ne renouvellent pas le système. Un modèle d'âge virtuel généralisé peut se définir à la fois par une séquence d'âges effectifs qui caractérise les effets des deux types de maintenance (MP et MC) selon un modèle d'âge virtuel classique, et par un modèle habituel des risques concurrents qui caractérise la dépendance entre les deux types de maintenance [68].

- **Modèle de réduction d'intensité (correction)**

Les facteurs d'amélioration (ou de détérioration) peuvent s'incorporer dans les modèles de réduction d'intensité additive et multiplicative (IRM) pour une maintenance imparfaite. Le plus approprié peut être un modèle de réduction d'intensité qui implique une mise à l'échelle multiplicative de la fonction d'intensité à chaque panne et réparation. C'est le modèle naturel pour les systèmes qui s'améliorent ou se détériorent avec le temps et fournit une description parfaite de la situation physique du comportement du système.

La formule de ce type de modèle, qui se base sur le processus de Poisson non homogène, peut se donner comme suit :

$$\lambda(t) = \lambda_0(t) \prod_{i=1}^{N(t)} s_i \tag{2.3}$$

Où  $s_i > 0$  sont des constants représentant l'intensité du facteur d'échelle multiplicatif. Ce dernier permet d'indiquer, après chaque réparation, le degré de restauration du système comme il est montré sur la figure 2.2.

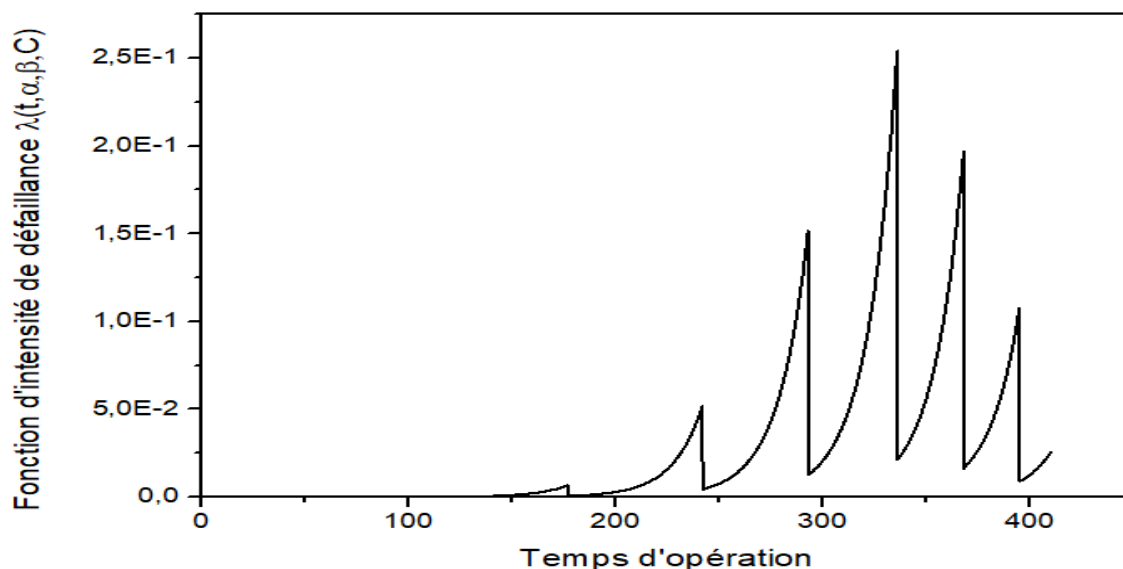


Figure 2.2. Modèle de réduction d'intensité (IRM).

Les modèles décrits ci-dessus ne modélisent que l'effet de la maintenance corrective et préventive tandis que l'incorporation des facteurs explicatifs du système n'est pas encore réalisée. A cet effet, le modèle du risque proportionnel (Proportional Hazard Model) et le

modèle d'intensité proportionnelle (Proportional Intensity Model), proposés par Cox [69], peuvent décrire le processus de défaillance proportionnellement à l'effet de la maintenance corrective (MC) et certains facteurs environnementaux. Le modèle du risque proportionnel (PHM) a connu un développement immense dans le domaine de la fiabilité à partir des années de 1980 [70] tandis que le modèle d'intensité proportionnelle (PIM) commence à se développer à partir de 1990. Plusieurs auteurs définissent le PIM comme le PHM alors qu'ils ne représentent pas la même définition.

Strictement parlant, le PHM est utilisé pour modéliser la fonction de la défaillance des systèmes non réparables, en utilisant des covariables indépendantes ou dépendantes du temps. Le PIM est utilisé pour modéliser le processus de défaillance d'un système réparable en fonction des informations concomitantes. De cette manière, le PHM est considéré comme un cas particulier du PIM qui ne permet de modéliser que la première défaillance du système [71].

- ***Modèle du risque proportionnel (PHM)***

Le modèle à risques proportionnels (PHM) est plus flexible que le processus de renouvellement (RP) car il permet de modéliser la non-stationnarité du système. Il est également plus flexible que le modèle d'âge virtuel (VA) car il permet d'incorporer des informations concomitantes. Comme nous avons déjà précisé, ce modèle semble inapproprié pour représenter un système complexe réparable, car les défaillances sont naturellement liées à la durée de vie des composants plutôt qu'aux temps d'inter-défaillances. Nous ne pouvons pas justifier physiquement ce modèle aussi facilement que le modèle d'intensité proportionnelle décrit plus loin. Cependant, cela n'a pas empêché son utilisation dans des applications des risques proportionnels liés à des problèmes de fiabilité et de planification des MP. Ceci est assuré par l'adoption d'une fonction après chaque MP

$$k(u) = k_0(u) \exp(y_t' \gamma) \quad (2.4)$$

Et après chaque MC

$$\lambda(v) = \lambda_0(v) \exp(z_t' \varphi) \quad (2.5)$$

Où  $u$  et  $v$  représentent les durées de vie suivant respectivement les distributions de MP et de MC. Les fonctions de défaillance de base peuvent prendre toutes les formes appropriées, y

compris exponentielle, loi de puissance, log linéaire, etc., ce qui a confié à ce modèle d'être un modèle très souple [72]. Toutefois, l'ajustement effectué sur les fonctions de MP et MC rend ce modèle un peu difficile à s'exprimer et un modèle d'intensité proportionnelle a été proposé [3].

- **Modèle d'intensité proportionnelle (PIM)**

Malgré que le modèle des risques proportionnels (PHM) offre une généralisation précieuse du processus de renouvellement (PR) en permettant la prise en compte de la non-stationnarité du processus de défaillance et des informations concomitantes, il ne représente pas le modèle naturel d'un système complexe réparable.

Le modèle naturel d'un système complexe réparable prend la forme d'un processus de Poisson non homogène (NHPP) en généralisant le modèle de réduction d'intensité (IRM) décrit plus haut. Cette modification donne la possibilité d'incorporer, avec le facteur d'échelle multiplicatif de la maintenance corrective, l'effet des facteurs explicatifs sur le comportement du système. Ce type de modèle s'appelle le modèle d'intensité proportionnelle (PIM) et peut s'obtenir en prenant le modèle de réduction d'intensité (IRM) comme une fonction de base  $\lambda_0$ , associée à une fonction multiplicative comme suit :

$$\lambda(t) = \lambda_0(t) \exp(x_t \beta') \quad (2.6)$$

Où  $\lambda_0$  est la fonction d'intensité de base pouvant prendre une des formes des lois de fiabilité. Le paramètre  $\beta'$  représente le vecteur des coefficients de régression tandis que  $x_t$  représente le vecteur des covariables (facteurs explicatifs) décrivant l'environnement du système [73].

Love et Guo [74] utilisent le PIM avec trois covariables dépendant du temps pour deux modèles différents de systèmes réparables. Ensuite, Kobbacy et al [72] et Percy et al [3] ont utilisé le modèle du risque proportionnel (PHM) stratifié pour modéliser séparément la fonction de défaillance après une action corrective en cas de panne et après la maintenance préventive (MP), en utilisant l'âge locale avec des variables explicatives. Percy et Kobbacy [6] suggèrent aussi d'utiliser le PIM avec la combinaison de l'âge local et global du système.

Les modèles de défaillance décrits jusqu'ici sont présentés sur la figure 2.3.

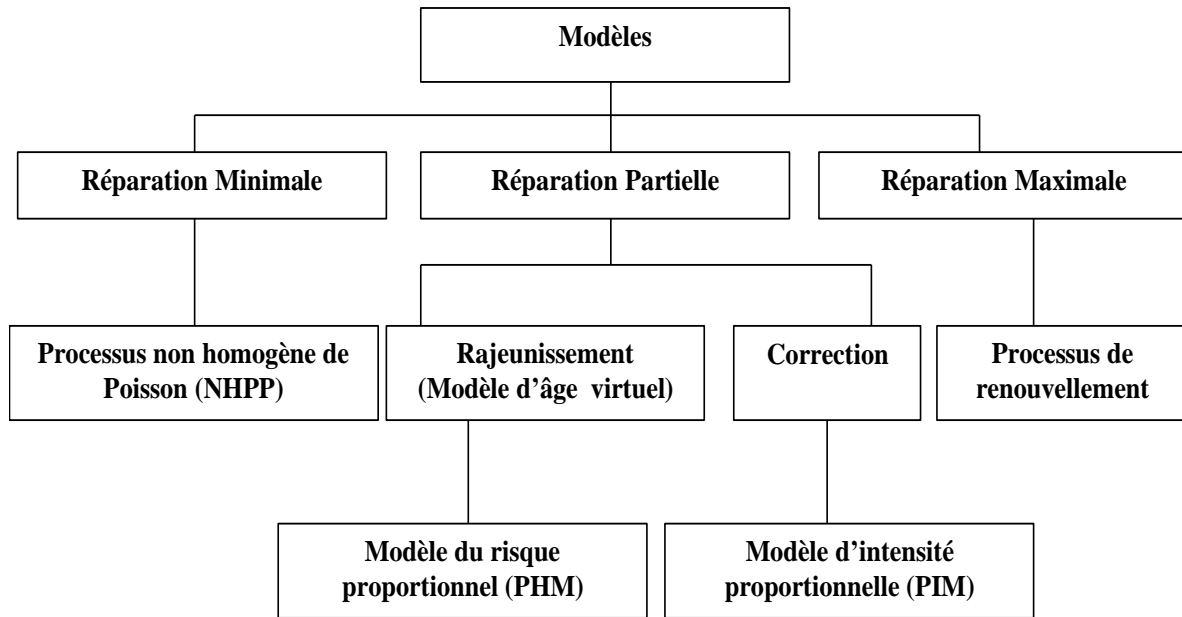


Figure 2.3. Relation entre les modèles des systèmes complexes réparables.

Sur la base de modèle de Cox [69], Percy et Alkali ont suggéré le modèle d'intensité proportionnelle généralisé (GPIM), basé sur le modèle d'intensité proportionnelle (PIM), afin de permettre la prise en compte des covariables avec les deux types des actions de maintenance. Ceci offre un grand potentiel pour la prise de décision en matière de la planification des actions de maintenances.

Ce modèle d'intensité proportionnelle généralisée (GPIM) est équivalent au PIM lorsque l'effet de la maintenance préventive n'est pas pris en considération lors de la modélisation. Donc le PIM constitue un cas particulier du GPIM [2]. La présentation algébrique de ce modèle est donnée comme suit :

$$\lambda(t) = \lambda_0(t) \left\{ \prod_{i=1}^{p(t)} P_i \right\} \left\{ \prod_{j=1}^{c(t)} C_j \right\} \exp(x_t^T \gamma) \quad (2.7)$$

Où  $\lambda_0(t)$  est la fonction d'intensité de défaillance de base discutée dans les parties de la section (1.2.1.5), tandis que  $P_i > 0$  et  $C_j > 0$  sont les facteurs d'échelle multiplicatifs pour les actions de MP et MC respectivement. De plus,  $p(t)$  et  $c(t)$  sont le nombre total des actions de MP et de MC dans l'intervalle de temps  $[0, t]$ , tandis que  $(x_t^T \gamma)$  exprime la multiplication du

## Chapitre 2 : Modèles de réparation imparfaite.

vecteur des covariables  $x_t$  par le vecteur de paramètres inconnus des coefficients de régression  $\gamma$ . Une covariable peut se définir comme tout paramètre pouvant informer simultanément sur la performance du système, le stress environnemental, le type de l'intervention, etc. Il est à noter qu'elles peuvent apporter plusieurs informations, à savoir :

- L'âge du système ;
- Le temps depuis la dernière MC et MP ;
- La gravité des défaillances ;
- La qualité de la dernière action de maintenance ;
- Indicateurs d'état...etc., [75, 76].

Le GPIM offre une interprétation physique réaliste selon laquelle les actions de maintenance effectuées sur le système modifient la probabilité de sa défaillance future. En revanche, les modèles des réparations minimales ne s'appliquent qu'aux systèmes avec de nombreux composants, tandis que l'hypothèse de réparations maximales (RP) ne s'applique qu'aux systèmes avec peu de composants. Les hypothèses de rajeunissement (processus d'âge virtuel) offrent de bons modèles statistiques mais ils ne sont pas faciles à être justifiés physiquement. Le GPIM est un modèle simple et praticable pouvant s'appliquer sur plusieurs domaines industriels [4, 5, 77, 78].

Les caractéristiques des modèles des systèmes complexes réparables sont résumées dans le tableau 2.1 :

Tableau 2.1. Caractéristiques des différents processus.

Modèles	MC	MP	Commentaires
RP	✓	✗	Rétablissement vers un état comme neuf par un remplacement complet.
NHPP	✓	✗	Aucune amélioration apportée par les MC en négligeant le temps de réparation.
VA	✓	✓	Réduction dans l'âge après chaque action de maintenance effectuée.
PHM	✓	✓	Taux de défaillance différents suivant MP et MC. Les différentes covariables peuvent se prendre en compte.



Modèles	MC	MP	Commentaires
IRM	✓	✓	Réduction de l'intensité de défaillance par les MC.
PIM	✓	✓	Tenir compte des covariables et de l'effet des MC.
GPIM	✓	✓	MC, MP et certaines covariables influencent l'intensité de défaillance du système.

✓	L'action est considérée dans l'évaluation.
✗	L'action n'est pas considérée dans l'évaluation.

### 2.3. Discussion sur la notion de la covariable

Le système au cours de son exploitation se manifeste par plusieurs comportements en réaction avec les interventions effectuées et les conditions d'environnement. Le processus de réparation imparfaite s'articule sur ce type de problème et essaye de trouver les modèles et les outils appropriés capables de modéliser le comportement réel du système. Les covariables sont des paramètres clés pour exprimer ce besoin.

L'effet des covariables est généralement incorporé au moyen d'un modèle de régression d'intensité (PIM) et d'un historique du système noté  $H_t$ . Nous nous intéressons ici par le modèle de Cox qui consiste à incorporer les covariables sous forme des facteurs multiplicatifs. Le NHPP n'est pas capable d'exprimer par lui-même l'effet des variables explicatives et une fonction multiplicative doit s'incorporer en multipliant de façon générale la fonction d'intensité de base  $\lambda_0(t)$  par l'exponentielle du vecteur  $(x_t^T \gamma)$ . Cependant, une attention particulière doit se prendre lors du choix des covariables. En commençant par la covariable « temps global du système », cette dernière est déjà incluse dans le modèle de NHPP et donc on ne peut pas la prendre en redondance dans l'ensemble des covariables. Cependant, la combinaison entre l'intensité de défaillance du NHPP qui est en fonction de temps global avec la covariable représentant le temps depuis la dernière action de maintenance est préférable [79]. Ceci est très logique, puisque même si on suppose le cas où les composants peuvent se changer sur chaque intervention, le montage et le démontage va influencer sans doute l'état du système. La covariable du temps global peut se prendre comme covariable si on suppose que la maintenance préventive est parfaite en réinitialisant le temps de la fonction de base  $\lambda_0(t)$  après chaque

action de MP [29]. Autre que ceci, les covariables peuvent représenter presque n'importe quel historique.

De plus, les covariables dépendent généralement du temps ce qui a poussé les auteurs à corréler la fonction d'intensité de défaillance  $\lambda_0(t)$  avec les valeurs des covariables à un moment juste avant l'événement, c'est-à-dire avant MP ou MC, en évitant les modèles compliqués des PHM et des PIM dépendant du temps [4, 72]. Il est à noter aussi qu'il y a quatre façons d'incorporer une covariable ou un effet d'action de maintenance sur un modèle d'intensité proportionnelle, à savoir :

- Comme une covariable dans un facteur exponentiel multiplié (PIM, PHM et GPIM) ;
- Comme un facteur d'échelle multiplicatif qui agit directement sur la fonction d'intensité de la défaillance (Modèle de réduction d'intensité, IRM) ;
- Utilisation de certains types de processus d'âge virtuel (VA) comme une fonction de base d'un modèle de généralisation ;
- Utilisation de certains types de processus du risque cumulé [71].

Dans cette thèse nous nous intéressons par les deux premières formes d'incorporations. Il est à noter que l'incorporation de ces covariables ne conduit pas nécessairement à un effet favorable au bon fonctionnement du système, mais elles peuvent avoir un effet négatif comme le montre la figure 2.4.

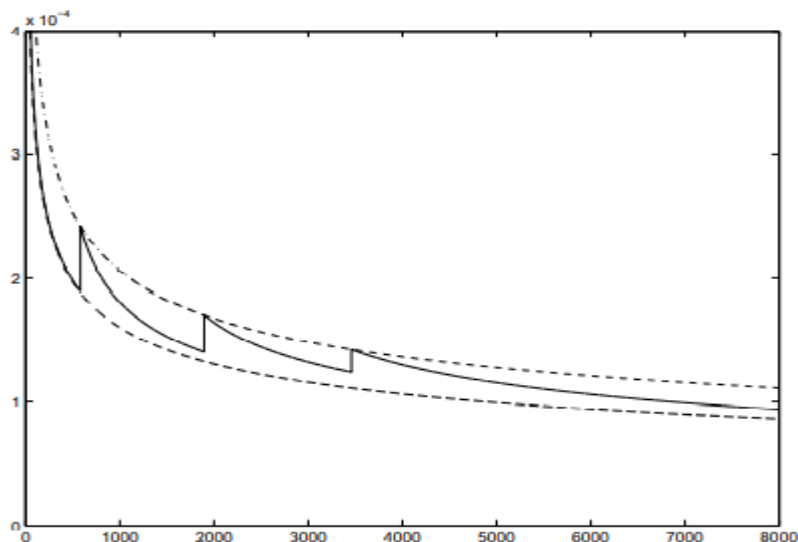


Figure 2.4. Effet défavorable de la maintenance préventive [75].

Dans ce cas les valeurs pouvant se prendre par les covariables et les facteurs d'échelles multiplicatifs doivent s'expliquer. Pour le GPIM, une valeur d'une covariable incorporée par une fonction exponentielle s'interprète comme suit :

- Si la valeur du coefficient  $\gamma$  est supérieur à 0, la covariable augmente l'intensité de la défaillance ;
- Si la valeur du coefficient  $\gamma$  est inférieure à 0, la covariable diminue l'intensité de défaillance.

Cependant, pour une covariable incorporée par un facteur d'échelle multiplicatif  $C_i$  ou  $P_i$ , l'interprétation est comme suit :

- Si la valeur du facteur d'échelle est supérieure à 1, il augmente l'intensité de la défaillance ;
- Si la valeur du facteur d'échelle est inférieure à 1, mais pas inférieure à 0, il diminue l'intensité de défaillance avec le temps.

#### **2.4. Estimation des paramètres des modèles d'intensité proportionnelle généralisée (GPIM)**

L'estimation des paramètres des modèles peut être obtenue à l'aide de la méthode du maximum de vraisemblance qui est considérée comme la méthode la plus utilisée pour estimer les paramètres d'un modèle à partir des données émanant d'un système maintenu.

En définissant les événements comme des actions MP ou MC et supposant que nous observons les temps d'événements réels  $t_k$  dans l'intervalle  $[0, T]$ , avec les variables d'indicateur de censure  $c_k$  correspondantes, où

$$c_k = \begin{cases} 0, & \text{absence de défaillance à l'instant } t_k \text{ (MP),} \\ 1, & \text{présence de défaillance à l'instant } t_k \text{ (MC),} \end{cases} \quad (2.8)$$

Pour  $k= 1, 2, \dots, n$ , où  $n = p(t)+c(t)$ , la fonction de vraisemblance pour le GPIM peut être donnée comme suit :

$$L\{\lambda(t); H(t)\} \propto \left\{ \prod_{k=1}^n \lambda(t_k)^{c_k} \right\} \exp \left\{ - \int_0^T \lambda(t) dt \right\} \quad (2.9)$$

Et donc la fonction log vraisemblance est

$$L\{\lambda(t); H(t)\} \doteq \sum_{k=1}^n c_k \log(\lambda(t)) - \int_0^T \lambda(t) dt \quad (2.10)$$

En remplaçant la fonction d'intensité de défaillance (2.7), nous retrouvons

$$LL\{\lambda(t); H(t)\} \doteq \sum_{k=1}^n c_k \left\{ \log(\lambda_0(t)) + p(t) \log(P) + c(t) \log(C) + x_{t_k}^T \gamma \right\} - \sum_{k=0}^n \left\{ P^{p(t_k)} C^{c(t_k)} \int_{t_k}^{t_{k+1}} \lambda_0(t) \exp(x_{t_k}^T \gamma) dt \right\} \quad (2.11)$$

Si on suppose que la fonction d'intensité de base  $\lambda_0$  prend la forme de la loi exponentielle, la loi log linéaire et la loi de puissance, l'intégrale de la fonction log vraisemblance peut être simplifiée respectivement comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} \int_{t_k}^{t_{k+1}} \alpha dt = \alpha x_{k+1} \\ \int_{t_k}^{t_{k+1}} \alpha \beta^t dt = \frac{\alpha}{\log(\beta)} (\beta^{t_{k+1}} - \beta^{t_k}) \\ \int_{t_k}^{t_{k+1}} \alpha t^\beta dt = \frac{\alpha}{\beta+1} (t_{k+1}^{\beta+1} - t_k^{\beta+1}) \end{array} \right\} \quad (2.12)$$

Cependant, cette simplification n'est pas réalisable pour toutes les covariables et une analyse préliminaire doit s'effectuer. L'optimisation de la fonction log vraisemblance peut se faire avec

des méthodes d'optimisation des contraintes telles que la méthode de la région de confiance et la méthode de Newton-Raphson [80]. Ces méthodes exigent souvent les premières dérivées partielles de la fonction du log vraisemblance pour trouver l'ensemble des estimateurs du maximum de vraisemblance. L'optimisation se fait en résolvant le système non linéaire suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial LL(\alpha, \beta, C, P, \gamma; H_t)}{\partial \alpha} = 0 \\ \frac{\partial LL(\alpha, \beta, C, P, \gamma; H_t)}{\partial \beta} = 0 \\ \frac{\partial LL(\alpha, \beta, C, P, \gamma; H_t)}{\partial C} = 0 \\ \frac{\partial LL(\alpha, \beta, C, P, \gamma; H_t)}{\partial P} = 0 \\ \frac{\partial LL(\alpha, \beta, C, P, \gamma; H_t)}{\partial \gamma} = 0 \end{array} \right. \quad (2.13)$$

Afin d'éviter le recours aux dérivées compliquées de la fonction (2.11), nous avons proposé de faire l'optimisation avec des méthodes qui ne demandent que la fonction objective représentant dans notre cas la fonction du log vraisemblance. Pour cela, nous pouvons utiliser le principe de la méthode de la région de confiance qui consiste à définir une région autour de la solution optimale existante, dans laquelle un certain modèle peut, dans une certaine mesure, se rapprocher de la fonction objective d'origine. Cette optimisation peut être assurée à l'aide de la boîte à outils d'optimisation (Optimization Toolbox) du logiciel Matlab.

L'approche de maximum de vraisemblance est préférable pour les modèles imbriqués. Pour comparer des modèles non imbriqués avec différents nombres de paramètres, nous appliquons généralement un facteur de correction aux fonctions de log vraisemblance. Les deux méthodes les plus répandues pour ces modèles sont : le Critère d'information Akaike (AIC) et le critère d'information de Bayes (BIC).

## **2.5. Test d'ajustement des modèles d'intensité proportionnelle**

La qualité d'ajustement des modèles peut être jugée par la valeur du maximum de vraisemblance dont celui de grande valeur reflète le meilleur modèle. Une autre vérification de l'ajustement des modèles est obtenue en utilisant le test du rapport de vraisemblance (LR).

Asymptotiquement, ce test du rapport a une distribution de Khi-deux et se base sur deux hypothèses essentielles :

- L'hypothèse nulle  $H_0$  : elle suppose qu'il n'y a pas une différence entre les deux modèles étudiés ;
- L'hypothèse alternative  $H_1$  : elle suppose que la variable ajoutée au modèle de base sera significative et pourra ajouter plus d'information.

Le niveau de signification statistique s'exprime par la valeur-p de la distribution de Khi-deux qui varie entre 0 et 1 dont une valeur-p minimale (valeur-p < 0.05) permet de rejeter l'hypothèse nulle en gardant l'hypothèse alternative. La formule du test du rapport de vraisemblance (LR) peut être donnée comme suit :

$$LR = -2 \ln \left( \frac{L_2}{L_1} \right) \cong \chi^2 (P_1 - P_2) \quad (2.14)$$

Où  $L_1$ ,  $L_2$  sont les fonctions de vraisemblance et  $P_1$ ,  $P_2$ , avec  $P_1 > P_2$ , sont le nombre des paramètres des modèles [29].

### **2.6. Conclusion**

Dans ce chapitre, les différents modèles de réparation imparfaite, la notion de la covariable et les différentes approches d'approximation des paramètres sont discutés. Le modèle d'intensité proportionnelle généralisée (GPIM) a été opté comme le modèle le plus performant pour modéliser réellement le comportement du système en fonction de ses conditions de fonctionnement. Par conséquent, les informations découlant de ce modèle fiabiliste peuvent s'exploiter comme un outil d'aide à la décision pour optimiser la politique de la maintenance préventive discutée dans le chapitre suivant.

# Chapitre 3 :

## Optimisation de la fréquence de la Maintenance Préventive (MP)

### *Sommaire*

---

<b>Chapitre 3 : Optimisation de la fréquence de la maintenance préventive .....</b>	<b>43</b>
<b>3. Optimisation de la fréquence de la maintenance préventive.....</b>	<b>43</b>
3.1. Introduction .....	43
3.2. Politiques d'optimisation de la maintenance préventive.....	43
3.2.1. Maintenance basée sur les indicateurs de condition (Condition-Based maintenance).....	43
3.2.2. Maintenance de remplacement préventif basée sur le temps (Based-Maintenance Time) .....	45
3.2.2.1. Politique de remplacement basée sur l'âge .....	45
3.2.2.2. Politique de remplacement périodique avec réparation minimale .....	47
3.2.2.3. Politique de remplacement par blocs.....	48
3.2.2.4. Discussion sur les politiques de maintenance de remplacement préventif basées sur le temps .....	49
3.3. Approches d'optimisation de la maintenance préventive basées sur les modèles imparfaits.....	49
3.3.1. Méthodes de simulation des intervalles de MP pour des horizons différents	51
3.3.1.1. La simulation à horizon variable .....	52
3.3.1.2. La simulation à horizon fixe.....	56
3.4. Conclusion.....	58

## **Chapitre 3 : Optimisation de la fréquence de la maintenance préventive**

### **3. Optimisation de la fréquence de la maintenance préventive**

#### **3.1. Introduction**

La politique, ou plan, de maintenance préventive est une règle permettant de fixer les dates des maintenances préventives en fonction de toutes les informations disponibles à l'instant de la dernière maintenance [81]. Elle est devenue un outil incontournable permettant d'améliorer la fiabilité et la disponibilité des systèmes de production [82, 83] en résolvant le conflit d'une situation de décision sur laquelle la variable contrôlée (coûts, criticité, etc.) par l'exploitant prend sa meilleure valeur [84, 85]. Par conséquent, chaque plan de maintenance s'appuie sur un type de politique convenant aux objectifs de l'industrie. Nous avons commencé ce chapitre par une description de la maintenance basée sur les indicateurs de conditions suivie par celle basée sur le temps. Pour cette dernière, la politique de la maintenance préventive basée sur les lois de fiabilité a été choisie. Ensuite, nous avons considéré notre modèle d'intensité proportionnelle généralisée (GPIM) comme un modèle de base pour simuler le meilleur intervalle de MP à horizon (échelle de temps) fixe et variable. A la fin de ce chapitre, l'approche de la simulation à suivre pour ces deux types d'horizon a été détaillée en spécifiant les méthodes et les outils nécessaires pour générer des temps de défaillance aléatoires et calculer le coût et la disponibilité moyens de chaque simulation.

#### **3.2. Politiques d'optimisation de la maintenance préventive**

Afin d'optimiser la maintenance préventive d'une entité, il faut tout d'abord déterminer les critères sur lesquelles la politique de maintenance devra se baser. Dans la littérature, trois principaux critères peuvent se distinguer [86]: le critère économique, le critère de disponibilité et le critère de sécurité. Cependant, les deux premiers critères sont les plus utilisés dans les industries, notamment pour celles ayant un régime de production en continue [87, 88, 89].

##### **3.2.1. Maintenance basée sur les indicateurs de condition (Condition-Based maintenance)**

La maintenance basée sur les conditions (CBM) consiste à déclencher une action de maintenance en indiquant l'état de la machine en fonction des variables de conditions. Elle



permet d'éviter les actions inutiles de maintenance [90] à l'aide de plusieurs techniques de la maintenance conditionnelle telles que l'analyse vibratoire et l'analyse des huiles [91].

La maintenance basée sur les conditions, selon Starr [92], doit suivre les étapes de l'algorithme montré sur la figure 3.1. Ce dernier donne une vue globale sur le processus à suivre pour appliquer ce type de politique.

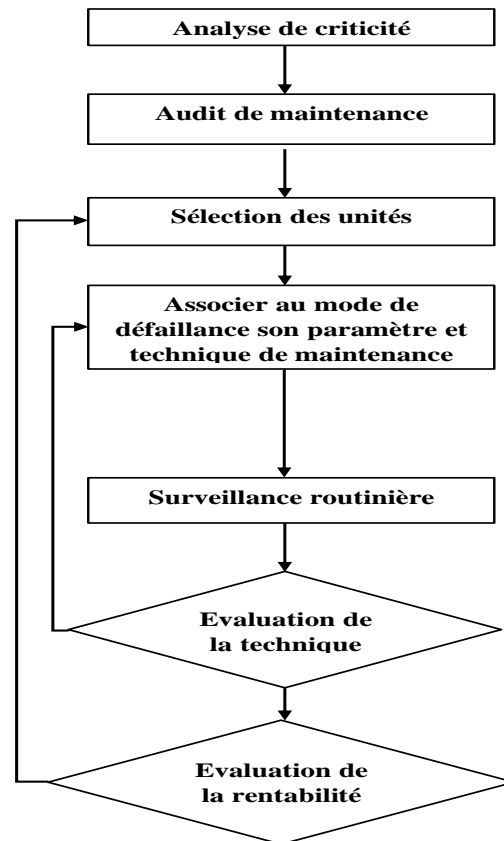


Figure 3.1. Algorithme de sélection des unités et des techniques pour la CBM

Dans le cas simple pour ce type de politique, le processus de défaillance d'une machine est représenté par une seule variable de condition qui est surveillée par la mise en œuvre d'un programme d'inspection périodique. Ce cas sera efficace si la variable de condition représente directement le phénomène de dégradation du système. Cependant, dans la réalité, le processus de défaillance dépend de plusieurs variables de condition ayant une influence directe et indirecte sur le comportement du système [87]. C'est pour cette raison que cette politique est efficace uniquement pour les défaillances prévisibles (avec un mécanisme de défaillance d'usure bien précis). De plus, la maintenance basée sur les conditions n'est applicable que pour les composants critiques d'un système [43]. Ceci rend difficile la généralisation des

informations observées en connaissances exploitables sur la santé du système. Vu les limites de la maintenance basée sur les conditions d'état du système, et la difficulté d'obtenir ce type d'informations de l'entreprise, nous nous basons dans cette thèse sur la maintenance de remplacement préventif basée sur les modèles de fiabilité.

### **3.2.2. Maintenance de remplacement préventif basée sur le temps (Based-Maintenance Time)**

Le remplacement des éléments défectueux contribue à réduire la probabilité de défaillance et les coûts qui en découlent. Cependant, le remplacement augmente, de l'autre côté, les coûts de la maintenance préventive comme il est montré sur la figure 3.2.

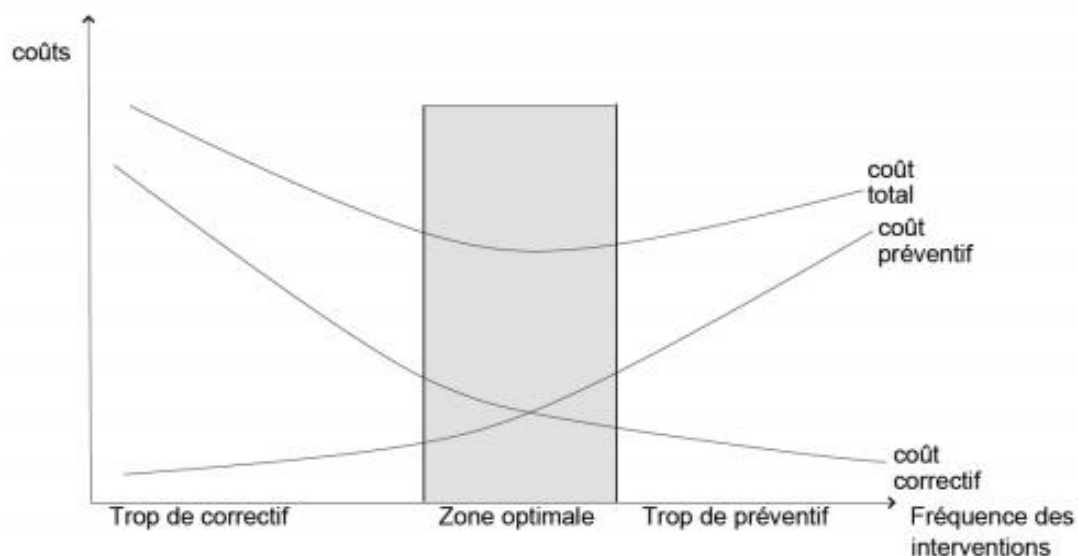


Figure 3.2. Equilibre cherché entre les actions préventives et correctives.

Les coûts élevés sur la partie gauche représentent les coûts directs (réparations, remplacements, etc.), tandis que ceux de la partie droite représentent les coûts indirects (surmaintenance, indisponibilité, etc.). Donc, on doit choisir une fréquence sur la zone optimale (partie grise) afin d'optimiser les coûts et augmenter la disponibilité du système. Ce choix peut se justifier par les politiques basées sur les lois de fiabilité.

#### **3.2.2.1. Politique de remplacement basée sur l'âge**

Dans le cadre de la politique de remplacement basée sur l'âge, l'équipement est remplacé soit en cas de défaillance, soit lorsqu'il atteint un âge prédéfini  $T$  [93]. Cependant, l'optimisation de l'âge prédéfini, représentant le temps écoulé après chaque remplacement, permet de minimiser les coûts de maintenance par unité de temps sur un horizon infini.

### Chapitre 3 : Optimisation de la fréquence de la maintenance préventive

Supposant que  $F(t)$  représente la fonction de répartition de défaillance du système, et  $c_c$  ( $c_p$ ) est le coût de remplacement après défaillance (action préventive). Le remplacement préventif n'est bénéfique que si le taux de défaillance du système augmente et que  $C_c > C_p$ .

Le cycle de remplacement peut donc se terminer par un remplacement correctif avec une probabilité  $F(t)$  ou un remplacement préventif, sans défaillance, avec une probabilité  $R(t)$ . La durée de cycle attendue pour un cycle de remplacement préventif est  $T$  et pour un cycle de remplacement de panne est donnée par

$$T_c = \frac{1}{F(t)} \int_0^T t dF(t) dt \quad (3.1)$$

Et donc le temps opérationnel prévu pour un cycle de remplacement est donné par

$$W(T) = T_c F(T) + TR(T) \quad (3.2)$$

Le coût moyen total est donné par

$$E(T) = F(T)C_c + R(T)C_p = C_p [1 + (ro - 1)F(T)] \quad (3.3)$$

Où le rapport  $ro = \frac{C_c}{C_p}$  est connu par le rapport du coût. L'intervalle de temps de remplacement optimal  $T$  est le temps qui minimise le coût moyen est donné par [94] :

$$J(T) = \frac{E(T)}{W(T)} \quad (3.4)$$

Parmi les politiques périodiques aléatoires, Barlow et Proschan [95] ont recommandé cette politique de maintenance pour un horizon infini. Cependant, le recueil, le stockage et le traitement de l'âge du système sont parfois difficiles à se réaliser pratiquement. De plus, un

remplacement suite à une défaillance peut désordonner le programme de remplacement à long terme comme il est montré sur figure 3.3.

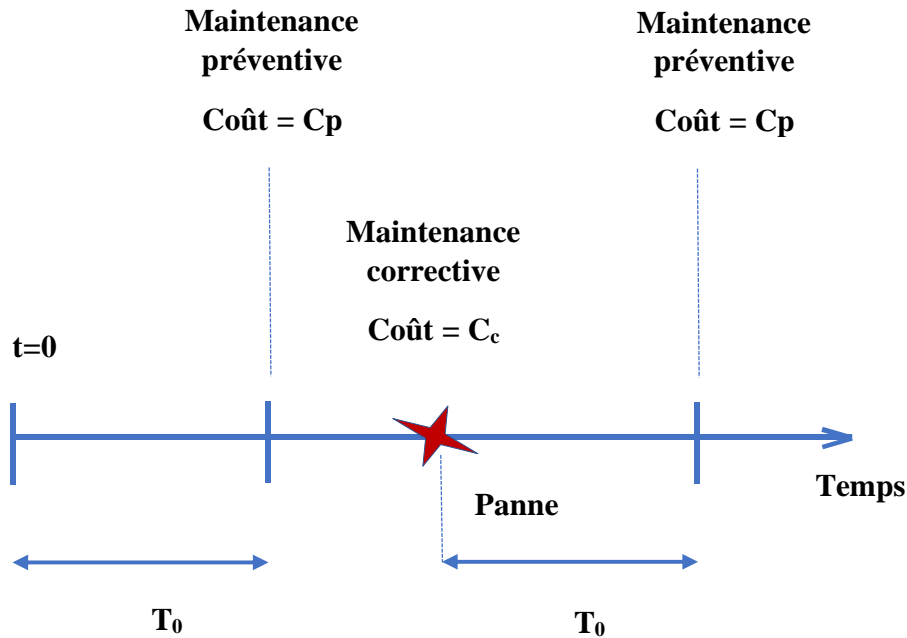


Figure 3.3. Politique de maintenance basée sur l'âge.

### 3.2.2.2. *Politique de remplacement périodique avec réparation minimale*

La politique de remplacement périodique avec réparation minimale suppose que les défaillances sont supprimées par un processus de réparation minimale (NHPP). Elle est comme toute politique de remplacement vise à remplacer, préventivement, l'élément à un instant de temps  $KT$  ( $K=1,2,\dots,n$ ).

Supposant que  $C_p$  et  $C_m$  représentent respectivement les coûts de la maintenance préventive et de la réparation minimale. La fonction du coût moyen peut se donner comme suit :

$$J(T) = \frac{C_p + C_m H(T)}{T} \quad (3.5)$$

Où  $H(T)$  représente la fonction cumulative du taux de défaillance. L'intervalle du coût optimal peut s'obtenir en minimisant la fonction du coût (3.5).

Dans le cas où nous avons plusieurs composants, N, représentant les mêmes caractéristiques de fiabilité, la fonction (3.5) s'écrit comme suit :

$$J(T) = \sum_{i=1}^N \frac{[C_{p,i} + C_{m,i}H_i(T)]}{T} \quad (3.6)$$

Les fonctions des coûts moyens de cette politique ont la possibilité de s'évoluer avec le nombre des défaillances en considérant plus d'une défaillance [35] contrairement à la politique de remplacement basée sur l'âge considérant qu'une seule défaillance [96].

### 3.2.2.3. *Politique de remplacement par blocs*

En négligeant l'historique de panne, cette politique consiste à suivre régulièrement une fréquence de MP ayant une durée  $T_0$  qui ne doit pas s'influencer par les différentes interventions de la maintenance corrective. Donc, les instants sur lesquels le composant doit se remplacer,  $T_0, 2T_0, 3T_0, \dots, nT_0$ , restent stables au cours du temps comme il est montré sur figure 3.4.

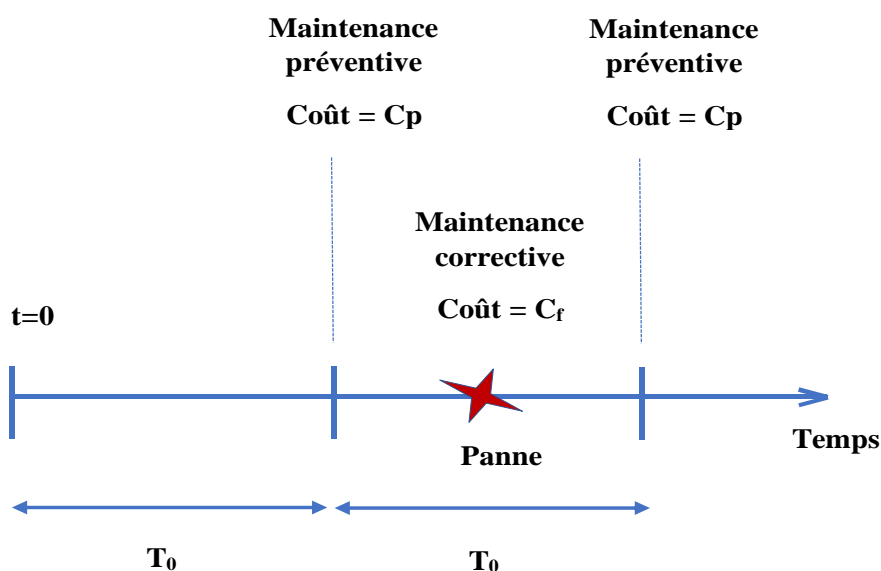


Figure 3.4. Politique de remplacement par Bloc.

La politique de remplacement basée sur l'âge se distingue de la politique de remplacement par blocs par le fait que cette dernière n'applique pas la règle de réinitialisation des décisions après les défaillances. Pour cela, la fonction d'optimisation du coût moyen doit s'exprimer en utilisant la notion du processus de renouvellement. A partir de  $C_f$  et  $M(T)$  représentant

respectivement le coût de remplacement après défaillance et la fonction cumulative du taux de défaillance d'un processus de renouvellement, le coût moyen de maintenance par unité de temps peut se donner comme suit :

$$J(T) = \frac{C_p + C_f M(T)}{T} \quad (3.7)$$

La période de remplacement optimale T est déterminée en minimisant la fonction (3.7). De même pour plusieurs composants, la formule (3.7) s'écrit comme suit :

$$J(T) = \sum_{i=1}^N \frac{[C_{p,i} + C_{f,i} M_i(T)]}{T} \quad (3.8)$$

#### ***3.2.2.4. Discussion sur les politiques de maintenance de remplacement préventif basées sur le temps***

Parmi les trois politiques décrites précédemment, la politique de remplacement périodique avec la réparation minimale, qui n'exige pas de conserver des enregistrements sur l'âge de l'élément, est moins contraignante que celle de remplacement basé sur l'âge du système. Cependant, la politique de remplacement de bloc est moins réaliste que la politique de remplacement d'âge, car un élément "jeune" peut être remplacé de manière préventive en engendrant des coûts immenses avec le temps.

Il est important de noter qu'une politique de maintenance de remplacement préventif basée sur les lois de fiabilité peut se généraliser en remplaçant le modèle de « réparation minimale » par les modèles de réparation imparfaite. Cette piste d'amélioration a été optée pour notre thèse afin de pouvoir exploiter les résultats du modèle d'intensité proportionnel généralisé (GPIM) et tenir compte des conditions réelles du système étudié. Ce type de généralisation de la politique de maintenance préventive a été décrit dans la partie ci-après.

### **3.3. Approches d'optimisation de la maintenance préventive basées sur les modèles imparfaits**

En se basant sur le processus non homogène de Poisson (réparation minimale), plusieurs auteurs ont utilisé les modèles de la réparation partielle pour optimiser la disponibilité et la maintenance des systèmes complexes réparables [97, 98, 99]. Percy et al [3] ont introduit un

modèle d'intensité proportionnel (PIM) afin de rendre réalisable la modélisation des systèmes complexes réparables constituant un grand nombre des composants tout en incluant des informations relatives à leurs conditions d'exploitation. Ce modèle a montré une grande flexibilité dans l'analyse des données des industries de processus continu où les coûts de la réparation et de la maintenance planifiée sont élevés. Cette étude, qui a été appliquée sur un historique de quatre pompe d'huile [7], a montré que la programmation à horizon variable est plus facile que celle à horizon fixe et prédéfini. Kobbacy et al [72], dans une autre étude, ont montré que la programmation à horizon variable et fixe découlent des mêmes résultats. Cette dernière étude a utilisé le modèle du risque proportionnel (PHM) plutôt que celui d'intensité proportionnelle (PIM).

Le choix entre les résultats donnés par ces modèles d'optimisation est argumenté par deux critères principaux : un critère économique et un critère de disponibilité.

Le critère économique, comme il est montré dans la section (3.2.2.2), représente le coût moyen,  $C(L)$ , par unité de temps pour  $k$  simulations et peut se donner comme suit :

$$C(L) = \frac{\sum_{i=1}^k c_{mp}^i + v_i c_{mc}^i}{kL} \quad (3.9)$$

Où

- $v_i$  : représente le nombre de défaillance pour un cycle de MP et suit un processus de réparation imparfaite ;
- $L$  : représente l'intervalle de MP examiné ;
- $c_{mp}^i$  et  $c_{mc}^i$  sont respectivement les valeurs moyennes des coûts de MP et MC pouvant s'obtenir opérationnellement.

Tandis que le critère de disponibilité représente la disponibilité moyenne par unité de temps pour  $k$  simulations et peut se donner par la formule suivante :

$$A(L) = \frac{\sum_{i=1}^k (L - (t_{mp}^i + v_i t_{mc}^i))}{kL} \quad (3.10)$$

Où  $t_{mp}^i$  et  $t_{mc}^i$  représentent respectivement le temps moyen d'une maintenance préventive et corrective. Ensuite, Cette approche a été généralisée en substituant les deux modèles

d'intensité et de risque proportionnels (PHM et PIM) par le modèle d'intensité proportionnelle généralisée (GPIM). Ce changement était bénéfique pour les raisons suivantes :

- Les deux modèles (PIM et PHM) n'ont pas incorporé l'effet de la maintenance préventive et corrective, les deux en même temps, lors de la simulation des MP ;
- Les mêmes modèles ont présenté une approche compliquée notamment pour celle de Kobbacy [72] qui a considéré deux fonctions différentes de MP et MC sans préciser la loi de distribution suivie par le taux de défaillance.

Percy et Alkali [4] ont permis, en se basant sur le GPIM, d'adopter une stratégie de maintenance préventive rentable et optimale. Ils ont montré que ce modèle peut conduire à des économies de coûts considérables. Cependant, la programmation des intervalles de MP a été faite à horizon fixe sur lequel les différents cycles sont combinés dans une échelle de temps prédéfinie [100].

L'optimisation de la politique de maintenance préventive par le GPIM a été appliquée ensuite sur un système de turbine à gaz [77]. Dans cette étude, le GPIM était particulièrement bénéfique pour les processus présentant une non-stationnarité. L'auteur a mis l'accent sur l'importance de réaliser l'optimisation à horizon fixe approprié au système étudié. Plusieurs fonctions déterministes et constantes de MC sont examinées dans cette étude afin de choisir celle qui donne une meilleure qualité d'ajustement.

Le GPIM peut être utilisé pour des politiques de maintenance basées sur les conditions si les informations concernant des indicateurs précis sont disponibles. Dans [5], les informations des indicateurs de l'état sont prises en compte dans l'optimisation de la maintenance préventive où une série d'exemples de scénarios associés au système de porte du matériel roulant a été présenté. Les défis associés à l'amélioration des performances et de la fiabilité des portes ainsi que leurs effets sur les opérations de service sont clairement mis en évidence. Les résultats de l'essai de surveillance de l'état effectué sur les systèmes de porte ont montré une nouvelle évolution vers la surveillance de l'état des composants critiques des systèmes de porte.

Le GPIM se caractérise par sa grande souplesse ce qui lui permet d'être capable d'optimiser la politique de maintenance d'un grand nombre de domaines d'application.

#### **3.3.1. Méthodes de simulation des intervalles de MP pour des horizons différents**

Etant donné qu'il n'y a pas une solution analytique pour optimiser le coût moyen sur un horizon donné, des algorithmes et des logiciels doivent s'utiliser avec un nombre important de simulations pour résoudre ce problème. Cependant, la méthode de simulation des intervalles de



MP dépend du type d'horizon sur lequel l'optimisation sera effectuée. A cet effet, on distingue les deux types de simulation présentés ci-dessous.

### **3.3.1.1. La simulation à horizon variable**

Un horizon variable qui fait partie des horizons infinis peut se proposer dans le cas où aucun horizon n'est spécifié. Il est souvent utilisé pour les systèmes stationnaires impliquant les modèles basés sur le processus de renouvellement.

La simulation à horizon infini est commencée en générant un nombre pseudo aléatoire,  $x$ , représentant le temps de défaillance associé à une distribution de probabilité de défaillance prédéfinie. Ce temps simulé est comparé avec un horizon  $L$  de la manière suivante [29]:

- Si  $x < L$ , le nombre des défaillances est incrémenté par 1 ;
- Si  $x > L$ , le nombre de défaillance prend sa dernière valeur et la simulation s'arrête.

Cette opération se répète pour  $i=1000$  (ou plus) simulations et le coût moyen pour l'intervalle de MP est donné comme suit :

$$K = \frac{\sum_{i=1}^{n=1000} K_i}{L} \quad (3.11)$$

Avec  $K_i$  est le coût moyen pour une seule simulation.

Maintenant, nous devons répéter l'opération pour plusieurs valeurs différentes de  $L$  en essayant de trouver parmi ces intervalles ( $L_1, L_2, \dots, L_n$ ) celui qui minimise le coût attendu par unité de temps. L'horizon ne s'appelle « horizon variable » que lorsque on fait cette variabilité des intervalles  $L$  de MP [101, 102].

Pour bien illustrer la simulation à horizon variable, nous avons montré les étapes détaillées dans l'algorithme présenté sur la figure 3.5.

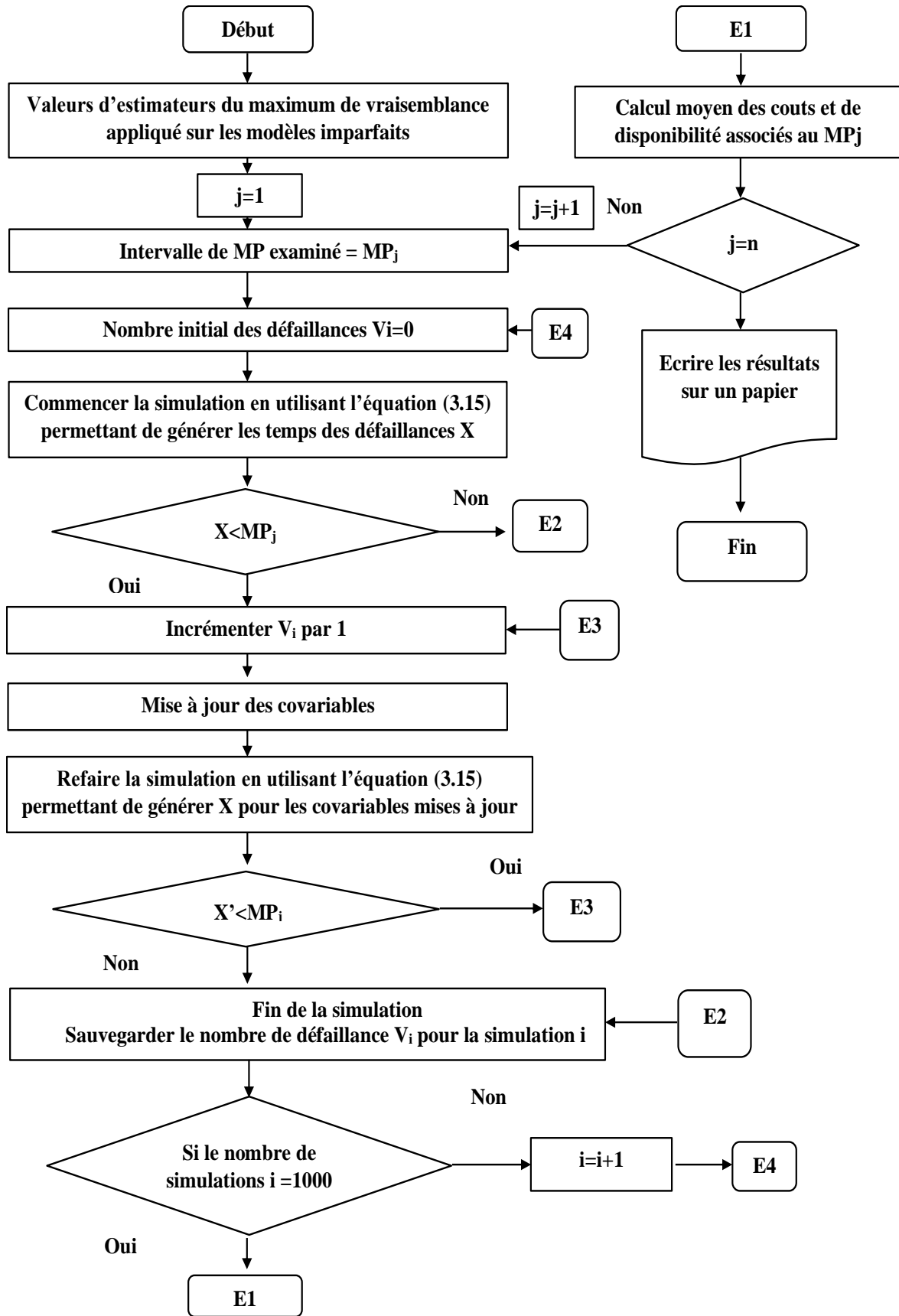


Figure 3.5. Algorithme de simulation des MP à horizon variable.

Supposant que les différentes valeurs des modèles de réparation imparfaite sont obtenues par la méthode du maximum de vraisemblance, il ne reste pour pouvoir commencer l'algorithme d'optimisation que l'équation permettant de générer des temps de défaillance. Si on procède avec la loi log linéaire, nous commençons par l'instant  $t$ , le temps jusqu'à la prochaine défaillance à l'instant  $t+x$  peut être déterminé en passant par la densité de probabilité de défaillance conditionnelle suivante :

$$\begin{aligned}
 f(x|t, \lambda(t)) &= \lambda_0(t+x) \left( \prod_{i=1}^{p(t)} P_i \right) \left( \prod_{j=1}^{c(t)} C_j \right) \exp(X'_t \gamma) \\
 &\times \exp \left\{ - \left( \int_t^{t+x} \lambda_0(u) du \right) \left( \prod_{i=1}^{p(t)} P_i \right) \left( \prod_{j=1}^{c(t)} C_j \right) \exp(X'_t \gamma) \right\} \\
 &= k_t \alpha \beta^{t+x} \exp \left\{ - \frac{k_t \alpha}{\log(\beta)} (\beta^{t+x} - \beta^t) \right\}, x > 0
 \end{aligned} \tag{3.12}$$

Avec le constant connu

$$k_t = \left( \prod_{i=1}^{p(t)} P_i \right) \left( \prod_{j=1}^{c(t)} C_j \right) \exp(X_t^T \gamma) \tag{3.13}$$

Dans ce stade de résolution, la méthode de la transformée inverse semble efficace pour générer des valeurs de temps de défaillance  $x$  en se basant sur la fonction de répartition de la défaillance de la loi log linéaire qui est donnée comme suit :

$$\begin{aligned}
 F(u|t, \lambda(t)) &= \int_0^x f(u|t, \lambda(t)) du \\
 &= 1 - \exp\left(-\frac{k_t \alpha}{\log(\beta)} (\beta^{t+x} - \beta^x)\right), \quad x > 0
 \end{aligned} \tag{3.14}$$

L'intégrale a été résolu en remplaçant  $v$  par  $\beta^{t+u}$ . Si nous définissons  $p$  comme un nombre pseudo aléatoire (de loi uniforme  $U(0,1)$ ) et nous réorganisons l'équation (3.14), nous obtiendrons :

$$x = \log\left(1 - \frac{\log(\beta)}{k_t \alpha \beta^t} \log(p)\right) / \log(\beta) \tag{3.15}$$

Cette formule nous a permis de générer des temps de défaillance aléatoires. Chaque valeur de temps trouvée doit se comparer avec l'intervalle de MP sélectionné au départ. Si cette durée est inférieure à l'intervalle de MP sélectionné, les valeurs des covariables sont mises à jour et le temps jusqu'à la prochaine défaillance sera réexaminé. Ce processus se poursuit jusqu'à ce que le temps de la défaillance suivante dépasse l'intervalle de MP sélectionné. Le nombre moyen de pannes (noté  $V_i$  sur l'algorithme de simulation) est compté sur  $k = 1000$  (ou plus) simulations et le coût moyen par unité de temps pourra donc être estimé pour cet intervalle de MP.

Le modèle à horizon variable discuté ci-dessus peut être critiqué pour son critère. Fondamentalement, les coûts par unité de temps sont comparés entre eux sur des horizons différents. Pour cela, la programmation à horizon variable peut se remplacer par la programmation à horizon fixe décrit ci-dessous.

**3.3.1.2.      *La simulation à horizon fixe***

Dans cet horizon fixe, au lieu de générer un intervalle de MP simulé à plusieurs reprises, la simulation sera effectuée sur tout l'horizon  $h$  en accumulant les coûts de MP et de MC sur cette période. Dans ce modèle, on cherche de trouver la meilleure combinaison, sur l'horizon  $h$ , entre les différents cycles de MP simulés. Le nombre de défaillance sur chaque intervalle de MP est obtenu de la même façon que la programmation à horizon variable, cependant, sur chaque MP ou MC enregistrée dans la simulation, les covariables doivent se mettre à jours et le processus continu à simuler une autre MP jusqu'à la fin de l'horizon fixe [100]. Dans ce cas, l'horizon est fini et permet d'établir une politique de remplacement sur une période prédéterminée.

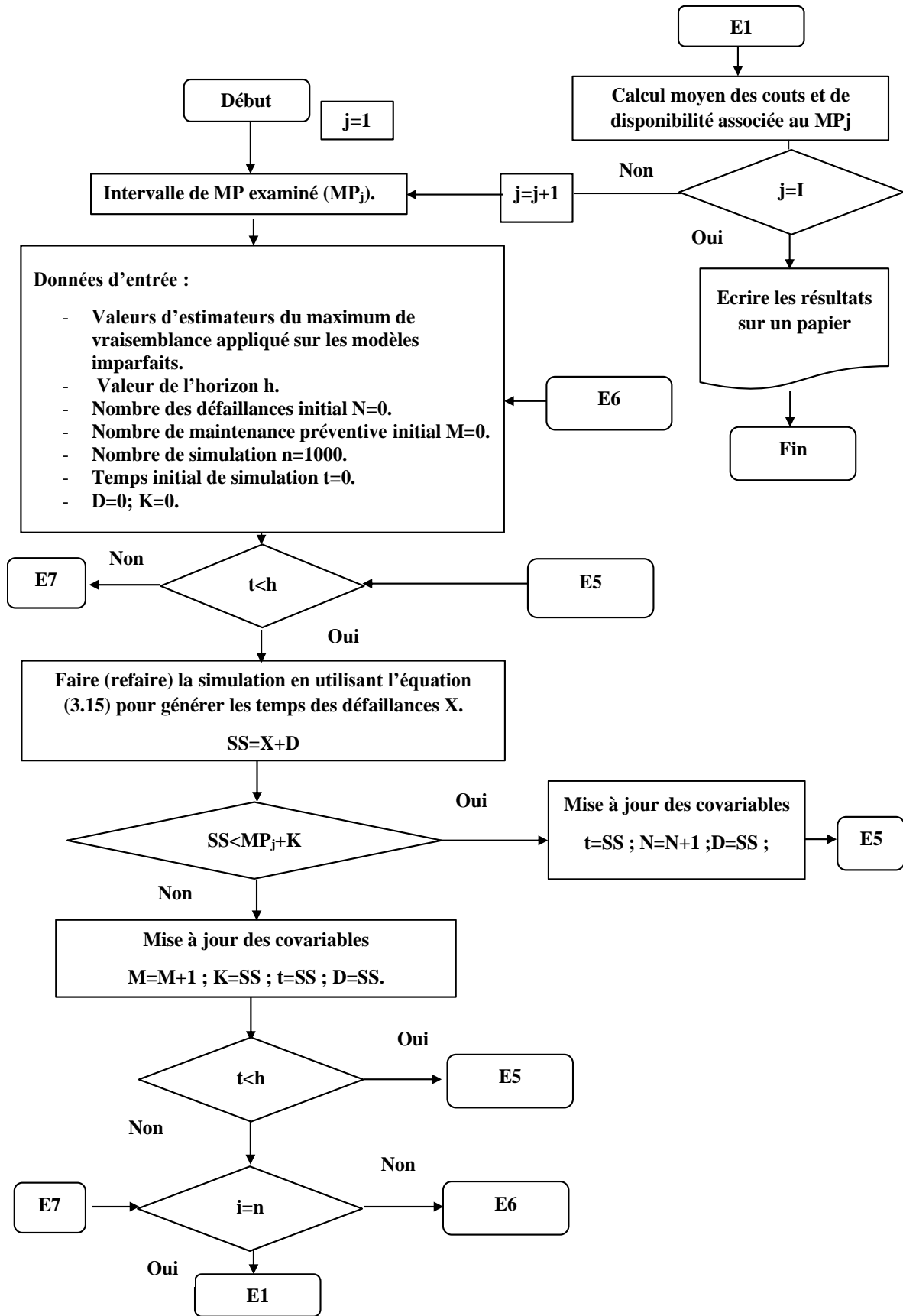


Figure 3.6. Algorithme de simulation des MP à horizon fixe.

### **3.4. Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons discuté l'ensemble des politiques de maintenance ayant pour objectif l'optimisation des actions de la maintenance préventive. Parmi ces politiques, nous avons opté celle qui nous a permis d'exploiter le modèle d'intensité proportionnelle généralisée (GPIM) capable de bien décrire l'environnement sur lequel le système fonctionne. Dans le chapitre suivant, l'optimisation de la fréquence de MP avec ces modèles est considérée, à horizon fixe et variable, pour un historique réel de maintenance et de fiabilité d'une pompe à huile d'étanchéité.

# Chapitre 4 :

## Application

### *Sommaire*

---

<b>Chapitre 4: Application .....</b>	<b>60</b>
<b>4. Application.....</b>	<b>60</b>
4.1. Introduction .....	60
4.2. Quantification des effets des défaillances des sous-systèmes du compresseur..	61
4.3. Analyse dysfonctionnelle du compresseur par la méthode HAZOP pour les scénarios en relation avec la pompe à huile d'étanchéité .....	64
4.4. Application de modélisation.....	66
4.5. Programmation de la maintenance préventive .....	75
4.6. Conclusion.....	80



## **Chapitre 4: Application**

### **4. Application**

#### **4.1. Introduction**

La plupart des industries pétrolières en Algérie sont des installations se caractérisant par leurs processus de production en continue qui nécessitent d'avoir en permanence un flux de brut provenant des gisements environnants. Cependant, ces derniers ont vécu une chute de pression rendant impossible l'extraction naturelle du brut. A cet effet, la réinjection du gaz comprimé est devenue une technique indispensable pour répondre aux objectifs économiques des industries pétrolières en Algérie. Cette technique est assurée par des compresseurs de gaz à haute pression qui peuvent se classer comme des équipements critiques capables d'engendrer des dégâts humains, matériels, environnementaux et aussi économiques. Ces impacts négatifs sont généralement la conséquence des déviations dans le processus du compresseur qui doit se maîtriser par plusieurs barrières de sécurité telles que les systèmes instrumentés de sécurité (SIS), le plan d'intervention, les systèmes d'extinction, etc., afin de limiter sa progression dans le temps. Ces déviations sont principalement causées par la défaillance des équipements du compresseur tels que les vannes, les brides, les joints, les pompes, etc. Afin de prévenir la survenance de ces défaillances, des études fiabilistes s'avèrent indispensables pour prédire le comportement du système et avoir une vision claire sur l'environnement dans lequel il fonctionne. Ces études ont pour objectif d'intervenir sur le système avant que la défaillance soit arrivée. Cependant, cet objectif est difficile à atteindre dans la pratique et constitue un problème de recherche pour les industries vitales voulant optimiser leurs coûts d'exploitation tout en assurant la sûreté de fonctionnement des systèmes.

Dans ce chapitre, nous avons déterminé premièrement, en se basant sur un historique réel des actions de maintenance (présenté dans le tableau 1.1 du chapitre 1), l'élément le plus pénalisant du compresseur en utilisant la loi de Pareto. Puis, la méthode HAZOP a été appliquée sur le compresseur en mettant en évidence les conséquences pouvant engendrer suite à la défaillance de cet élément pénalisant. Ensuite, l'application du modèle d'intensité proportionnelle généralisée (GPIM) avec les différentes fonctions de base et de covariables nous a permis de choisir le meilleur modèle d'ajustement sur lequel l'approche d'optimisation de l'intervalle des

MP est fondée. Finalement, la programmation du meilleur intervalle de MP est effectuée selon deux formes :

- La première consiste à considérer un horizon de temps fixe et prédéfini préalablement ;
- La deuxième consiste à faire la programmation à horizon de temps variable (infini).

Les résultats des simulations sont exprimés en fonction de l'unité Barils/Jours constituant l'enjeu majeur pour chaque entreprise de production pétrolière. La comparaison et l'interprétation des résultats trouvés permettent de proposer la meilleure périodicité des MP pouvant répondre aux exigences de l'entreprise.

### **4.2. Quantification des effets des défaillances des sous-systèmes du compresseur**

Afin de déterminer l'élément le plus pénalisant du compresseur, la loi de Pareto constitue une technique simple et efficace pour mettre en évidence, de façon quantitative, les sous-systèmes ayant une forte influence sur le nombre total des effets. Pour ce faire, les résultats d'application de la loi de Pareto, présentés dans le tableau 4.1, sont exprimés en fonction du temps d'arrêt technique (TTR) et des coûts de maintenance en Dinar algérien pour chaque sous-système du compresseur pris en compte.

Les résultats d'application du diagramme de Pareto, présentés sur la figure 4.1, montrent que les 14% des sous-systèmes se composant de la pompe à huile et de la vanne anti-pompage engendrent près de 55% des coûts globales de maintenance et du temps d'arrêt du compresseur. Cependant, la pompe à huile d'étanchéité a présenté seule un effet de 39,5% ce qui lui a confié d'être le sous-système le plus pénalisant du compresseur.

Tableau 4.1. Résultats d'application de la loi de Pareto.

Sous-systèmes	N°	Coûts de maintenance Ordonnés (DA)	Coûts en pourcentage %	Coûts cumulé (DA)	Coûts cumulés En pourcentage %	Sous-systèmes	TTR Ordonné (Heurs)	TTR en pourcentage %	TTR Cumulé (Heurs)	TTR cumulé en pourcentage %
Pompe à huile	1	851372	39,4	851372	39,4	Pompe à huile	576	39,5	576	39,5
Vanne anti-pompage compresseur BP GB1001	2	332201	15,4	1183573	54,8	Vanne anti-pompage compresseur BP GB1001	259	17,8	835	57,3
Compresseur centrifuge a gaz BP	3	242502	11,2	1426075	66	Filtre huile d'étanchéité BP sur GB1001.	140	9,6	975	66,9
Filtre huile d'étanchéité BP sur GB1001	4	182983	8,5	1609058	74,5	Compresseur centrifuge a gaz BP	120,5	8,3	1095,5	75,2
Vanne de réglage de pression d'huile sur V1010	5	182857	8,5	1791915	83	Vanne de réglage de pression d'huile sur V1010	99	6,8	1194,5	82
Vanne by-pass de la ROV1-301 entrée GB1001	6	117145	5,4	1909060	88,4	Vanne by-pass de la ROV1-301 entrée GB1001	72	4,9	1266,5	86,9
Fuite de gaz externe par opérateur de la vanne sortie GB1001 du collecteur banalisation	7	78530	3,6	1987590	92	Aéroréfrigérant gaz 2 <sup>ème</sup> étage GB1001	70	4,8	1336,5	91,7
Aéroréfrigérant gaz 2 <sup>ème</sup> étage GB1001	8	62220	2,9	2049810	94,9	Cellule moteur Aero gaz 1 <sup>er</sup> étage	48,5	3,3	1385	95
Cellule moteur Aero gaz 1 <sup>er</sup> étage	9	38602	1,8	2088412	96,7	Fuite de gaz externe par opérateur de la vanne sortie GB1001 du collecteur banalisation	33,5	2,3	1418,5	97,3

## Chapitre 4 : Application

Sous-systèmes	N°	Coûts de maintenance Ordonnés (DA)	Coûts en pourcentage %	Coûts cumulés (DA)	Coûts cumulés En pourcentage %	Sous-systèmes	TTR Ordonné (Heurs)	TTR en pourcentage %	TTR Cumulé (Heurs)	TTR cumulé en pourcentage %
Boucle de déplacement HP MR1001 coté TG1001	10	23706	1,1	2112118	97,8	Boucle de déplacement HP MR1001 coté TG1001	10	0,7	1428,5	98
Transmetteur de pression aspiration 1 <sup>er</sup> étage GB1001	11	19185	0,9	2131303	98,7	Pressostat différentiel sur vanne ROV1-300	10	0,7	1438,5	98,7
Pressostat différentiel sur vanne ROV1-300	12	17781	0,8	2149084	99,5	Vanne de torche refoulement GB1001	8	0,5	1446,5	99,2
Vanne de torche refoulement GB1001	13	8562	0,4	2157646	99,9	Transmetteur de pression aspiration 1 <sup>er</sup> étage GB1001	6	0,4	1452,5	99,6
Transmetteur de débit aspiration 1 <sup>er</sup> étage GB1001	14	3385	0,1	2161031	100	Transmetteur de débit aspiration 1 <sup>er</sup> étage GB1001	5	0,3	1457,5	99,9
			TOTAL	2161031	100%	TOTAL	1457,5			

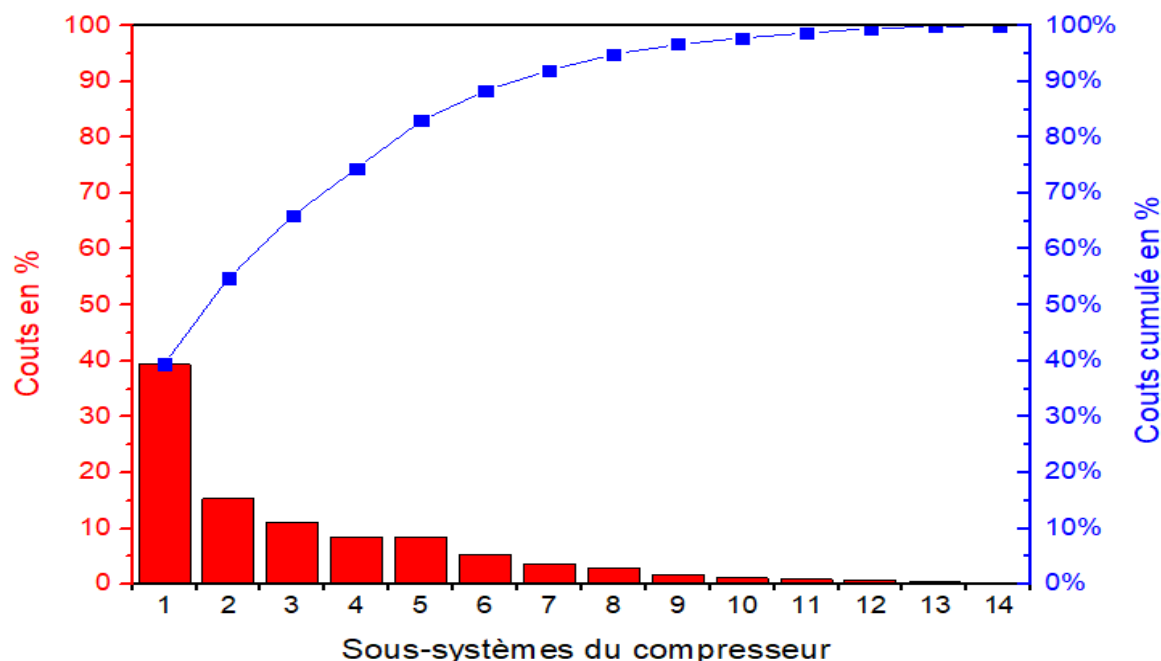


Figure 4.1. Diagramme de Pareto des sous-systèmes en fonction des coûts de réparations.

Ces conclusions permettent d'économiser nos efforts et d'orienter nos actions correctives en ciblant directement le système critique nécessitant une amélioration immédiate et obligatoire pour limiter ses effets néfastes.

### 4.3. Analyse dysfonctionnelle du compresseur par la méthode HAZOP pour les scénarios en relation avec la pompe à huile d'étanchéité

La pompe à huile d'étanchéité sert à réaliser un barrage d'huile aux éventuelles fuites de gaz du compresseur en fournissant une pression d'huile supérieure à la pression de gaz ( $P_{\text{huile}} > P_{\text{gaz}}$ ). Tout dysfonctionnement de la pompe à huile peut conduire à une déviation dans les paramètres thermo-hydrauliques du compresseur en engendrant son arrêt d'urgence par un système qui s'appelle ESD (emergency shut-down). La méthode HAZOP peut faire l'objet d'une analyse dysfonctionnelle de ce type de système en identifiant les scénarios d'accident du système et leurs conséquences possibles sur les équipements, les personnes et l'environnement. Les résultats d'application de cette méthode sont présentés dans le tableau 4.2 [103].

Tableau 4.2. Résultats d'application de la méthode HAZOP sur le compresseur.

Mot clés	Paramètre	Déviations	Causes	Conséquences	G	Pr	Cr	Barrières de sécurité existantes	G'	Pr'	Cr'
Basse	Pression	Basse pression d'huile	Huile d'étanchéité sous pression insuffisante sur le compresseur	Haute vibration du compresseur	4	2		-Alarme de bas niveau d'huile d'étanchéité avec le démarrage de la pompe auxiliaire d'huile d'étanchéité ;  -Arrêt de la machine après une détection de très bas niveau d'huile d'étanchéité ;  -Alarme et sécurité de la basse pression d'huile d'étanchéité (alarme + arrêt la machine) ;  -Lutte anti-incendie (moyens fixes et mobiles) ;  -Installation du Matériel électrique ADF.	4	1	
Bas	Niveau	Bas niveau d'huile d'étanchéité		Endommagement des bagues d'étanchéité							
				Passage de gaz dans le retour d'huile de lubrification (caisse à huile)							
				Émission de gaz à l'atmosphère par l'évent de la caisse d'huile (extérieur bâtiment)							
				Risque de feu/UVCE							
				Risque de rupture des canalisations d'huile et/ou de gaz due aux vibrations							
Risque d'inflammation d'huile /gaz dans le bâtiment											

Les résultats de la méthode HAZOP ont montré, en se basant sur la grille de criticité présentée dans le chapitre 1 sur la figure 1.7, qu'un risque inacceptable peut se concrétiser si les barrières de sécurité existantes subissent une défaillance à la sollicitation.

Après avoir déterminé la pompe à huile comme le système le plus pénalisant du compresseur, nous pouvons commencer notre approche de programmation du meilleur intervalle de maintenance préventive (MP) en passant par l'ensemble des modélisations fiabilistes nécessaires.

### 4.4. Application de modélisation

La pompe à huile d'étanchéité (décrit dans l'annexe A) est un système réparable complexe qui suit une fréquence de maintenance préventive préétablie en supposant qu'elle se comporte comme un processus stationnaire. Cependant, ce processus idéal n'existe pas dans la réalité et ne reflète pas correctement le comportement du système qui dépend de plusieurs facteurs explicatifs dont l'effet de la maintenance préventive présente en lui-même une influence sur l'évolution de l'intensité de la défaillance du système.

A cet effet, le modèle d'intensité proportionnelle généralisée (GPIM) a été proposé pour simuler la performance prédictive de la pompe à huile en se basant sur son historique de fiabilité et de maintenance d'une période de près de huit (08) ans. Cet historique, présenté dans le tableau 1.1, contient des informations sur le temps de bon fonctionnement, la criticité de la défaillance et la description des actions de maintenance ainsi que leurs types (MP ou MC).

Avant d'appliquer le GPIM, nous avons commencé par l'application du modèle de réduction d'intensité (IRM) qui est considéré comme un modèle de base du GPIM. Ce modèle ne permet de prendre que la covariable multiplicative de la MC dans sa fonction d'intensité de défaillance donnée par l'expression (2.3) dans la section (2.2). Il permet de donner une idée sur l'efficacité de la maintenance corrective (MC) caractérisée par la valeur du facteur d'échelle multiplicatif "C". Etant donné que le IRM n'a pas de solution analytique, les estimateurs du maximum de vraisemblance (MLE) peuvent être obtenus par les méthodes de la région de confiance ou la méthode du point intérieur en se basant sur le logiciel MATLAB. Les résultats des estimateurs du maximum de vraisemblance de la modélisation par le IRM avec trois types de fonctions d'intensité de base  $\lambda_0(t)$  sont présentés dans le tableau 4.3.

Tableau 4.3. Estimation des valeurs des paramètres du IRM pour les différentes fonctions d'intensité de base.

Modèle	Intensité de base	Log vraisemblance estimée	Estimation des paramètres		
			$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}$	$\hat{C}$
IRM	Constante	-96.99	2.8 E-3	/	1.19
	Log linéaire	-93.04	4.88E-5	1.003	0.6
	Loi de puissance	-94.3	5.7 E-8	1.6	0.98

Les résultats du tableau 4.3 montre que le IRM représente une meilleure qualité d'ajustement avec la fonction d'intensité de base de la loi log linéaire en donnant la plus grande valeur du log vraisemblance (-93.04). On peut déduire à travers ces résultats que la maintenance corrective a un effet bénéfique sur l'intensité de la défaillance avec un facteur d'échelle multiplicatif  $\hat{C} < 1$ . Cet effet est montré sur la figure 4.2 après chaque action de maintenance corrective. La valeur du log vraisemblance de la fonction d'intensité de la loi constante est la plus petite puisqu'elle est imbriquée dans les autres modèles et ne contient qu'un seul paramètre avec le facteur d'échelle multiplicatif  $\hat{C}$ .

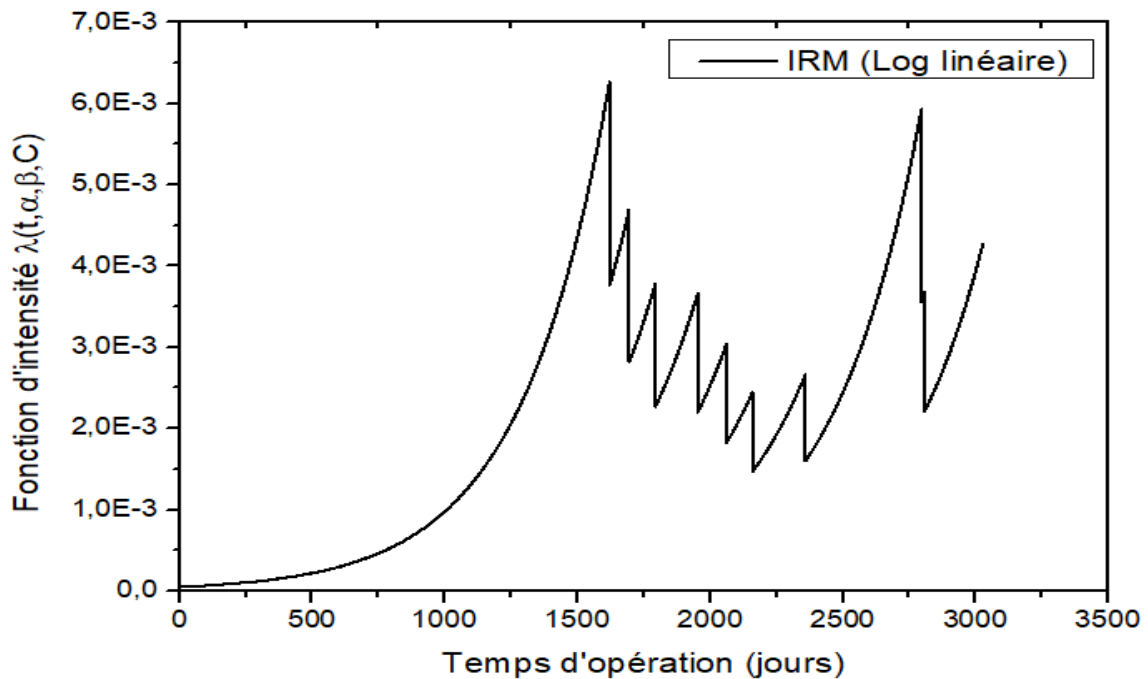


Figure 4.2. IRM avec la loi log linéaire adapté aux données de la pompe à huile.



Les résultats de cette modélisation sur la pompe à huile ont été déjà validés par plusieurs travaux précédents en s'appuyant sur les données générées par Ascher and Feingold [2, 3]. Dans notre travail, l'effet bénéfique des actions correctives doit se confirmer par le GPIM de base qui examine, avec les MC, l'effet des actions de maintenance préventive exprimé par le facteur d'échelle multiplicatif "P".

Supposant que les facteurs d'échelle des MP et des MC sont égaux et constants, les résultats d'optimisation pour le GPIM de base sont présentés dans le tableau 4.4 et les graphes des fonctions d'intensité de la défaillance correspondants aux trois fonctions de base (loi de puissance, log linéaire, constante) sont présentés sur les figures 4.3-4.5.

Tableau 4.4. Valeurs estimées des paramètres de GPIM de base pour les différentes intensités de base.

Modèle	Intensité de base	Log vraisemblance estimée	Estimation des paramètres				
			$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}$	$\hat{P}$	$\hat{C}$	$\hat{\gamma}$
GPIM de base	Constante	-60.32	1.6 E-3	/	1.34	0.99	/
	Log linéaire	-51.02	2.13E-9	1.01	0.178	0.25	/
	Loi de puissance	-57.74	7.5 E -8	1.48	1.13	0.86	/

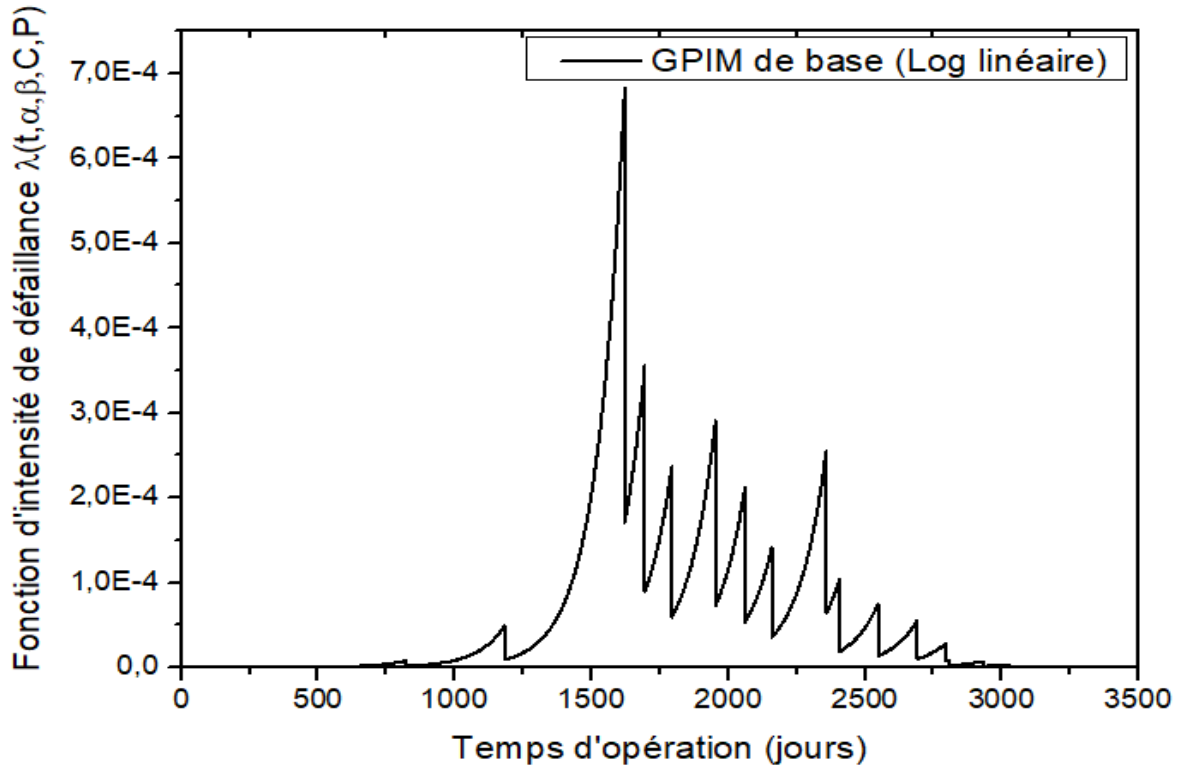


Figure 4.3. GPIM de base avec la loi log linéaire adapté aux données de la pompe à huile.

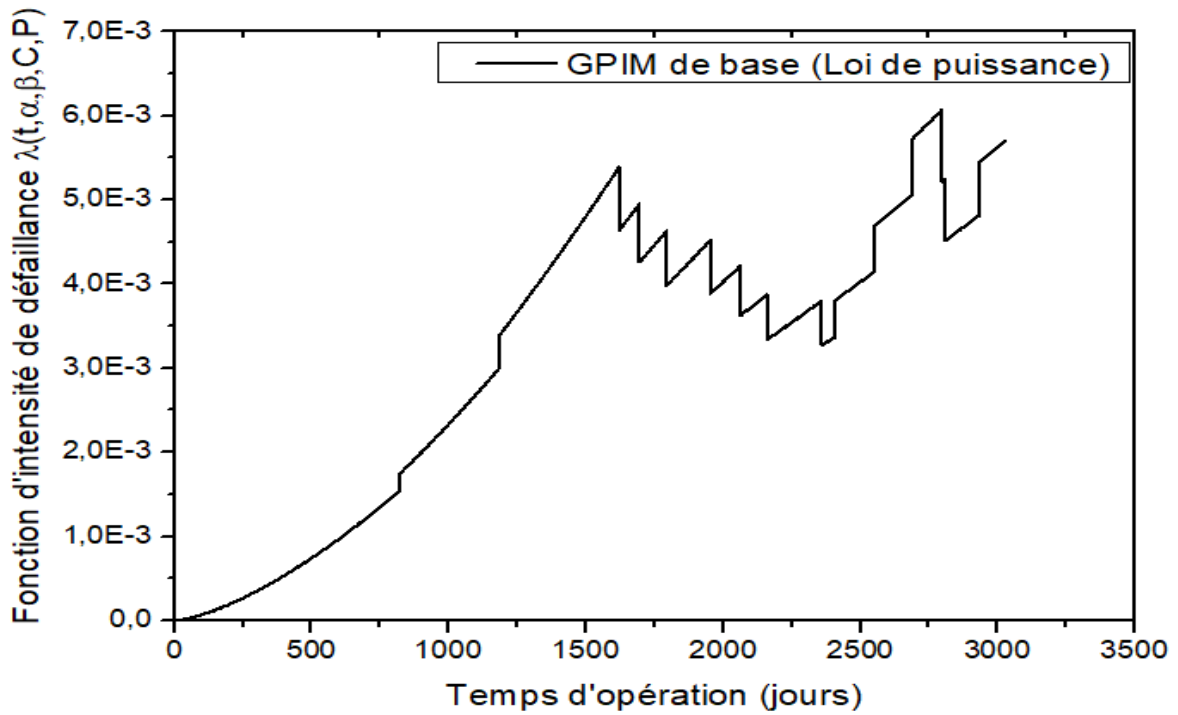


Figure 4.4. GPIM de base avec la loi de puissance adapté aux données de la pompe à huile.

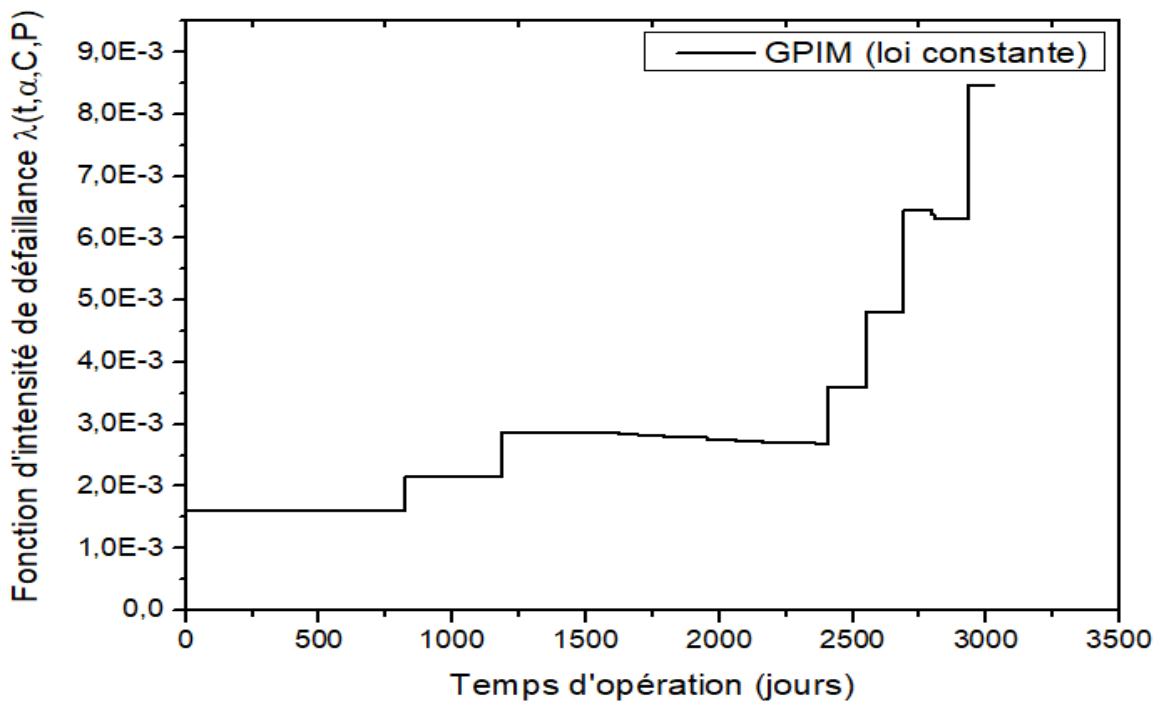


Figure 4.5. GPIM de base avec la loi constante adapté aux données de la pompe à huile.

On remarque que les valeurs du maximum de log vraisemblance de toutes les fonctions d'intensité de base du GPIM sont plus grandes que celles du IRM ce qui a confié au GPIM d'être un modèle plus consistant et plus fiable. Parmi ces valeurs du maximum de log vraisemblance, le GPIM de base de la loi log linéaire représente la meilleure qualité d'ajustement. Ce dernier a montré que les MP et les MC ont un effet bénéfique qui réduit l'intensité de la défaillance avec des valeurs  $\hat{P}$  et  $\hat{C}$  inférieures à 1. Cet effet est bien illustré sur la figure 4.3 après chaque action de maintenance tandis que la figure 4.6 compare l'évolution des fonctions d'intensité de la défaillance des deux modèles (GPIM et IRM) avec le temps.

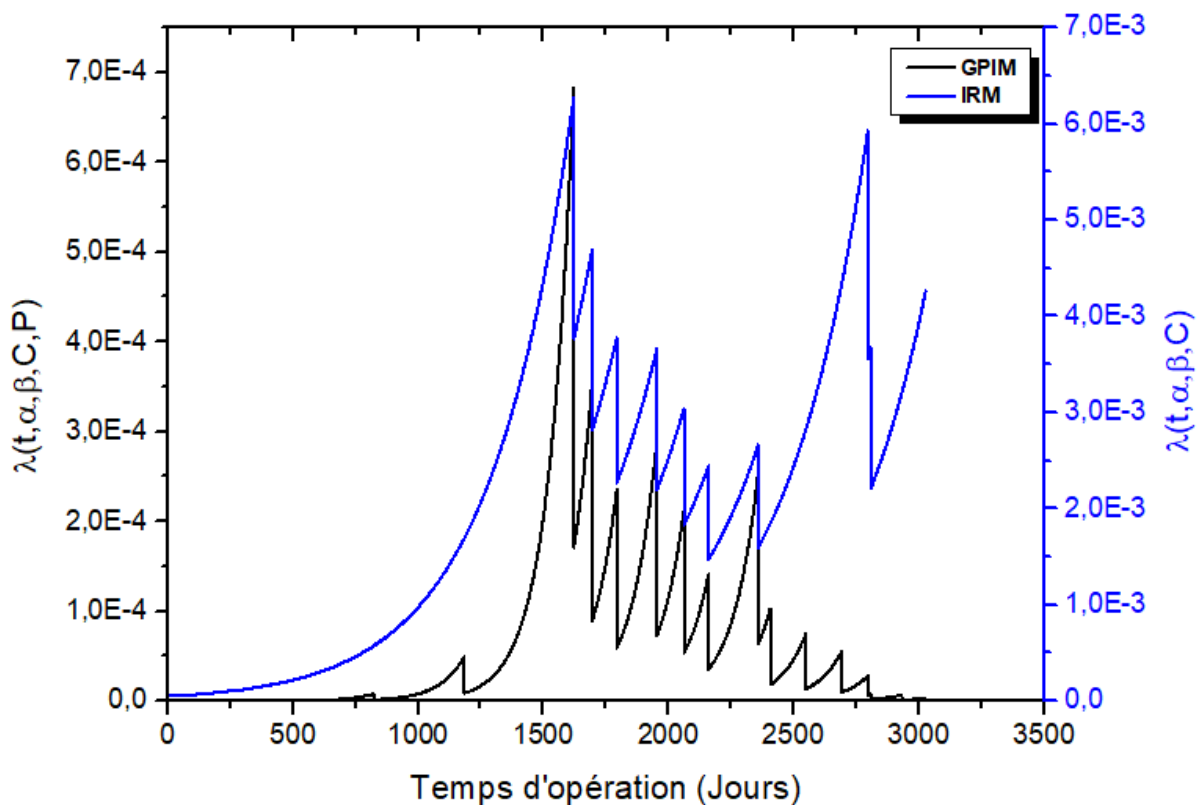


Figure 4.6. Comparaison entre les modèles GPIM et PIM.

Malgré que les deux autres modèles (Loi de puissance et constante) ne présentent pas la meilleure qualité d'ajustement, la loi de puissance (Weibull) montre une dégradation rapide du système avec une valeur de paramètre de forme  $\hat{\beta} > 1$ . Le système suit dans ce cas un comportement d'usure (de vieillissement) comme il est montré sur la figure 4.4. En évoquant la caractéristique de la loi log linéaire qui est utile pour modéliser les systèmes complexes

réparables ayant une détérioration rapide, on peut expliquer la raison pour laquelle elle a donné la meilleure qualité d'ajustement.

Le GPIM peut considérer d'autres formes des facteurs d'échelles multiplicatifs que celle constante utilisée précédemment. Dans cette étude, nous nous intéressons en particulier à la forme déterministe du facteur d'échelle multiplicatif " C" de la maintenance corrective où quatre fonctions spécifiées de j ou de tj sont considérées :

$$C_i = \exp(-j C) \tag{4.1}$$

$$C_i = 1 - \exp(-j C) \tag{4.2}$$

$$C_i = \exp(-T_j C) \tag{4.3}$$

$$C_i = 1 - \exp(-T_j C) \tag{4.4}$$

Les fonctions (4.1) et (4.3) représentent un comportement strictement décroissant en indiquant que la MC devient plus efficace au fil du temps. Cependant, les fonctions (4.2) et (4.4), qui représentent le complémentaire à 1 des deux autres fonctions, indiquent que la MC devient moins efficace avec le temps et suit un comportement strictement augmentant. Les résultats de la modélisation avec ces fonctions déterministes sont présentés dans le tableau suivant.

Tableau 4.5. Estimation des log-vraisemblables pour les modèles d'intensité proportionnelle généralisée (GPIM)

Modèle	Fonction de MC	Fonction d'intensité de base		
		Constante	Log linéaire	Loi de puissance
GPIM de base	Constante	- 60.32	<b>-51.02</b>	-57.74
	1	-59.38	<b>-50.92</b>	-57.01
	2	-60.3	-54.65	-57.9
	3	-60.3	-51.4	-57.9
	4	-60.3	-51.04	-57.98

On peut remarquer que la forme déterministe (4.1) et la forme constante constituent les meilleurs modèles d'ajustement. Les valeurs des paramètres de ces deux modèles sont présentées dans le tableau suivant.

Tableau 4.6 Valeurs des paramètres des meilleurs modèles d’ajustement pour le GPIM de base.

GPIM de base	Fonction MC	Log vraisemblance estimée	Estimation des paramètres			
			$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}$	$\hat{P}$	$\hat{C}$
Log linéaire	Constante	-51.02	2.13E-9	1.01	0.178	0.25
	Déterministe (1)	-50.92	7.54E-9	1.01	0.74	0.29

Afin de valider les résultats précédents et se rapprocher mieux du comportement réel de la pompe à huile, le modèle GPIM de la loi log linéaire a été étendu pour permettre l’incorporation d’autres facteurs explicatifs tels que le temps depuis la dernière action de maintenance (TDM) et la criticité de la défaillance (CD). L’objectif de choisir le temps depuis la dernière action de maintenance comme une covariable est d’examiner la possibilité que le système peut se manifester, après une action de maintenance, avec un comportement de rodage. La deuxième covariable qualitative qui représente la criticité de la défaillance informe sur l’influence des défaillances critiques, devant se rétablir immédiatement, sur la disponibilité du système.

Sachant que la covariable ‘‘TDM’’ augmente linéairement avec l’âge du système  $t$  et la covariable ‘‘CD’’ prend une valeur binaire (1 pour les pannes dangereuses, sinon 0), nous pouvons traiter ces deux facteurs sans la nécessité d’appliquer des modèles compliqués avec des covariables dépendant du temps. Donc, nous devons prendre les valeurs des covariables sur les points juste avant les évènements.

Tableau 4.7. Estimation des paramètres de GPIM étendu

Modèles	covariables	Log vraisemblance estimée	Estimation des paramètres				
			$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}$	$\hat{P}$	$\hat{C}$	$\hat{\gamma}$
$\hat{C}$ Constant							
GPIM étendu	TDM	-49.04	5.6E-9	1.01	0.29	0.21	-0.005
	CD	-50.07	3.35E-10	1.01	0.20	0.28	0.21
	TDM	-48.13	7.851E-9	1.01	0.62	0.18	-0.009
	CD						1.35
	$\hat{C}$ Déterministe						
	TDM	- 50.84	9.67E-9	1.01	0.73	0.29	-0.0016
	CD	- 50.94	1.1E-8	1.008	0.97	0.29	0.38
	TDM	- 50.79	1.1E-7	1.007	1.043	0.27	-0.004
CD						0.69	

Les résultats du tableau 4.7 montrent que le GPIM avec  $\hat{c}$  constant représente la meilleure qualité d'ajustement. En comparant ces résultats avec ceux obtenus par le GPIM de base (tableau 4.6), on remarque que :

- Les mêmes résultats concernant l'effet des MC et MP sont retenus ;
- Le GPIM étendu de la loi log linéaire qui simule les deux covariables "TDM" et "CD" avec la forme constante du facteur d'échelle multiplicatif MC représente le meilleur modèle d'ajustement avec une valeur de log vraisemblance égale à -48,13. Ceci s'explique par le fait que ce dernier contient six paramètres tandis que le GPIM de base ne contient que quatre paramètres sans variables prédictives (covariables).

Les résultats de GPIM étendu avec la loi log linéaire et la forme constante des facteurs d'échelles multiplicatifs C et P sont présentés dans le tableau 4.8 .

Tableau 4.8. Estimation des paramètres de GPIM étendu pour  $\hat{c}$  constante.

Modèles	covariables	Log vraisemblance estimée	Estimation des paramètres				
			$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}$	$\hat{P}$	$\hat{c}$	$\hat{\gamma}$
$\hat{c}$ Constant							
GPIM étendu	TDM	-49.04	5.6E-9	1.01	0.29	0.21	-0.005
	CD	-50.07	3.35E-10	1.01	0.20	0.28	0.21
	TDM	-48.13	7.851E-9	1.01	0.62	0.18	-0.009
	CD						1.35

Il est important de noter que l'ajout d'une covariable n'implique pas nécessairement une amélioration dans la modélisation de la performance prédictive du système, mais plutôt, une covariable devrait informer sur un phénomène caché. Dans notre cas, la valeur négative de la covariable "TDM" (-0.009) a réduit l'intensité de la défaillance avec le temps en confirmant que le phénomène qui est derrière la défaillance est loin d'être un phénomène de rodage. La seconde valeur positive de la covariable "CD" (1.35) indique que les défaillances ont un caractère dangereux qui fait augmenter l'indisponibilité du système et provoque des arrêts immédiats.

L'évolution de la fonction d'intensité de la défaillance du GPIM étendu est présentée sur la figure 4.7 tandis que sa comparaison avec le GPIM de base est montrée sur la figure 4.8.

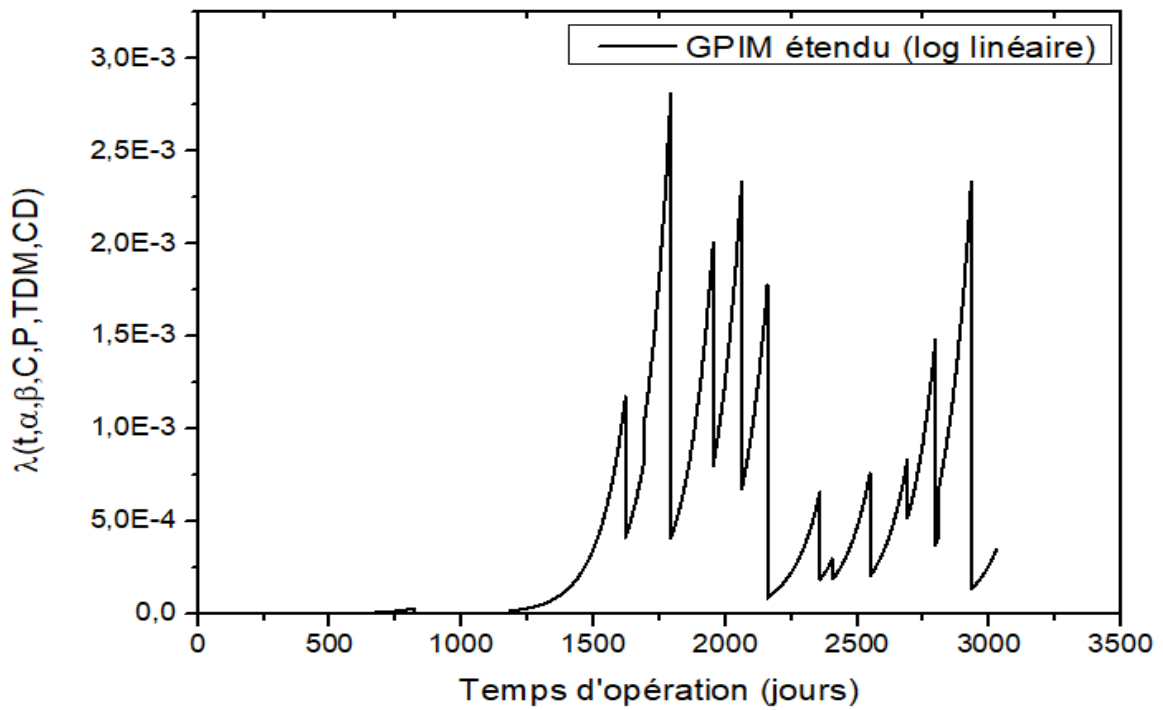


Figure 4.7. GPIM étendu adapté aux données de la pompe à huile.

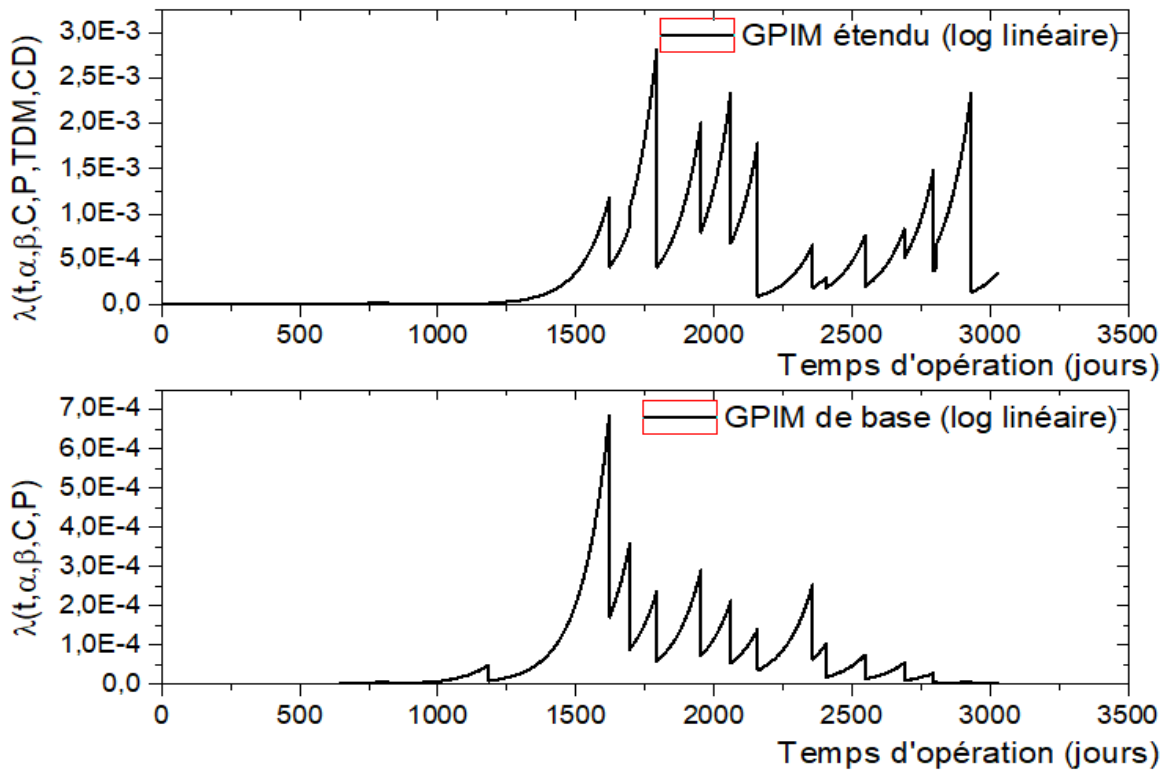


Figure 4.8. GPIM étendu et de base de la loi log linéaire adaptés aux données de la pompe à huile.

On remarque que le modèle étendu de GPIM a des valeurs d'intensité de défaillance plus grandes que le GPIM de base. Ceci peut être expliqué par la grande influence de la covariable "CD" qui a pris une valeur de 1.35. Cependant, cette dernière n'a pas amélioré sensiblement la qualité d'ajustement du GPIM étendu contrairement à la covariable "TDM" qui a donné une valeur de log vraisemblance plus grande (-49.04). La figure 4.9 montre l'évolution de l'intensité de la défaillance de GPIM étendu avec seulement la covariable "TDM".

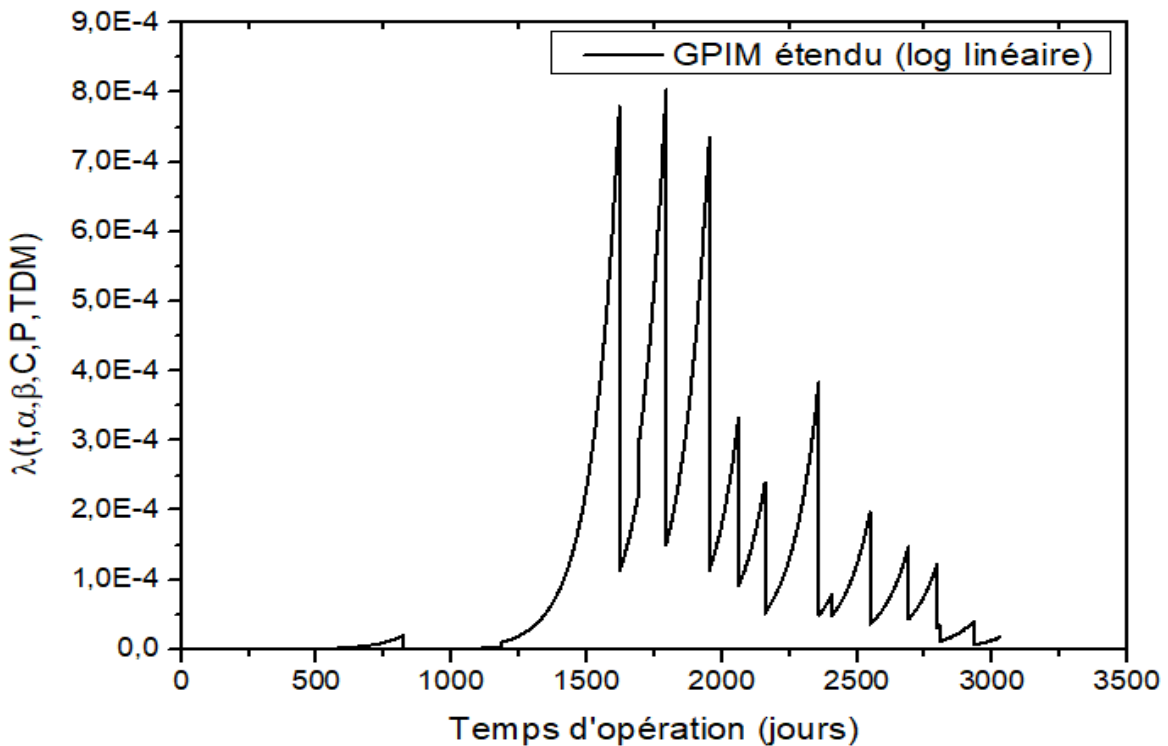


Figure 4.9. GPIM étendu de la loi log linéaire, sans la covariable "CD", adapté aux données de la pompe à huile.

La qualité d'ajustement du GPIM étendu peut être évaluée par le test du rapport de vraisemblance  $LR = -2 \times (-51.02 + 48.13) = 5.78$  qui nous a donné un niveau de signification (p) de 0.055 par rapport à la queue supérieure d'une distribution  $\chi^2(2)$ . Cette valeur montre que les deux variables prédictives (covariables) apportent plus d'information sur le processus sous-jacent.

#### 4.5. Programmation de la maintenance préventive

Après avoir trouvé que les MP semblent être efficaces pour la pompe à huile avec  $\hat{P} < 1$ , nous avons procédé à déterminer la fréquence optimale des activités de MP et calculer les coûts



moyens attendus en adoptant cette fréquence. En se basant sur le meilleur modèle d'ajustement trouvé précédemment (GPIM de la loi log linéaire avec des facteurs C et P constants), la fiabilité prévisionnelle du système réparable a été examinée pour plusieurs scénarios de MP sur deux horizons de temps différents (fixe et variable). Dans chaque intervalle de MP, nous évaluons le coût total de chacune des nombreuses répétitions en déterminant le coût moyen prévu. Cette approche devient plus précise si le nombre de répétition devient plus grand.

Les prévisions des coûts attendus sont effectuées premièrement à horizon de dix ans, fixé et défini proportionnellement à l'historique et à la durée de vie de la pompe à huile, avec des intervalles de MP réguliers. La simulation est commencée par un petit intervalle, puis, l'allongement progressif de l'intervalle de MP nous a permis de choisir la meilleure fréquence des MP. Cette approche nécessite à procéder avec des logiciels tels que Matlab, fortran, etc., en utilisant un algorithme de simulation pour les différents scénarios de MP pris en compte. Les paramètres inconnus des modèles utilisés sont remplacés par leurs estimateurs de maximum de vraisemblance. Pour le GPIM étendu, la covariable "CD" est supposée toujours présente sur chaque MC simulée. Les coûts attachés aux MP et MC sont évalués en se référant aux temps d'arrêt moyens observés dans l'historique de la fiabilité et de la maintenance de la pompe à huile dont une MC engendre un coût moyen de 19980 Barils/ MC tandis qu'une MP engendre une perte de 12600 Barils / MP. En utilisant l'équation (3.9) citée dans la section (3.3), les résultats de la simulation avec les différentes covariables sont présentés dans le tableau suivant.

Tableau 4.9. Résultats de la programmation des MP pour la pompe à huile (Horizon fixe).

Intervalle de MP (jours)	Coût total à horizon de 10 ans	
	Log linéaire avec MC constante	
	Avec les deux covariables (Barils/jours)	Avec la covariable TDM (Barils/jours)
365	201.78	155.43
730	131.3	119.99
970	108.5	99.07
1000	108.3	<b>97.88</b>
1030	<b>108.03</b>	98.01
1060	108.7	99.97
1100	109.999	104.84
1130	111.65	109.33
1200	116.40	116.12
1300	122.56	111.09
1400	139.91	109.13
1500	169.03	126.37
1600	175.33	159.09

Les résultats de la simulation à horizon fixe de 10 ans ont donné un intervalle de MP optimal pouvant être situé entre 1000 et 1030 jours (2.7-2.82 ans). Cette simulation permet d'incorporer les différentes covariables considérées avec l'effet des maintenances correctives "C" et préventives "P". On remarque que le coût moyen minimal a été enregistré par la programmation considérant que la covariable TDM. Ceci est expliqué par l'influence positive de cette covariable sur la fonction d'intensité de défaillance ce qui a élargi l'intervalle de MP. Cependant, pour tenir compte de la dangerosité des défaillances, nous nous basons sur les résultats trouvés avec les deux covariables "CD" et "TDM". L'inconvénient de prendre la covariable "CD" dans la programmation des intervalles de MP est de la considérer présente en permanence sur chaque MC simulée ce qui nous donnera des coûts un peu élevés par rapport aux autres simulations.

Une autre simulation des MP optimales a été effectuée à horizon variable en supposant qu'on ne peut pas déterminer un horizon fixe sur lequel nous pouvons baser nos décisions. L'horizon pour cette programmation est infini et prend une valeur égale à l'intervalle de MP examiné dans chaque simulation. Dans ce cas, on ne tient pas compte de l'effet de la maintenance préventive en se contentant de programmer pour un seul cycle de MP. Les résultats trouvés par cette méthode sont présentés dans le tableau 4.10, tandis que la figure 4.10 représente la courbe des coûts moyens en fonction des intervalles de PM.

Tableau 4.10. Résultats de la programmation des MP pour la pompe à huile (horizon variable).

Intervalle de MP (jours)	Coût total à horizon variable	
	Log linéaire avec MC constante	
	Avec les deux covariables (Barils/jours)	
730	17.32	
820	15.48	
970	13.47	
1000	13.11	
1030	12.94	
1120	<b>12.78</b>	
1150	12.94	
1180	13.29	
1200	13.51	
1300	13.4	
1400	20.01	
1500	21.46	
1800	18.10	

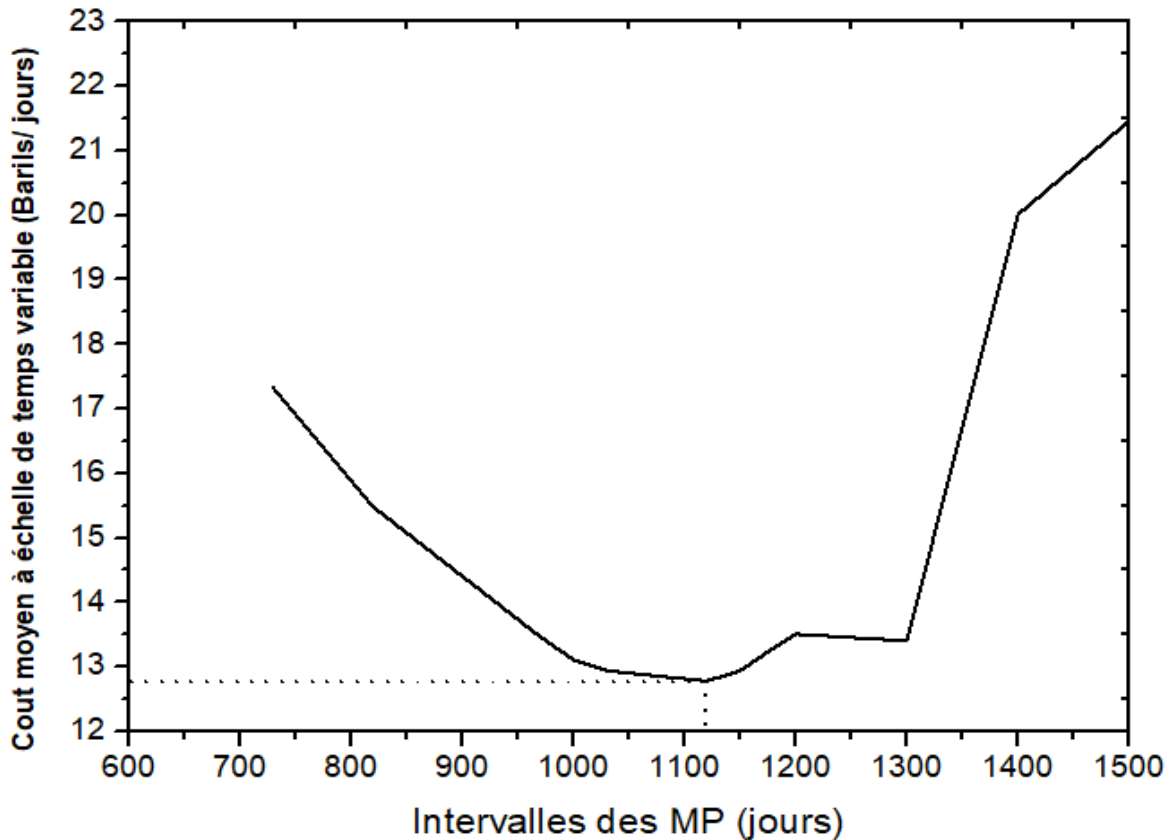


Figure 4.10. Courbe de coût moyen pour la simulation à horizon variable avec les deux covariables.

On remarque que le meilleur intervalle de MP peut se situer entre les valeurs de 1030 et 1150 jours (2.9-3.1 ans) qui sont proches de ceux trouvées par la programmation à horizon fixe. Ceci peut s'expliquer par le fait que :

- Les intervalles de la programmation à horizon variable prennent des coûts optimaux pour des périodes assez longues qui ne présentent pas un changement sensible lors de la simulation à un horizon de temps fixe de 10 ans ;
- Les valeurs des facteurs d'échelle multiplicatifs,  $\hat{P}=0.62$  et  $\hat{C}=0.18$ , ont un effet favorable sur chaque action de maintenance préventives et correctives ce qui a donné un comportement presque pareil au processus de renouvellement (PR) comme il est montré sur la figure 4.7.

Parmi ces deux approches de programmation, nous avons opté celle à horizon fixe pour proposer une fréquence de MP optimale de la pompe à huile. Cette approche de programmation compare les résultats des simulations sur le même horizon de temps (10 ans) contrairement à la programmation à horizon variable qui fait la comparaison des coûts moyens pour des horizons variables et différents. Le tableau 4.11 résume les résultats de la programmation à horizon fixe

de 10 ans en les comparant avec l'intervalle moyen réel obtenu par l'historique de maintenance et de fiabilité de la pompe à huile.

Tableau 4.11. Comparaison entre le meilleur intervalle proposé de MP et l'intervalle du cas réel.

	Etat réel	GPIM Avec les deux covariables
Intervalle (jours)	432.4	1030
Coûts (Barils/jours)	114.7	<b>108.03</b>

On remarque qu'on peut gagner environ 7.7 barils par jours si les actions de la maintenance préventive suivront la fréquence de MP proposée (1030 jours). La figure 4.11 montre l'évolution des coûts moyens trouvés par la simulation à horizon fixe.

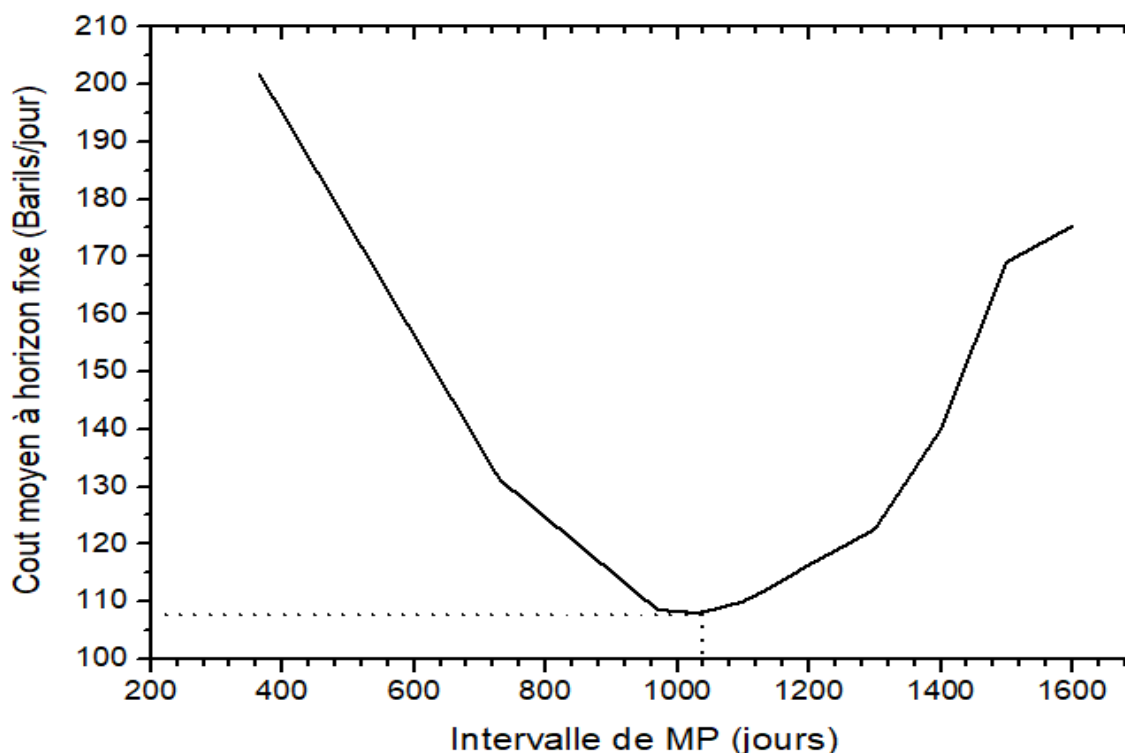


Figure 4.11. Courbe de coût moyen pour la simulation à horizon fixe avec les deux covariables.

Il est évident que l'intervalle de 1030 jours constitue le coût moyen minimale. Cependant, le choix de cet intervalle comme une meilleure fréquence de MP ne doit pas se baser seulement sur le critère économique, mais il doit aussi être justifié par une disponibilité assez suffisante pour assurer le bon fonctionnement du système. Le tableau suivant donne les valeurs des disponibilités pour les différents intervalles de MP en utilisant l'équation (3.10) citée dans la section (3.3).

Tableau 4.12. Valeurs de disponibilité des différents intervalles de MP.

Intervalle de MP (jours)	Disponibilité de la pompe à huile à horizon fixe
365	0.9766
400	0.9758
500	0.9743
730	0.9792
800	0.9814
900	0.9853
970	0.9875
1000	0.9893
1030	<b>0.9906</b>
1060	0.9915
1100	0.9927
1130	0.9934
1200	0.9966
1300	0.9931
1400	0.9928
1500	0.9962
1600	0.9977
1700	0.9979
1800	0.9979
1900	0.9979

On remarque que la disponibilité de tous les intervalles prend des grandes valeurs ( $>0.9$ ) qui sont familières aux industries pétrolières habituées de faire leurs calculs de la disponibilité opérationnelle. Cependant, une disponibilité inférieure à 0.99 a été enregistrée pour les intervalles allant de 365 jusqu'à 1000 jours. Ces valeurs de disponibilité se caractérisent par un grand nombre de MP avec un petit nombre des MC. Cependant, notre intervalle proposé atteint une disponibilité de **0.9906** qui est assez grande pour garantir un bon fonctionnement du système. Pour les intervalles au-delà de 1400 jours, la disponibilité prend sa valeur asymptotique qui se caractérise par un petit nombre de MP avec un grand nombre de MC.

#### 4.6. Conclusion

Dans cette partie nous avons montré l'utilité du GPIM de base et étendu lors de la programmation de la fréquence des MP à horizon fixe et variable. Les caractéristiques de ce modèle de généralisation avec plusieurs formes des fonctions d'intensité de défaillance ont été discutées pour un historique de fiabilité et de maintenance d'une pompe à huile ayant fonctionné sur une période près de 8 ans. En se basant sur l'approche du maximum de vraisemblance (MLE), le GPIM étendu avec la fonction d'intensité de la loi log linéaire et la forme constante des facteurs d'échelle multiplicatifs "C" et "P" est jugé comme le meilleur modèle

d'ajustement. Ce dernier doit constituer le modèle qui permet de planifier un intervalle de MP optimal en tenant compte de la situation réelle du système. En suivant cette approche, des intervalles optimaux de MP ont été obtenus à l'aide de la programmation à horizon variable et fixe. Vu les avantages de la programmation à horizon fixe qui combine plusieurs intervalles de MP sur le même horizon en tenant compte de la globalité des covariables, son intervalle optimal a été opté comme la meilleure fréquence des MP représentant le coût moyen minimal des Barils/jour.

L'intervalle proposé pour cette pompe à huile a une période de 1030 jours (2.8 ans) avec un coût moyen de 108.03 Barils/jour. Cet intervalle a reflété une disponibilité assez grande (0.9906) permettant de le choisir comme une fréquence adéquate capable de rationaliser les différentes actions de MP et de MC. En comparant ce résultat avec la situation réelle de la pompe à huile dans l'industrie (114.7 Barils/jour), l'adoption de cette période pourra nous faire gagner un coût de 7.7 Barils/ jours en augmentant aussi la disponibilité du système. Il est à noter que l'intervalle trouvé par notre approche est supérieur à celui donné par le constructeur (1000 jours). Le tableau ci-dessous montre que la périodicité de 1030 jours, trouvée par nos modèles numériques, ne se réalise que pour le modèle de GPIM étendu qui prend en compte l'effet des deux covariables sur le comportement du système.

Tableau 4.13. Résultats de la programmation avec les différents modèles à horizon fixe.

	Etat actuel	Modèles avec la loi log linéaire				
		NHPP	IRM	GPIM de base	GPIM étendu avec les deux covariables	GPIM étendu avec la covariable TDM
Intervalle optimal (J)	432.4	1000	1000	970	1030	1000
Coûts associés	114.7	205.61	103.52	105.5	108.03	97.9
Disponibilité associée	0.9814	0.9675	0.9822	0.9842	0.9906	0.9812
Log vraisemblance	/	-94.95	-93.04	-51.02	-48.13	-49.04

La principale contribution de ce travail s'articule sur la simplicité et la praticabilité des modèles utilisés permettant aux industriels d'incorporer une large gamme de covariables des systèmes complexes réparables en sortant des calculs opérationnels vers les calculs prévisionnels du comportement de système. Cependant, malgré les différents stages que nous avons effectués au niveau de la SONATRACH, la disponibilité des informations relatives à notre sujet développé était l'empêchement majeur au bon déroulement de l'étude.

---

*Conclusion Générale*

---

## **Conclusion générale**

Dans ce travail on s'est intéressé au développement des modèles réalistes permettant de simuler la performance prédictive des systèmes complexes réparables quand les données de la fiabilité et de la maintenance du système sont disponibles. Une meilleure utilisation de ces modèles offre un outil d'aide à la décision pour l'optimisation de la politique de maintenance préventive du système tout en préservant son bon fonctionnement. Pour y arriver, on a recouru au modèle d'intensité proportionnelle généralisée (GPIM), capable d'incorporer dans sa fonction d'intensité de défaillance une large gamme des covariables commandant le comportement réel du système. Le GPIM nous a permis, dans une application réelle sur une pompe à huile d'étanchéité, d'exprimer à la fois l'effet des actions de maintenance préventive et corrective avec les deux covariables représentant le temps depuis la dernière action de maintenance ainsi que la criticité des défaillances.

Les résultats de cette modélisation ont montré que les actions de maintenance préventive et corrective, dont les effets sont représentés respectivement par les facteurs d'échelle multiplicatifs  $\hat{P}$  et  $\hat{C}$ , apportent une amélioration sur le comportement du système avec des valeurs inférieures à 1. La valeur du facteur d'échelle multiplicatif  $\hat{P} = 0.62$  nous a permis de suivre une approche d'optimisation de la maintenance préventive et déduire que cette dernière pourrait constituer une voie d'amélioration de la performance du système. La forme simple de ces facteurs d'échelles multiplicatifs est principalement constante.

Cependant, on a considéré une forme déterministe pour la covariable de la maintenance corrective,  $\hat{C}$ , caractérisée par sa grande récurrence. Les résultats de cette considération ont montré une mauvaise qualité d'ajustement par rapport à la forme constante et ceci a permis d'écarter la possibilité de modéliser l'effet de la maintenance corrective par une forme déterministe. La covariable de la maintenance préventive n'a pas été examinée dans ce sens de modélisation à cause de sa faible récurrence. De plus, le GPIM a aussi montré une amélioration apportée par la covariable représentant « le temps depuis la dernière action de maintenance », tandis qu'un effet négatif a été enregistré pour la covariable « criticité des défaillances ».

L'ensemble des résultats trouvés par le GPIM et validés par des tests statistiques a été exploité dans une politique de maintenance basée sur les modèles de réparation imparfaite. La simulation des intervalles des MP a été effectuée à horizon fixe et variable en choisissant les résultats de celle à horizon fixe pour les raisons suivantes :



## *Conclusion générale*

---

- La programmation à horizon fixe permet de combiner entre les différents cycles de MP dans le même horizon en incorporant toutes les covariables considérées par le GPIM ;
- La programmation à horizon variable ne modélise pas l'effet des différentes actions de MP ;
- La fréquence de MP obtenue par la programmation à horizon fixe s'écarte de la fréquence de MP à horizon variable si l'horizon fixe sera beaucoup supérieur à celui variable.

En se basant sur les résultats à horizon fixe, le critère économique et de disponibilité ont permis de choisir la périodicité de 1030 jours comme une meilleure fréquence de MP à suivre sur un horizon de 10 ans. Cet intervalle de MP a un coût moyen minimal de 108.03 Barils/jours avec une disponibilité de 0.9906. L'application de cet intervalle comme une fréquence des actions de maintenance préventive pourra nous faire gagner au minimum 7.7 Barils/jours.

Il est évident que la méthodologie présentée dans cette thèse se base en grande partie sur les informations fournies par les modèles fiabilistes devant être construits en tenant compte de l'ensemble des covariables. Cependant, la fiabilité et la disponibilité de ces informations commandent fortement la robustesse de GPIM. Cette contrainte peut conduire à consolider notre modèle par d'autres informations issues des activités de la maintenance conditionnelle telles que l'analyse des huiles, l'analyse vibratoire...etc. De plus, l'incorporation du processus imparfait de la maintenance peut se faire en utilisant à la place de la fonction d'intensité de défaillance de base,  $\lambda_0$ , une autre fonction, basée par exemple sur le processus d'âge virtuel (VA), qui pourra mieux exprimer l'état du système sur chaque action de maintenance.

A l'issue de la démarche menée dans cette thèse, nous espérons que les modèles traités pourront aider les entreprises à tracer et atteindre leurs objectifs proportionnellement aux différentes contraintes réelles de fonctionnement des systèmes. Cette démarche garantie, non seulement une meilleure sûreté de fonctionnement du système, mais également le profil économique approprié aux systèmes étudiés.

## **Perspectives**

En termes des perspectives à ce travail, les modèles d'intensité proportionnelle peuvent avoir plus de visibilité si on peut les combiner avec d'autres modèles de réparation imparfaite tel que le modèle d'âge virtuel (Kijima I et II). Ce dernier peut être exploité, dans un modèle d'intensité proportionnelle, comme une fonction de base capable d'exprimer la variation dans l'état du système après chaque réparation en rendant dynamique l'âge du système.

De plus, vue le progrès technologique de la maintenance conditionnelle on n'est contraint d'incorporer dans les modèles d'intensité proportionnelle des données opérationnelles précises sur l'état instantané du système. Cette opportunité n'est pas pour le moment disponible.

L'avantage des modèles d'intensité proportionnelle généralisée est de pouvoir traiter une large gamme de covariables pouvant informer sur la sûreté de fonctionnement des systèmes. Ceci favorise la possibilité d'élargir notre étude à tous les systèmes similaires de l'entreprise, en adoptant cette démarche prédictive.

Finalement, afin d'élargir notre approche sur les différents paramètres estimés, on recommande le modèle bayésien et Markovien qui peut être utilisé, associé avec la méthode du maximum de vraisemblance (MLE) notamment lorsqu'on considère d'autres formes de facteurs d'échelles multiplicatifs.

## Bibliographie

- [1] A. Villemeur, *Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels : fiabilité, facteurs humains, informatisation.*, Eyrolles. Paris, 1988.
- [2] D. F. Percy and B. M. Alkali, "Generalized proportional intensities models for repairable systems," *IMA J. Manag. Math.*, vol. 17, no. 2, pp. 171–185, 2006, doi: 10.1093/imaman/dpi034.
- [3] D. F. Percy, K. A. H. Kobbacy, and H. E. Ascher, "Using proportional-intensities models to schedule preventive-maintenance intervals," *IMA J. Manag. Math.*, vol. 9, no. 3, pp. 289–302, 1998, doi: 10.1093/imaman/9.3.289.
- [4] D. F. Percy and B. M. Alkali, "Scheduling preventive maintenance for oil pumps using generalized proportional intensities models," *Int. Trans. Oper. Res.*, vol. 14, no. 6, pp. 547–563, 2007, doi: 10.1111/j.1475-3995.2007.00613.x.
- [5] B. Alkali, "Railway Rolling Stock Fleet Predictive Maintenance Data Analytics," 2019.
- [6] D. F. Percy and K. A. H. Kobbacy, "Determining economical maintenance intervals," *Int. J. Prod. Econ.*, vol. 67, no. 1, pp. 87–94, 2000, doi: 10.1016/S0925-5273(00)00013-X.
- [7] H. E. Ascher, K. A. H. Kobbacy, and D. F. Percy, "Scheduling preventive maintenance using concomitant information," Salford, 1999.
- [8] J. C. Laprie *et al.*, *Guide de la sûreté de fonctionnement*. Toulouse, 1995.
- [9] Y. Mortureux, *La sûreté de fonctionnement : méthodes pour maîtriser les risques*. Techniques de l'ingénieur, 2001.
- [10] J. Fournier, *Fiabilité du logiciel*, Hermes. Paris, 1993.
- [11] N. Doganaksoy, *Practical Reliability Engineering*, vol. 21, no. 8. Wiley, 2005.
- [12] H. Procaccia and P. Morilhat, *Fiabilité des structures des installations industrielles*, Eyrolles. Paris, 1996.
- [13] G. Yang, *Life Cycle Reliability Engineering*. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2007.
- [14] J. Berthon, "Nouvelle approche de la fiabilité opérationnelle," Université de Bordeaux 1, 2008.
- [15] W. Nelson, *Accelerated Testing: Statistical Models, Test Plans and Data Analysis*, Wiley. New York, 1990.
- [16] R. Chaib, M. Benidir, and I. Verzea, "Déterminer la priorité des actions de maintenance," in *Gestion et management de la maintenance et de la sécurité industrielle*, Performant., I. national des Inventions, Ed. Romania, 2009, pp. 83–98.
- [17] C. 50 191, "Vocabulaire Electrotechnique International, Chapitre 191 – Sûreté de fonctionnement et qualité des services," 1990.
- [18] W. A. Thompson, H. M. Taylor, and S. Karlin, *An Introduction to Stochastic Modeling.*, vol. 80, no. 390. 1985.
- [19] M. Nikulin and H.-D. I. Wu, *The Cox model and its applications*, SpringerBr. Berlin, 2016.
- [20] D. R. Cox, "Regression Models and Life-Tables," *J. R. Stat. Soc.*, vol. 34, no. 2, pp. 187–220, 1972.
- [21] F. Brissaud, B. Lanternier, D. Charpentier, and P. Lyonnet, "Modélisation des taux de défaillance en mécanique - Combinaison d'une loi de Weibull et d'un modèle de Cox pour la modélisation des taux de défaillance en fonction du temps et des facteurs d'influence," in *Performances et Nouvelles Technologies en Maintenance*, 2007, p. Modélisation des taux de défaillance en mécanique.
- [22] P. Hokstad, "The failure intensity process and the formulation of reliability and

- maintenance models,” *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 58, no. 1, pp. 69–82, 1997, doi: 10.1016/S0951-8320(97)00053-7.
- [23] M. Finkelstein and J. H. Cha, *Point Processes for Reliability Analysis, Shocks, Burn-in and Heterogeneous Populations*. Cham (Switzerland): Springer, 2018.
- [24] H. Feingold and H. Ascher, *Repairable Systems Reliability: Modeling, Inference, Misconceptions and Their Causes*, Marcel Dek. New York, 1985.
- [25] D. R. Cox, *Renewal Theory*, Methuen and London, 1962.
- [26] P.A.W Lewis and D. R. Cox, *The Statistical Analysis of Series of Events*, Methuen. London, 1966.
- [27] V. Isham and D. R. Cox, *Point Processes*, Chapman & Cambridge, 1980.
- [28] T. Koutsellis, Z. P. Mourelatos, and Z. Hu, “Numerical estimation of expected number of failures for repairable systems using a generalized renewal process model,” *ASCE-ASME J. Risk Uncertain. Eng. Syst. Part B Mech. Eng.*, vol. 5, no. 2, 2019, doi: 10.1115/1.4042848.
- [29] D. F. Percy, “Preventive Maintenance Models for Complex Systems,” in *Complex System Maintenance Handbook*, Springer S., 2006, pp. 180–206.
- [30] B. H. Lindqvist, “Maintenance of Repairable Systems,” in *Complex System Maintenance Handbook*, Springer S., London, 2008, pp. 235–262.
- [31] J. T. Duane, “Learning curve approach to reliability monitoring,” *IEEE Trans. Aerosp.*, pp. 563–566, 1964.
- [32] S. E. Rigdon, “Properties of the Duane plot for repairable systems,” *Qual. Reliab. Eng. Int.*, pp. 1–4, 2002.
- [33] L. Crow, “On tracking reliability growth,” in *Proceedings of the twentieth conference on the design of experiments*, 1975, pp. 741–754.
- [34] L. Crow, *Reliability Analysis for Complex, Repairable Systems*. 1975.
- [35] M. Nourelfath, M. Fitouhi, and M. Machani, “An Integrated Model for Production and Preventive Maintenance Planning in Multi-State Systems,” vol. 59, no. 3, pp. 496–506, 2010.
- [36] Z.-M. Wang and X. Yu, “Log-linear process modeling for repairable systems with time trends and its applications in reliability assessment of numerically controlled machine tools,” in *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 2012, pp. 55–65, doi: 10.1177/1748006X12460633.
- [37] A. P. Basu and R. S.E., *Statistical methods for the reliability of repairable systems*, Wiley. 2000.
- [38] L. Rodríguez-Picón Alberto and F.-O. VíctorHugo, “Estimation of a log-linear model for the reliability assessment of products under two stress variables,” *Int. J. Syst. Assur. Eng. Manag.*, vol. 8, no. 1340, pp. 1026–1040, 2017, doi: 10.1007/s13198-016-0564-6.
- [39] J. W.A. Thompson, *Point Process Models with Applications to Safety and Reliability*, Chapman and New York NY, 1988.
- [40] L. Lee, “Testing Adequacy of the Weibull and Log Linear Rate Models for a Poisson Process,” *TECHNOMETR*, vol. 22, no. 2, pp. 195–199, 1980.
- [41] M. J. et al. Crowder, *Statistical Analysis of Reliability Data*, Chapman & London, 1991.
- [42] K. et al Veronica, “Likelihood Based Estimation of the Parameters of a Log-Linear Non homogeneous Poisson Process,” *Int. J. Sci. Res.*, vol. 03, pp. 200–204, 2014.
- [43] L. Pintelon and A. Parodi-Herz, “Maintenance: An Evolutionary Perspective,” in *Complex System Maintenance Handbook*, K. A. H. Kobbacy and D. N. P. Murthy, Eds. Springer Series in Reliability Engineering, 2008, pp. 21–48.
- [44] Y. M. M. Bishop, S. F. Fienberg, and P. W. Holland, *Discrete Multivariate Analysis*, M.I.T. Pre. Massachusetts, 1975.
- [45] P. Armitage, “The chi-square test for heterogeneity of proportions after adjustment for

- stratificatio,” *n. J. R. Stat. Soc.*, vol. 28, pp. 150-163., 1966.
- [46] T. R. Holford, “The Analysis of Rates and of Survivorship Using Log-Linear Models,” *Biometrics*, vol. 36, no. 2, p. 299, 1980, doi: 10.2307/2529982.
- [47] INFRAALERT, “Linear Infrastructure Efficiency Improvement by Automated Learning and Optimised Predictive Maintenance Techniques,” 2014.
- [48] M. Krit, “Goodness-of-fit tests in reliability: Weibull distribution and imperfect maintenance models.,” *Sciences et Technologies de l’Information*, 2014.
- [49] S. Gasmi, “Estimating parameters of a log-linear intensity for a repairable system,” *Appl. Math. Model.*, vol. 37, no. 6, pp. 4325–4336, 2013, doi: 10.1016/j.apm.2012.09.050.
- [50] O. Tebbi, “Estimation Des Lois De Fiabilité En Mécanique Par Les Essais Accélérés,” Université d’Angers, 2005.
- [51] A. G. Mihalache, “Modélisation et évaluation de la fiabilité des systèmes mécatroniques : application sur système embarqué,” Université d’Angers, 2007.
- [52] S. Wang, M. Tomovic, and H. Liu, *Comprehensive Reliability Design of Aircraft Hydraulic System*. Elsevier, 2016.
- [53] M. Bougofa, A. Bouafia, and A. Bellaouar, “An integrated quantitative Bayesian network in risk management for complex systems,” *Int. J. Performability Eng.*, vol. 16, no. 3, pp. 354–366, 2020, doi: 10.23940/ijpe.20.03.p4.354366.
- [54] S. Delmotte and A. Desroches, “Quantitative Global Risk Analysis ( GRAq ),” in *19e Congrès de Maîtrise des Risques et Sûreté de Fonctionnement*, 2014, pp. 1–10.
- [55] T. Kombé, “Modélisation de la propagation des fautes dans les systèmes de production,” Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 2011.
- [56] M. Ridoux, “AMDEC- Moyen,” *Tech. l’Ingénieur*, vol. AG 4220, 1999.
- [57] A. Pillay and J. Wang, “Modified failure mode and effects analysis,” *Elsevier Ocean Eng. Ser.*, vol. 7, pp. 149–177, 2003, doi: 10.1016/S1571-9952(03)80009-0.
- [58] P. DAVID, “Contribution à l ’ analyse de sûreté de fonctionnement des systèmes complexes en phase de conception : application à l ’ évaluation des missions d ’ un réseau de capteurs de présence humaine,” 2009.
- [59] INERIS-DRA35, *Méthodes d’analyse des risques générés par une installation industrielle*. France: INERIS, 2009.
- [60] D.-R. Ionescu, “Evaluation quantitative de séquences d’évènements en sûreté de fonctionnement à l’aide de la théorie des langages probabilistes,” Université de Lorraine, 2016.
- [61] A. Syamsundar and V. N. A. Naikan, “Imperfect Repair Proportional Intensity Models for Maintained Systems,” *IEEE Trans. Reliab.*, vol. 60, pp. 782–787, 2011.
- [62] H. Pham and H. Z. Wang, “Imperfect maintenance,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 94, pp. 425–438, 1996.
- [63] M. Brown and F. Proschan, “Imperfect Repair,” *J. Appl. Probab.*, vol. 20, no. 4, pp. 851–859, 1983.
- [64] M. KIJIMA, “Some Results for Repairable Systems with General Repair,” *J. Appl. Probab.*, vol. 26, no. 1, pp. 89–102, 1989.
- [65] N. Jack, “Analysing event data from a repairable machine subject to imperfect preventive maintenance,” *Qual. Reliab. Engng Int*, vol. 13, pp. 183–186, 1997.
- [66] L. Doyen, O. Gaudoin, and A. Syamsundar, “On geometric reduction of age or intensity models for imperfect maintenance,” *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 168, pp. 40–52, 2017, doi: 10.1016/j.res.2017.03.015.
- [67] L. D. Gaudoin, “Imperfect Maintenance in a Generalized Competing Risks Framework,” *J. Appl. Probab.*, vol. 43, no. 3, pp. 825–839, 2006.
- [68] S. Ghnimi, S. Gasmi, and A. Nasr, “Reliability parameters estimation for parallel systems under imperfect repair,” *Metrika*, vol. 80, no. 3, pp. 273–288, 2016, doi: 10.1007/s00184-

- 016-0603-y.
- [69] D. R. Cox, *The statistical analysis of dependencies in point process*, Lewis, Eds. New York, 1972.
- [70] A. K. S. JARDINE, P. RALSTON, N. REID, and J. STAFFORD, “Proportional hazards analysis of diesel engine failure data,” *Qual. Reliab. Engng Int*, vol. 5, pp. 207–216, 1989.
- [71] D. Lugtigheid, D. Banjevic, and A. K. S. Jardine, “Modelling repairable system reliability with explanatory variables and repair and maintenance actions,” *IMA J. Manag. Math.*, vol. 15, no. 2, pp. 89–110, 2004, doi: 10.1093/imaman/15.2.89.
- [72] K. A. H. Kobbacy, B. B. Fawzi, D. F. Percy, and H. E. Ascher, “A Full History Proportional Hazards Model,” *Qual. Reliab. Eng. Int.*, vol. 13, no. 4, pp. 187–198, 1997.
- [73] U. Kumar and Y. Fuqing, “Proportional Intensity Model considering Imperfect Repair for Repairable Systems,” *Int. J. Performability Eng.*, pp. 163–174, 2013.
- [74] C. E. Love and R. Guo, “Application of Weibull proportional hazards modeling to bad-as-old failure data,” *Qual. Reliab. Engng Int*, vol. 7, pp. 149–157.
- [75] G. Y. Yi and J.F. Lawless, “corrected likelihood method for the proportional hazards model with covariates subject to measurement error,” *J. Stat. Plan. Inference*, vol. 137, pp. 1816 – 1828, 2007.
- [76] H. Zhang, H. Zuo, and S. Zhu, “Study on modelling random deterioration process for complex repairable system,” *Adv. Mater. Res.*, vol. 156–157, pp. 1356–1359, 2011, doi: 10.4028/www.scientific.net/AMR.156-157.1356.
- [77] B. Alkali, “Evaluation of Generalised Proportional Intensities Models with Application to the Maintenance of Gas Turbines,” *Qual. Reliab. Eng. Int.*, 2012, doi: 10.1002/qre.1410.
- [78] S. Bacha, A. Bellaouar, and J. P. Dron, “Predictive variable influence on operating safety of an oil pump using a generalized proportional intensity model,” *Int. J. Performability Eng.*, vol. 17, no. 2, pp. 200–207, 2021, doi: 10.23940/ijpe.21.02.p4.200207.
- [79] J. F. Lawless and K. Thiagarajah, “A point-process model incorporating renewals and time trends, with applications to repairable systems,” *Technometrics*, vol. 38, pp. 131–138, 1996.
- [80] R. H. Byrd, J. C. Gilbert, and J. Nocedal, “A trust region method based on interior point techniques for nonlinear programming,” *Math. Program.*, vol. 89, pp. 149–185, 2000.
- [81] L. Doyen, “Modélisation et évaluation de l’efficacité de la maintenance des systèmes réparables,” Institut National Polytechnique de Grenoble, 2004.
- [82] L. A. Hadidi, U. M. Al-Turki, and A. Rahim, “Integrated Models in Production Planning and Scheduling, Maintenance and Quality: A Review,” *Int. J. Ind. Syst. Eng.*, vol. 10, no. 1, pp. 21–50, 2011.
- [83] G. Budai, R. Dekker, and R. P. Nicolai, “Maintenance and Production: A Review of Planning Models,” in *Complex System Maintenance Handbook*, London: Springer, 2008, pp. 321–344.
- [84] A. H. Christer, “A Review of Delay Time Analysis for Modelling Plant Maintenance,” in *Stochastic Models in Reliability and Maintenance*, Springer Berlin Heidelberg, 2002, pp. 89–123.
- [85] K. B. Artana and K. Ishida, “Spreadsheet modeling of optimal maintenance schedule for components in wear-out phase,” *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 77, no. 1, pp. 81–91, Jul. 2002, doi: 10.1016/S0951-8320(02)00033-9.
- [86] K. Huynh, “Quantification de l’apport de l’information de surveillance dans la prise de décision en maintenance,” Université de Technologie de Troyes, France, 2011.
- [87] H. Pham and H. Wang, *Reliability and Optimal Maintenance*. Springer, 2006.
- [88] K. Bouvard, S. Artus, C. Bérenguer, and V. Cocquempot, “Condition-based dynamic

- maintenance operations planning and grouping - Application to commercial heavy vehicles,” *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 96, no. 6, pp. 601–610, 2011.
- [89] E. Khoury, “Modélisation de la durée de vie résiduelle et maintenance prédictive: application à des véhicules industriels,” Université de Technologie de Troyes, France, 2012.
- [90] R. Ahmad and S. Kamaruddin, “A review of condition-based maintenance decision-making,” *Eur. J. Ind. Eng.*, vol. 6, no. 5, pp. 519–541, 2012, doi: 10.1504/EJIE.2012.048854.
- [91] A. H. C. Tsang, “Condition-based maintenance: tools and decision making,” *J. Qual. Maint. Eng.*, vol. 1, no. 3, pp. 3–17, 1995.
- [92] A. G. Starr, “A STRUCTURED APPROACH TO THE SELECTION OF CONDITION BASED MAINTENANCE,” in *Proceedings of the 5th International Conference on Factory 2000*, 1997, no. 435, pp. 2–4.
- [93] R. M. and A. Høyland, *System Reliability Theory: Models, Statistical methods, and Applications*, Wiley. Hoboken, 2004.
- [94] R. Lesobre, “Modélisation et optimisation de la maintenance et de la surveillance des systèmes multi-composants. Applications à la maintenance et à la conception de véhicules industriels,” École Doctorale Electronique, Electrotechnique, Automatique et Traitement du Signal (EEATS), 2015.
- [95] R. E. Barlow and F. Proschan, *Mathematical Theory of Reliability*, Wiley. New-York, 1996.
- [96] R. Jiang, *Introduction to Quality and Reliability Engineering*. Piscataway: Springer Series in Reliability Engineering, 2001.
- [97] M. Ben-Daya, “The economic production lot-sizing problem with imperfect production processes and imperfect maintenance,” *Int. J. Prod. Econ.*, vol. 76, no. 3, pp. 257–264, 2002, doi: 10.1016/S0925-5273(01)00168-2.
- [98] A. K. S. Jardine, D. Banjevic, and V. Makis, “Optimal replacement policy and the structure of software for condition-based maintenance,” *J. Qual. Maint. Eng.*, vol. 3, no. 2, pp. 109–119, 1997.
- [99] M. Ben-Daya, “Integrated production maintenance and quality model using the imperfect maintenance concept,” *IIE Trans.*, vol. 31, no. 6, pp. 491–501, 1999.
- [100] P. . Scarf, “On the application of mathematical models in maintenance,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 99, no. 3, pp. 493–506, 1997, doi: 10.1016/s0377-2217(96)00316-5.
- [101] A. H. Christer and W. Wang, “A simple condition monitoring model for a direct monitoring process,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 82, no. 2, pp. 258–269, 1995, doi: 10.1016/0377-2217(94)00262-B.
- [102] H. E. Ascher and K. A. H. Kobbacy, “Modelling preventive maintenance for deteriorating repairable systems,” *IMA J. Manag. Math.*, vol. 6, no. 1, pp. 85–99, 1995, doi: 10.1093/imaman/6.1.85.
- [103] D. N. VERITAS, “Rapport DNV Energy Etudes «Risk Assessment» des unités industrielles de la Division Production,” BELGIUM, 2010.

## Annexes

### A. Principe de fonctionnement de la pompe à huile d'étanchéité

Le système présenté dans cette partie est une pompe à huile d'étanchéité de type centrifuge qui sert à garantir l'étanchéité du compresseur en réalisant un barrage d'huile aux éventuelles fuites de gaz. Pour cela, elle doit fournir une pression d'huile supérieure à la pression de gaz ( $P_{\text{huile}} > P_{\text{gaz}}$ ).

La figure ci-dessous montre la constitution de la pompe à huile qui se compose des trois parties principales suivantes :

- Une roue à aubes tournant autour de son axe ;
- Une tubulure d'aspiration dans l'axe de la roue ;
- Un collecteur de section croissante, en forme de spirale appelée volute.

Le liquide arrive dans l'axe de l'appareil par le distributeur et la force centrifuge, générée par la rotation de la roue à aubes, le projette vers l'extérieur de la roue. Il acquiert une grande énergie cinétique qui se transforme en énergie de pression dans le collecteur où la section est croissante.

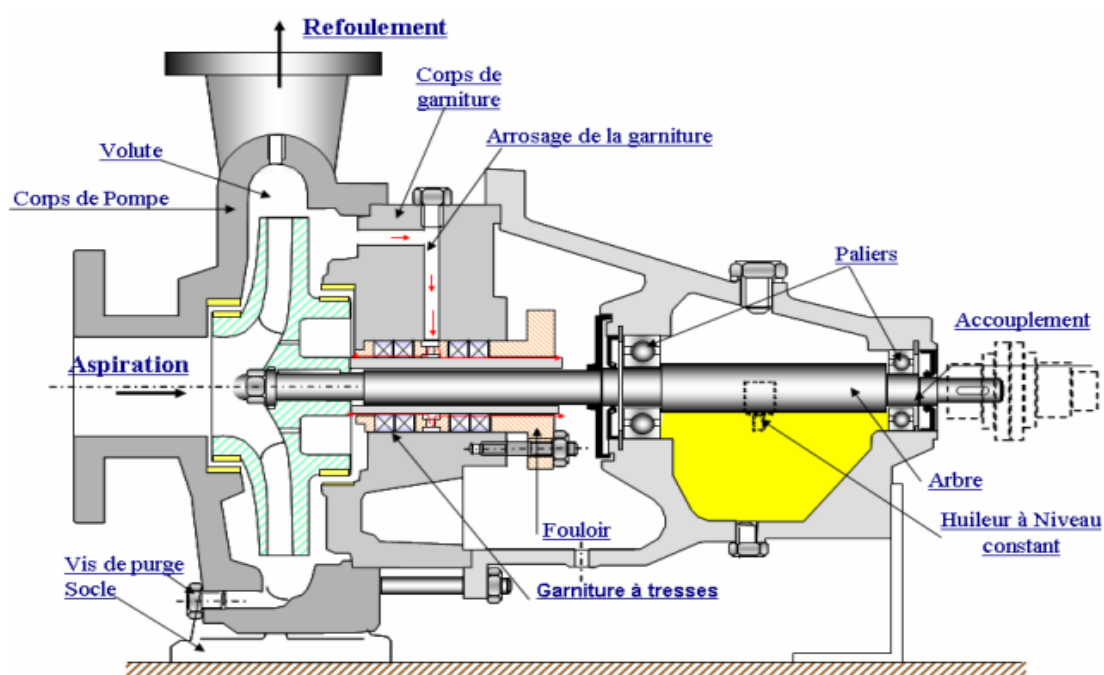


Figure A. 1. Composants d'une pompe centrifuge.

Ce système comprend plusieurs fonctions, à savoir :

- *Fonction hydraulique* : Elle concerne les éléments qui interviennent dans le pompage de l'huile. Le fluide entre dans la pompe par la tubulure d'aspiration et arrive à l'ouïe de la roue. Il est ensuite guidé dans la roue par les flasques entre lesquelles sont disposées



les aubes. A la sortie, l'huile est entraînée dans la Volute de section croissante transformant une partie de l'énergie de vitesse acquise dans la roue en pression.

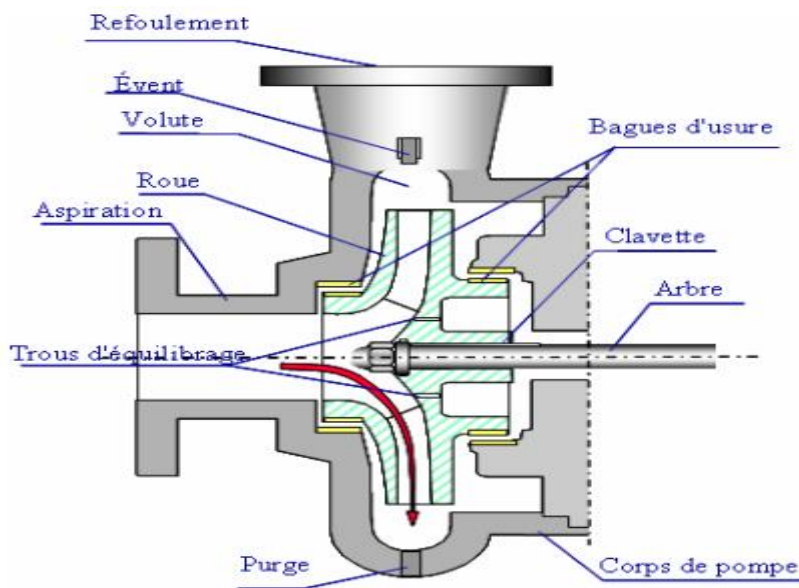


Figure A. 2. Fonction hydraulique de la pompe d'huile.

Le liquide reçoit dans la pompe un accroissement de pression ( $\Delta p$ ) que l'on mesure avec des manomètres à l'aspiration et au refoulement.

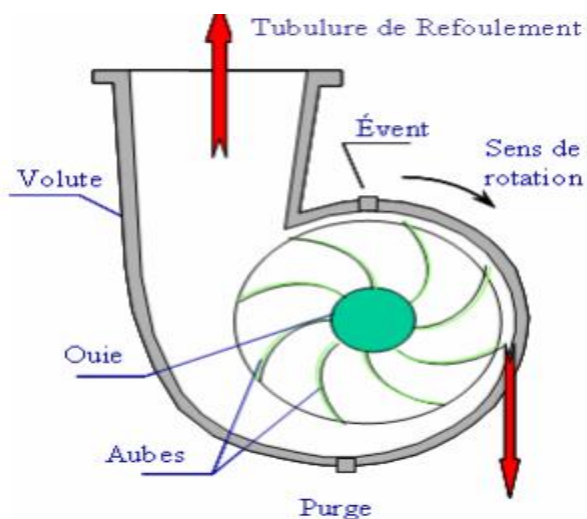


Figure A. 3. Section volute.

- *Fonction de lubrification* : Tout organe mécanique en rotation nécessite pour son bon fonctionnement une lubrification à l'huile adaptée. Dans le cas contraire, il y a échauffement, usure excessive, grippage et même blocage. La fonction de lubrification

nécessite d'avoir une bonne qualité d'huile avec des quantités suffisantes (ni trop, ni trop peu).

- *Fonction étanchéité* : Par définition une pompe permet de relever la pression d'un liquide, l'intérieur de la pompe contient donc un liquide sous pression, qui peut fuir vers l'atmosphère le long de l'arbre. Il y a donc nécessité de réduire ou d'éliminer cette fuite au moyen d'une garniture d'étanchéité qui peut être, soit une garniture à tresses, soit une garniture mécanique.

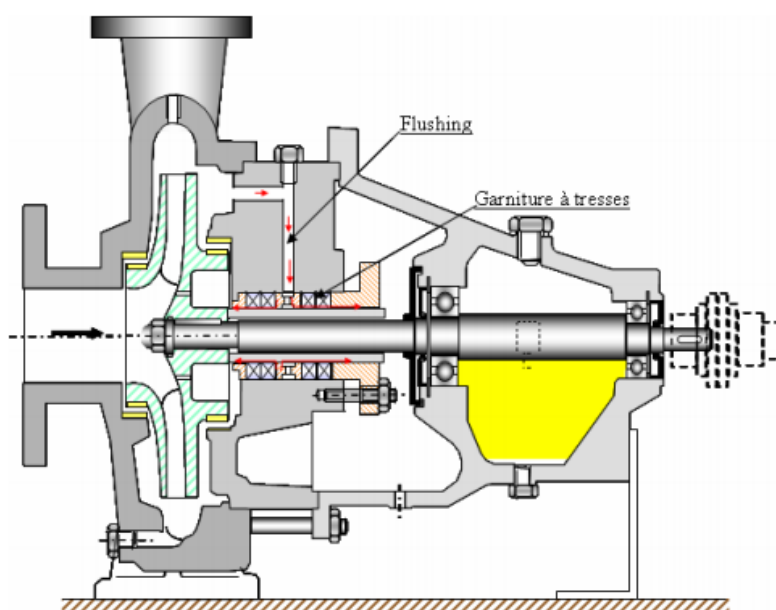


Figure A. 4. Fonction d'étanchéité.

### B. Principe de fonctionnement du compresseur

La station de compression du centre industriel sud (Hassi Messaoud) a pour but d'augmenter le taux de récupération des réserves de pétrole brut du gisement dans la région de Hassi-Messaoud. Elle consiste à augmenter la pression du gisement par injection de gaz miscible. Cet objectif est assuré par des compresseurs centrifuges BCL 506 (construits par Nuevo pignone) d'un diamètre de 500 mm avec six roues. Les lettres BCL indiquent un compresseur ayant un corps ouvert verticalement (corps du type en forme de « barrel »).

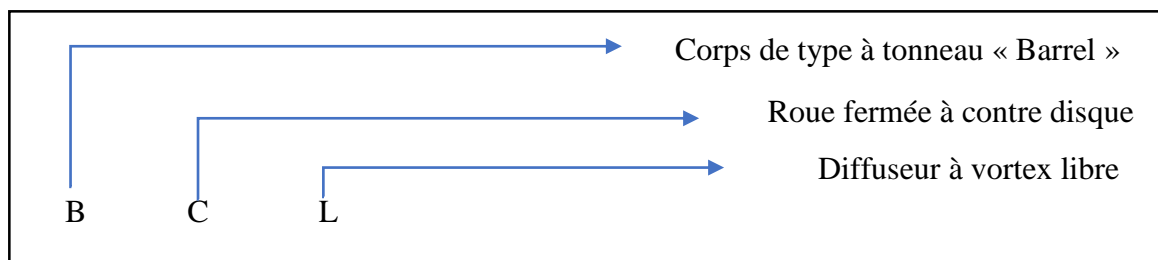


Figure B. 1. Signification des lettres BCL.

Les compresseurs sont des machines dans lesquelles l'échange d'énergie a lieu entre un rotor muni d'aubages tournant autour d'un axe et un fluide en écoulement permanent.

Le compresseur centrifuge constitue des principaux éléments suivant :

- *Corps du compresseur (stator)*

Le corps d'un compresseur doit remplir un certain nombre de fonctions, à savoir :

- Il reçoit toutes les pièces internes du compresseur ;
- Il assure la liaison avec le procédé par l'intermédiaire des brides d'aspiration et de refoulement ;
- Il fournit une résistance mécanique de l'ensemble de la machine à la pression interne ainsi que l'étanchéité de l'enceinte intérieure vis à vis de l'atmosphère.
- Il assure le supportage et le positionnement du compresseur.

- *Rotor*

Le rotor, entraîné par un accouplement, est guidé en rotation par deux paliers placés généralement à ses deux extrémités. Il constitue la partie tournante du compresseur et comprend plusieurs roues comme il est montré sur la figure 6.

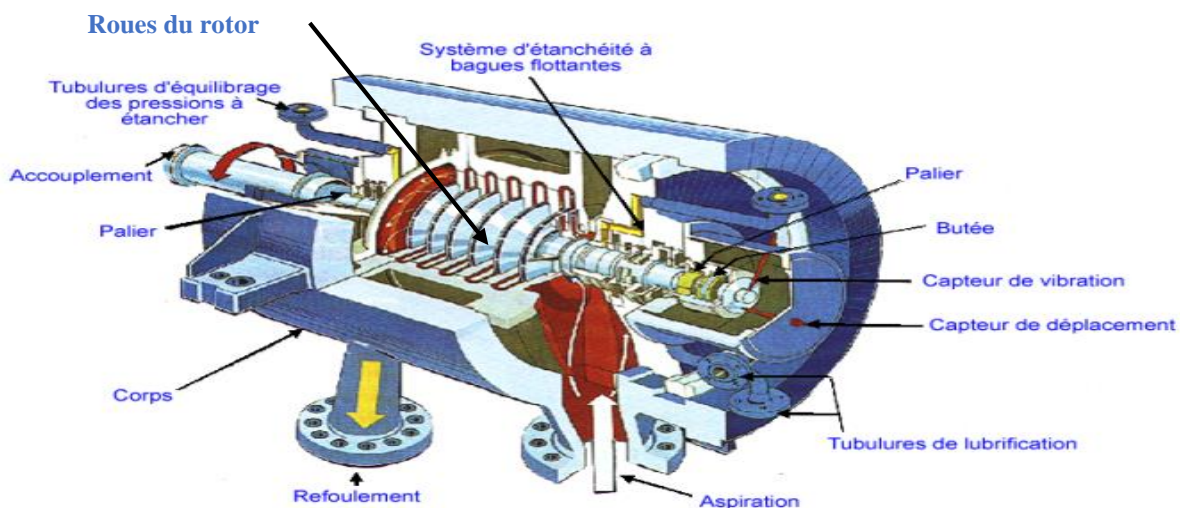
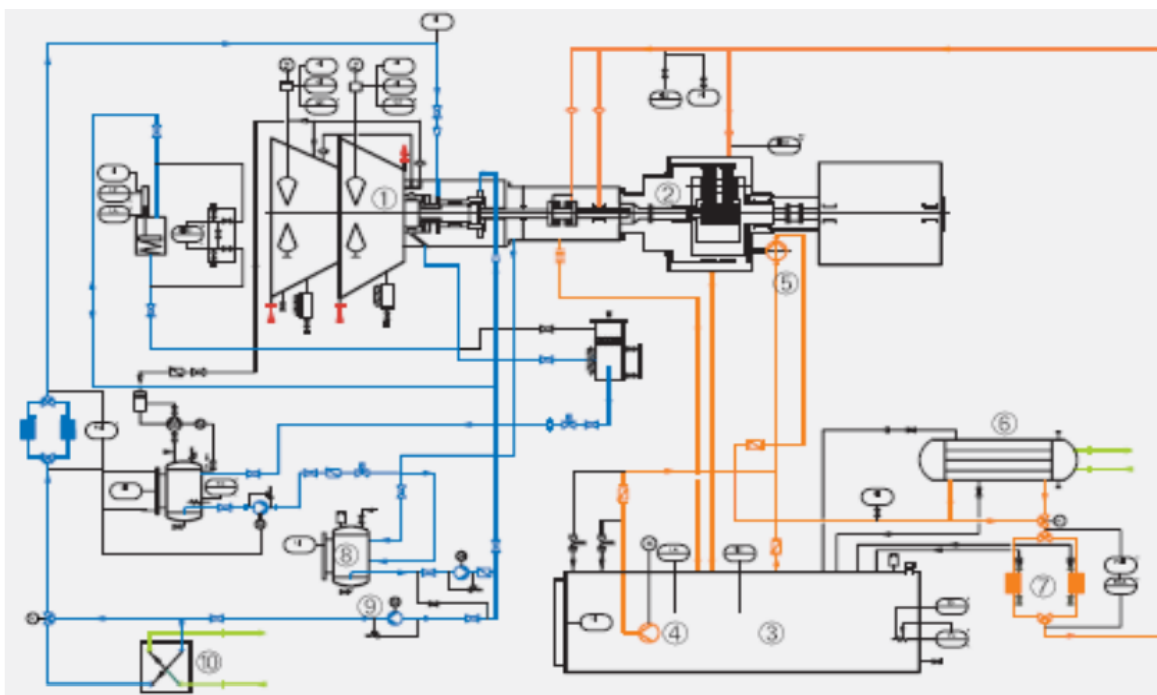


Figure B. 2. Compresseur centrifuge avec plan de joint vertical (Barrel).

- Le système d'étanchéité à huile



Circuit d'huile	Permet de lubrifier les parties mécaniques telles que les paliers
Circuit d'huile des garnitures d'étanchéité	Participe à l'étanchéité en réalisant un barrage d'huile aux éventuelles fuites de gaz.
Réfrigération	Permet de contrôler la température d'huile du système, une huile trop chaude risque d'augmenter la fluidité de l'huile et de ne pas remplir ces fonctions initiales.
Eau de réfrigération	Permet d'évacuer les calories emmagasinées dans le réfrigérant et participe à la régulation de température.

Figure B. 3. Système d'étanchéité à huile du compresseur.

Le tableau suivant donne la signification des différents composants du système d'étanchéité à huile du compresseur.

Tableau B. 1. Différents composants du système d'étanchéité à huile du compresseur.

1	Turbo compresseur
2	Réducteur
3	Réservoir d'huile
4	Pompe d'huile auxiliaire
5	Pompe d'huile principale
6	Réfrigérant d'huile
7	Filtres à huile
8	Réservoir d'huile garniture d'étanchéité
9	Pompe à huile garniture d'étanchéité
10	Réfrigérant d'huile garniture

## ملخص

تهتم أطروحتنا بتطوير نماذج واقعية تسمح بوصف عملية التدهور الحقيقي للأنظمة المعقدة القابلة للإصلاح عند توفر بيانات الصيانة والموثوقية للنظام. يسمح هذا الوصف بمعرفة أفضل للأداء المستقبلي للنظام ويمكن استخدامه كأداة لدعم القرار لتحسين سياسة الصيانة الوقائية.

يتم تقدير الموثوقية في هذه الأطروحة من خلال نموذج الكثافة النسبية المعمم (GPIM) الذي قدم، من بين مجموعة من نماذج الإصلاح غير الكاملة، أفضل جودة ملائمة تم التحقق من صحتها من خلال نهج الاحتمالية القصوى. يجعل GPIM من الممكن أن تدمج في وظيفة شدة الفشل تأثير إجراءات الصيانة التصحيحية (MC) والوقائية (MP) بالإضافة إلى تأثير المعلومات المختلفة المصاحبة للأنظمة التي تسمى "المتغيرات المشتركة" التي توفر المزيد من التبصر في الظروف التي يعمل النظام في ظلها.

تتيح نتائج GPIM تحسين خطة صيانة النظام مع الأخذ بعين الاعتبار أداءه المستقبلي المتأثر بجميع العوامل التفسيرية. يجب أن تقدم الفترة الموصى بها، على مدى أفق ثابت أو متغير، التكلفة المثلى والتوافر. يتم الحصول على نتائج البرمجة عن طريق خوارزميات المحاكاة باستخدام لغة المحاكاة MATLAB. هذه الأطروحة تسجل ضمن إطار تحسين سلامة تشغيل المعدات البترولية، والتي تعتمد بشكل طبيعي على كفاءة عمليات الصيانة.

الكلمات المفتاحية: أنظمة معقدة قابلة للإصلاح؛ تحسين سياسة الصيانة الوقائية؛ نموذج الكثافة النسبية المعمم؛ إصلاح غير كامل؛ نهج الاحتمالية القصوى؛ المتغيرات التفسيرية.

## **Abstract**

Our thesis is concerned with the development of realistic models allowing to describe the real degradation process of complex repairable systems when the maintenance and reliability data of the system are available. This description allows a better knowledge of the future performance of the system and can be used as a decision support tool for the optimization of the preventive maintenance policy.

The reliability is estimated in this thesis by the generalized proportional intensity model (GPIM) which presented, among a set of imperfect repair models, the best quality of fit validated by the maximum likelihood approach. GPIM makes it possible to incorporate into the failure intensity function the effect of corrective (MC) and preventive (MP) maintenance actions as well as the effect of various information concomitant to the systems. These are called "covariates" and provide more insight into the conditions under which the system operates.

The results of GPIM make it possible to optimize the maintenance plan of the system taking into account its future performance influenced by all the explanatory factors. The recommended period must present, over a fixed or variable horizon, the optimum cost and availability. Programming results are obtained by simulation algorithms using the MATLAB simulation language.

This thesis is part of an improvement in the operating safety of petroleum equipment, naturally closely dependent on the efficiency of maintenance operations.

*Keywords: Complex repairable systems; optimization of the preventive maintenance policy; generalized proportional intensity model; imperfect repair, maximum likelihood approach; covariates; Dependability.*

## Résumé

Notre thèse s'intéresse au développement des modèles réalistes permettant de décrire le processus de dégradation réel des systèmes complexes réparables lorsque les données de maintenance et de fiabilité du système sont disponibles. Cette description permet une meilleure connaissance de la performance future du système et peut s'exploiter comme un outil d'aide à la décision pour l'optimisation de la politique de la maintenance préventive.

La fiabilité est estimée dans cette thèse par le modèle d'intensité proportionnelle généralisée (GPIM) ayant présenté, parmi un ensemble des modèles de réparation imparfaite, la meilleure qualité d'ajustement validée par l'approche de maximum de vraisemblance. Le GPIM permet d'incorporer dans la fonction d'intensité de la défaillance l'effet des actions de maintenance correctives (MC) et préventives (MP) ainsi que l'effet des différentes informations concomitantes au systèmes. Ces dernières s'appellent "covariables" et permet d'apporter plus d'informations sur les conditions dans lesquelles le système fonctionne.

Les résultats du GPIM permet d'optimiser le plan de maintenance du système en tenant compte de sa performance future influencée par l'ensemble des facteurs explicatifs. La période recommandée doit présenter, sur un horizon fixe ou variable, le coût et la disponibilité optimales. Les résultats de la programmation s'obtiennent par des algorithmes de simulation en utilisant le langage de simulation MATLAB.

Cette thèse s'inscrit dans le cadre d'une amélioration de la sûreté de fonctionnement des équipements pétroliers dépendant naturellement étroitement de l'efficacité des opérations de maintenance.

*Mots Clés : Systèmes complexes réparables ; optimisation de la politique de maintenance préventive ; modèle d'intensité proportionnelle généralisée ; réparation imparfaite, approche de maximum de vraisemblance ; covariables ; Sûreté de fonctionnement.*