

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université A. MIRA de BEJAIA

Faculté de Technologie

Département de Génie électrique



Mémoire de Fin d'Etudes

En vue de l'obtention du diplôme de **Master**

Electromécanique, Spécialité Maintenance Industrielle

Thème

**Evaluation de l'efficacité de la maintenance dans les
modèles de réduction d'intensité de défaillance**

Présenté par :

- **MOKRANI Adem.**
- **LAZIB Hamza.**

Membres de jury :

- **Mr R. LAGGOUNE.** (Promoteur)
- **Mlle L. MAY.** (Co-promotrice)
- **Mr E. AIT MOKHTAR** (Président de jury)
- **Mr N. ZOUGAB** (Examineur)

Dédicace

*Je dédie ce modeste travail à toutes les personnes qui
me sont chers :*

Mes chers parents que Dieu les protège

Mes chères sœurs

Mes chères nièces

Mes chers amis

DADY

Dédicace

*Je dédie ce modeste travail à toutes les personnes qui
me sont chers :*

Mes chers parents que Dieu les protège

Mon cher frère

Mes chers amis

HAMZA

Remerciements

Nous tenons tout d'abord à exprimer toute notre gratitude et notre sincère reconnaissance à notre Co-promoteur Madame L.MAY pour le temps précieux qu'elle nous a consacré et l'aide précieuse qu'elle nous a apportée. Son accueil chaleureux et le partage généreux de ses connaissances tout au long de notre travail ont été d'une valeur inestimable. Ses conseils avisés et son soutien ont été précieux. Nous tenons à vous remercier du fond du cœur pour votre aide. Encore une fois, merci infiniment pour tout ce que vous avez fait pour nous. Merci!

A exprimé notre reconnaissance à notre directeur de mémoire, Monsieur LAGGOUNE Radouane, professeur à l'université de Béjaia, de nous avoir encadrés, orientés, aidés et conseillés.

Nous remercions les ingénieurs et les techniciens de l'entreprise SONATRACH, pour leurs aides et leurs conseils afin de réussir notre stage.

Un remerciement spécial pour nos très chers parents, qui ont toujours été là pour nous. Ainsi que nos chères sœurs, et nos chers frères, pour leurs encouragements.

Enfin, nous remercions nos amis pour leurs soutiens inconditionnels et leurs encouragements.

Liste des acronymes

ABAO : As Bad As Old "Modèle de maintenance minimale".

AGAN : As Good As New "Modèle de maintenance parfaite".

ARA : Arithmetic Reduction of Age "Modèle de réduction d'age virtuel".

ARA₁ : Modèles de réduction arithmétique de l'âge avec mémoire 1.

ARA_∞ : Modèles de réduction arithmétique de l'âge avec mémoire infini.

ARA_m : Modèles de réduction arithmétique de l'âge avec mémoire m.

ARI : Arithmetic Reduction of Intensity "Modèle de réduction d'intensité de défaillance".

ARI₁ : Modèle de réduction de l'intensité de défaillance avec mémoire 1.

ARI_∞ : Modèle de réduction de l'intensité de défaillance avec mémoire infini.

BMS : Brown, Mahoney et Sivalzian "Modèle de Kijima de type II".

BP : Modèle de Brown et Proschan.

CM : Corrective Maintenance "Maintenance corrective".

KMS : Kijima, Morimura et Suzuki "Modèle d'age virtuel".

MDT : Mean Down Time "Durée moyenne d'indisponibilité".

MTBF : Mean Time Between Failure "Moyenne des temps entre deux défaillances".

MTTF : Mean Time To First Failure "Moyenne du bon fonctionnement jusqu'à la première défaillance".

MTTR : Mean Time To Repair "Durée moyenne des temps techniques de réparation".

MUT : Mean Up-Time "Durée moyenne de fonctionnement après réparation".

PAR : Modèle de réduction proportionnelle de l'âge.

PM : Préventive Maintenance "Maintenance préventive".

TBF : Temps de bon fonctionnement.

Notation

$f(t)$: Densité de probabilité de défaillance.

$F(t)$: Fonction de répartition.

\mathcal{L} : La fonction de vraisemblance.

$R(t)$: Fiabilité (Reliability).

β : Paramètre de forme de la loi de Weibull.

$\Gamma(\cdot)$: Loi Gamma.

η : Paramètre d'échelle de la loi de Weibull.

$\lambda(\cdot)$: Taux de défaillance.

ρ : Facteur d'efficacité de la maintenance.

Table des matières

Introduction générale	1
1 Généralités sur l'efficacité de la maintenance	3
1.1 Caractéristiques de fiabilité des systèmes	3
1.1.1 Principales caractéristiques utilisées en fiabilité.....	4
1.1.1.1 Taux de défaillance	4
1.1.1.1.1 Grandeurs temporelles	6
1.1.1.2 Lois de probabilité.....	6
1.2 Approche de modélisation de l'efficacité de la maintenance	11
1.2.1 Notions de maintenance.....	11
1.2.2 Modélisation de l'efficacité de la maintenance	12
1.2.2.1 Modèles de base	12
1.2.2.2 Cas de la maintenance imparfaite	14
1.3 Problématique.....	28
1.4 Conclusion	29
2 Évaluation de l'efficacité de maintenance.....	30
2.1 Modèle ARI avec mémoire m	30
2.2 Estimation des paramètres dans le modèle ARI_1	31
2.2.1 La maximum de vraisemblance	32
2.2.2 Méthodologie	32
2.3 Conclusion	36
3 Évaluation d'efficacité de la maintenance de la pompe GEP 301A.....	37
3.1 Présentation de l'entreprise SONATRACH RTC Béjaïa /TRC	37

3.1.1	Station de pompage SP3 M'sila.....	39
3.1.1.1	Description technique de la station SP3.....	39
3.1.1.2	Pompes principales.....	41
3.1.2	Collectes de données et traitement.....	42
3.1.2.1	Collecte de données.....	42
3.1.2.2	Traitement des données.....	43
3.2	Application	45
3.2.1	Présentation de l'algorithme de résolution Matlab	46
3.2.1.1	Déroulement de l'algorithme	46
3.2.1.2	Choix des paramètres d'initialisations	48
3.2.1.3	Résultats et interprétations	50
3.3	Conclusion.....	51
	Conclusion générale.....	53
	Références.....	54

Liste des figures

Figure 1.1 - Courbe en baignoire	5
Figure 1.2 - Représentation du MTTF, MUT, MDT, MTBF	6
Figure 1.3 - Taux de défaillance de la loi de Weibull.....	9
Figure 1.4 - Familles de maintenance	12
Figure 1.5 - Maintenance ABAO	13
Figure 1.6 - Maintenance AGAN	14
Figure 1.7 - Maintenance imparfaite.....	14
Figure 1.8 - Intensité de défaillance dans le modèle Brown-Prochan (selon la loi de Weibull pour $\beta = 2.5$ et $\eta = 200$).	16
Figure 1.9 - Modèle de réduction géométrique de l'intensité de défaillance	21
Figure 1.10 - Comparaison de l'intensité entre modèles ARA (à gauche) et ARI (à droite). ..	22
Figure 1.11 - Le modèle ARI_1 avec intensités de défaillance, initiale et minimale.....	23
Figure 1.12 - Modèle ARI_∞ avec $\bar{\rho} = 0.5$	24
Figure 1.13 - Le modèle ARI_2	25
Figure 1.14 - l'intensité de défaillance dans le modèle hybride (selon la loi de Weibull pour $\beta=3$ et $\eta=500$)	26
Figure 3.1 - Pipelines OB1 et Stations de pompage.	38
Figure 3.2 - Plan la station.	39
Figure 3.3 - Les électropompes principale GEP (A, B, C, D, E).....	41
Figure 3.4 - Historique de maintenance avec les TBF.	44
Figure 3.5 - Organigramme descriptif du déroulement du script MATLAB.....	46

Liste des tableaux

Tableau 3.1 - Tableau récapitulatif.....	44
Tableau 3.2 - TBF et TBF cumulé.....	45
Tableau 3.4 - Résultats d'estimations.....	50

Introduction générale

La maintenance joue un rôle primordial dans le bon fonctionnement et la durabilité des équipements industriels. Son objectif principal est d'assurer et de garantir la disponibilité, la fiabilité et les performances optimales de ces équipements, en prévenant les pannes, en réduisant les temps d'arrêt et en augmentant la productivité tout au long de leur cycle d'utilisation. Cela contribue à maximiser la valeur ajoutée des activités industrielles et en fait un enjeu majeur pour les entreprises, car elle a un impact direct sur leur rentabilité et leur compétitivité sur le marché. Par conséquent, investir dans des stratégies et dans des pratiques de maintenance efficaces afin d'assurer une performance globale et une pérennité des équipements est primordial.

L'évaluation de l'efficacité de la maintenance joue un rôle essentiel dans la mise en place de politique de maintenance appropriée. Une maintenance efficace contribue à maintenir la continuité des processus et à optimiser les performances des systèmes. Pour atteindre ces objectifs, différents domaines de maintenance sont mis en œuvre, telle que la maintenance préventive, corrective. Ces approches permettent de minimiser les interruptions de production et de maximiser la valeur des actifs industriels. La maintenance efficace est ainsi un élément clé de la gestion des opérations industrielles, offrant des avantages significatifs.

La question fondamentale qui anime notre recherche est celle de la modélisation de l'incidence de la maintenance sur les performances opérationnelles des installations industrielles. Alors que la maintenance joue un rôle incontournable dans l'amélioration de la fiabilité et la prévention des défaillances, les approches conventionnelles de modélisation peinent parfois à rendre compte avec réalisme de cet effet. En effet, les modèles traditionnels, qu'ils soient optimistes ou pessimistes, peuvent laisser de côté une représentation complète et précise de l'influence de la maintenance. Face à cette problématique, notre recherche s'attache à considérer une approche plus vraisemblable. Ces modèles se placent dans une perspective intermédiaire, offrant une vision plus fidèle de l'influence de la maintenance sur la fiabilité des installations industrielles. Ainsi, notre étude se fixe pour objectif de sonder les potentialités et l'applicabilité de ces modèles, afin d'évaluer l'efficacité de la maintenance dans le contexte industriel.

Le projet est organisé en plusieurs chapitres. Le premier chapitre se concentre sur les concepts fondamentaux de la fiabilité, en examinant les différentes lois de fiabilité et les lois de probabilité pertinentes. De plus, il explore l'impact des opérations de maintenance sur la fiabilité des équipements. Les notions de maintenance et ses approches sont également abordées, en mettant en évidence les différents modèles d'efficacité de la maintenance. Une attention particulière est portée au modèle de réduction de l'intensité de défaillance, qui joue un rôle central dans cette étude. Ce modèle permet de quantifier l'effet des opérations de maintenance sur la réduction de l'intensité des défaillances. Le deuxième chapitre se focalise sur la méthodologie de mise en place d'une estimation des paramètres clé du modèle. Il explore en détail la fonction de vraisemblance et la log-vraisemblance, qui sont des outils essentiels pour le développement de l'équation final. Enfin, le troisième chapitre se concentre sur l'application pratique du modèle de réduction de l'intensité de défaillance. Il présente l'entreprise Sonatrach Bejaia et un équipement industriel spécifique, tout en partageant les données historiques d'interventions sur cet équipement. À l'aide de la modélisation, les paramètres du modèle sont estimés et les résultats obtenus sont interprétés.

1 Généralités sur l'efficacité de la maintenance

Dans ce chapitre, nous aborderons les généralités relatives à l'efficacité de la maintenance. Cette partie sera divisée en trois grandes sections. La première section portera sur les caractéristiques de fiabilité des systèmes, qui sont cruciales pour l'élaboration de modèles de maintenance. Le deuxième volet se penchera sur l'approche de modélisation de l'efficacité de la maintenance. Nous examinerons les différents types de modèles et développerons le modèle de réduction de l'intensité de défaillance ARI pour une analyse plus approfondie et une étude de cas portant sur une pompe dans le chapitre 3. Enfin, le troisième volet de ce chapitre abordera une problématique importante dans le domaine de la maintenance, qui sera explorée en détail tout au long de ce projet de fin d'études.

1.1 Caractéristiques de fiabilité des systèmes

On retrouve dans la littérature plusieurs définitions de la fiabilité, toutes étant justifiées et relatives à un secteur d'activité donné. L'Association française de normalisation, a proposé la définition suivante [8] : « *la fiabilité (Reliability) est l'aptitude d'un dispositif à accomplir une fonction requise, dans des conditions données, au cours d'une durée donnée* ».

On distingue plusieurs types de fiabilité associée à un système [2] :

- La fiabilité prévisionnelle, qui estime une fiabilité future à partir de considérations sur la conception des systèmes. Elle est obtenue à partir d'un modèle mathématique, connaissant la fiabilité estimée de ses composants.
- La fiabilité intrinsèque, mesurée au cours d'essais spécifiques effectués selon un protocole d'essais bien défini.
- La fiabilité opérationnelle, évaluée en tenant compte des données obtenues à partir de l'observation et de l'analyse du comportement d'entités identiques dans les mêmes conditions opérationnelles.
- La fiabilité extrapolée résulte d'une extension, par extrapolation définie ou par interpolation, de la fiabilité opérationnelle à des durées ou des conditions de contraintes différentes.

1.1.1 Principales caractéristiques utilisées en fiabilité

Dans cette partie, nous présentons les principales mesures utilisées en fiabilité. Désignons par T la variable aléatoire caractérisant l'instant de défaillance d'un dispositif donné.

Notons par $F(t)$ la fonction de répartition correspondante, elle représente la probabilité que le dispositif tombe en panne pendant l'intervalle de temps $[0, t]$. La fiabilité $R(t)$ s'exprime donc par la relation suivante [1]:

$$R(t) = Prob(T > t) = 1 - Prob(T \leq t) = 1 - F(t) \quad (1.1)$$

Il en résulte que $R(t)$ est une fonction décroissante de t sur $[0, \infty]$ et que $R(t) + F(t) = 1$. La densité de probabilité de défaillance $f(t)$, est telle que :

$$f(t) = \frac{dF(t)}{dt} = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{prob(t < T \leq t + \Delta t)}{\Delta t} \quad (1.2)$$

Soit encore :

$$f(t) = -\frac{dR(t)}{dt} \quad (1.3)$$

On a donc la relation entre la fiabilité et la densité de probabilité de défaillance :

$$R(t) = 1 - \int_0^t f(t) dt \quad (1.4)$$

1.1.1.1 Taux de défaillance

Le taux de défaillance d'un dispositif à l'instant t est défini par la fonction $\lambda(t)$, telle que :

$$\lambda(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{prob(t < T \leq t + \Delta t / T > t)}{\Delta t} = -\frac{dR(t)}{dt} \frac{1}{R(t)} = \frac{f(t)}{1 - F(t)} = \frac{f(t)}{1 - \int_0^t f(t) dt} \quad (1.5)$$

Physiquement, le produit $\lambda(t)\Delta t$ représente la probabilité conditionnelle qu'une défaillance du dispositif se produise dans l'intervalle de temps $[t, t + \Delta t]$, sachant que ce dispositif était en fonctionnement à l'instant t [3].

On a les relations suivantes entre la fiabilité et le taux de défaillance :

$$\lambda(t) = \frac{f(t)}{R(t)} \quad (1.6)$$

Il est fréquent que des dispositifs présentent un taux de défaillance en fonction du temps $\lambda(t)$ suivant une courbe dite en **baignoire**. Se présentant sous la forme d'une courbe caractérisant le taux de défaillance en fonction du temps écoulé.

Cette représentation, plus connue sous le nom de « courbe en baignoire », comme la montre, la figure (1.1), permet de modéliser le cas où le taux de défaillance varie au cours du temps. Elle se décompose en trois parties reflétant l'état du système, autrement dit : dans quelle partie de sa vie, il se trouve.

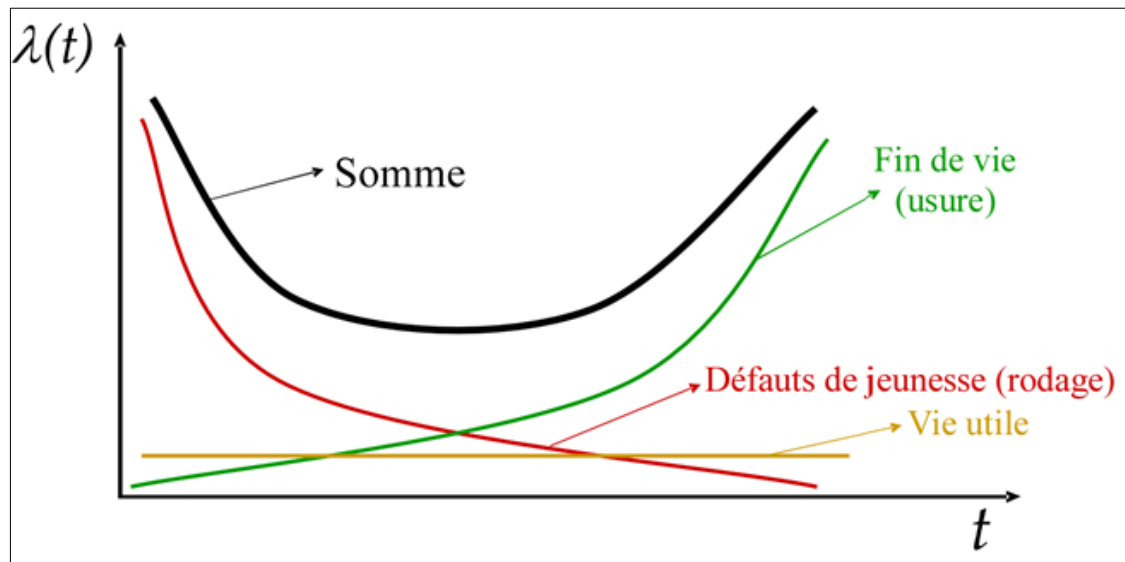


Figure 1.1 - Courbe en baignoire [7].

- La période de jeunesse, synonyme de rodage ou de déverminage, illustre les défaillances précoces que l'on peut observer sur une entité neuve. Pendant cette période, le taux de défaillance est initialement assez fort puis décroît progressivement.
- La période de vie utile représente la phase la plus importante de la vie d'une entité, car c'est le moment où le nombre de pannes est le plus faible. Il est généralement admis de représenter $\lambda(t)$ par une constante pendant cette période.
- La période de vieillissement identifie la phase d'usure de l'entité durant laquelle le risque de défaillance va augmenter.

1.1.1.1 Grandeurs temporelles

De nombreuses grandeurs temporelles peuvent caractériser l'état de fonctionnement du système: avant défaillance, entre défaillance, entre défaillance et réparation, etc. [4]. Villemeur [2], présente quelques grandeurs temporelles. De même, il les illustre au moyen d'un graphique figure (1.2), décrivant la relation existante entre elles [1].

- La durée Moyenne du bon fonctionnement du système jusqu'à la première défaillance (MTTF : Mean Time To First Failure). Définie par l'équation suivante :

$$MTTF = \int_0^{\infty} R(t)dt = \int_0^{\infty} tf(t)dt \quad (1.7)$$

- La durée moyenne des temps techniques de réparation (MTTR : Mean Time To Repair),
- La durée moyenne de fonctionnement après réparation (MUT : Mean Up-Time),
- La durée moyenne d'indisponibilité du système (MDT : Mean Down Time),
- La moyenne des temps entre deux défaillances d'un système réparable (MTBF : Mean Time Between Failure).

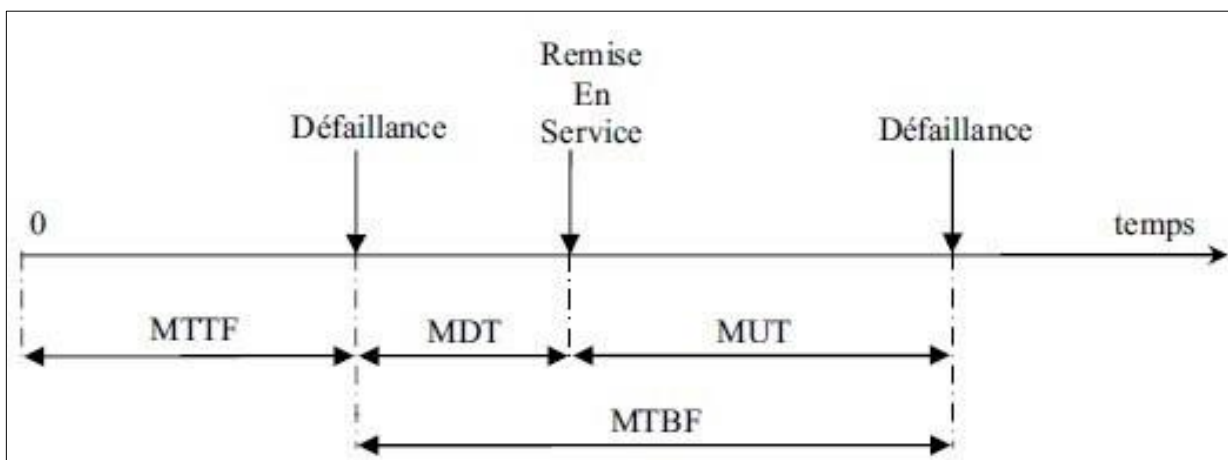


Figure 1.2 - Représentation du MTTF, MUT, MDT, MTBF. [2]

1.1.1.2 Loïs de probabilité

Pour décrire un système et pouvoir analyser sa durée de vie, il existe différentes lois couramment utilisées. Les lois majoritairement utilisées en fiabilité, qu'on désigne par lois usuelles, sont la loi exponentielle et la loi de Weibull [2, 5].

A. Loi exponentielle $exp(\lambda)$

Cette sous-partie introduit la loi exponentielle. Une variable aléatoire T suit une loi exponentielle de paramètre $\lambda > 0$, notée $exp(\lambda)$, si et seulement si sa densité de probabilité $f(t)$ s'exprime de la façon suivante :

$$f(t) = \lambda e^{-\lambda t} \text{ Pour } t \geq 0 \text{ avec } \lambda > 0 \quad (1.8)$$

La fonction de fiabilité est $R(t) = 1 - F(t)$, d'où :

$$R(t) = e^{-\lambda t} \text{ Pour } t \geq 0 \quad (1.9)$$

La densité de probabilité est :

$$f(t) = \lambda e^{-\lambda t} \quad (1.10)$$

La durée moyenne de bon fonctionnement est :

$$MTTF = \int_0^{\infty} R(t) dt = \int_0^{\infty} e^{-\lambda t} dt = \frac{1}{\lambda} \quad (1.11)$$

Enfin, le taux de défaillance est donné par :

$$\lambda(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = \frac{\lambda e^{-\lambda t}}{e^{-\lambda t}} = \lambda \quad (1.12)$$

Le taux de défaillance est donc constant, ce qui signifie que la loi exponentielle modélise les durées de vie de systèmes qui ne s'usent pas et qui ne s'améliorent pas [5]. Exemples, pour modéliser la fiabilité d'un logiciel ou de composants électroniques.

On dit aussi que la loi exponentielle est sans mémoire, ce qui veut dire que : si le système n'est pas encore tombé en panne à l'instant t , c'est comme s'il était neuf à cet instant ; dans le sens où la probabilité que l'entité fonctionne est **sans mémoire** du temps t écoulé [5].

En théorie, cette propriété d'absence de mémoire restreint le champ d'application de cette loi à des systèmes qui ne s'usent pas et ne s'améliorent pas. Or, en pratique, elle est également utilisée pour modéliser la phase de vie utile de systèmes matériels.

Si la loi exponentielle est de loin la loi de durée de vie la plus utilisée en raison de sa simplicité, elle ne permet pas de modéliser ni l'usure, ni le rajeunissement. Il est donc nécessaire de disposer de lois plus sophistiquées. En fiabilité, la loi de Weibull est la plus populaire d'entre elles.

B. Loi de weibull $W(\beta, \eta)$

Autre loi prépondérante en fiabilité, la loi de Weibull. La durée de fonctionnement T d'un système suit une loi de Weibull de paramètres de forme $\beta > 0$ et d'échelle $\eta > 0$, si et seulement si sa fonction de répartition $F(t)$ est donnée par l'expression suivante [6] :

$$F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta} \text{ Pour } t \geq 0 \tag{1.13}$$

La loi de fiabilité $R(t)$ est :

$$R(t) = e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta} \text{ Pour } t \geq 0, \beta > 1 \tag{1.14}$$

La densité de probabilité est :

$$f(t) = F'(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta} \tag{1.15}$$

La durée de vie moyenne de bon fonctionnement est :

$$MTTF = \int_0^\infty R(t) dt = \lambda \Gamma\left(\frac{1}{\beta} + 1\right) \tag{1.16}$$

Où la fonction gamma Γ , s'exprime par :

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty t^{\alpha-1} e^{-t} dt \tag{1.17}$$

Enfin, le taux de défaillance est donné par l'expression :

$$\lambda(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} \quad \text{Pour } t \geq 0 \quad (1.18)$$

Le taux de défaillance de la loi de Weibull est en fonction du temps, ce qui permet de modéliser de nombreuses situations, comme l'illustre la figure (1.3). En particulier [5]:

- Si $\beta < 1$, $\lambda(t)$ est décroissant, donc le système s'améliore ;
- Si $\beta > 1$, $\lambda(t)$ est croissant, donc le système s'use ;
- Si $\beta = 1$, $\lambda(t)$ est constant, l'entité ne s'use pas et ne s'améliore pas (on retrouve dans ce cas la loi exponentielle comme cas particulier de la loi de Weibull).

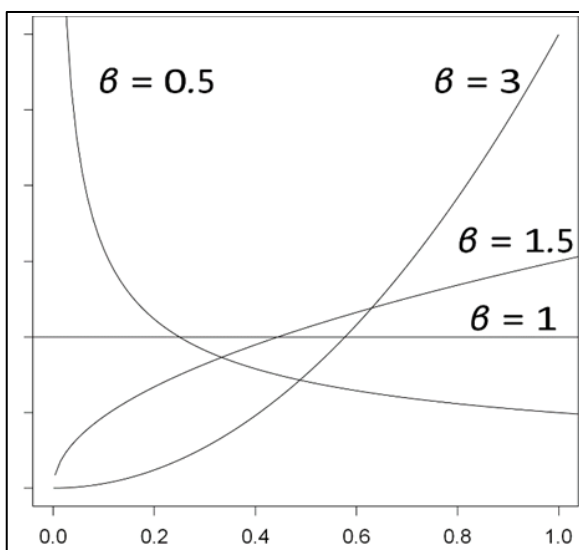


Figure 1.3 - Taux de défaillance de la loi de Weibull. [5]

La grande flexibilité de cette loi justifie son utilisation récurrente pour les modélisations de durées de vie.

C. Autres lois usuelles

Dans cette sous-partie, nous allons présenter succinctement deux autres lois utilisées pour modéliser la fiabilité d'une entité : la loi Gamma et la loi Lognormale. La fonction de répartition, la fiabilité et le taux de défaillance de ces lois ont la particularité de ne pas avoir d'expression explicite. Seule l'expression de la densité de probabilité et du *MTTF* seront introduits [6].

- Loi Gamma $G(\alpha, \beta)$

La durée de fonctionnement T d'une entité suit une loi Gamma de paramètre de forme $\alpha > 0$ et de paramètre d'échelle $\beta > 0$, si sa densité de probabilité est donnée par :

$$f(t) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} e^{-\beta t} t^{\alpha-1} \text{ Pour } t \geq 0 \quad (1.19)$$

Avec $\Gamma(\cdot)$ la fonction gamma définie dans l'équation (1.17).

La durée moyenne de bon fonctionnement correspondante est :

$$MTTF = \frac{\alpha}{\beta} \quad (1.20)$$

En utilisant les propriétés de cette loi, on peut montrer que la loi d'une somme de $\alpha \in \mathbb{N}^*$ variables aléatoires indépendantes de loi $exp(\beta)$ est une loi Gamma (α, β) . De même, la somme de deux variables aléatoires indépendantes de loi Gamma (α_1, β) et Gamma (α_2, β) a pour loi Gamma $(\alpha_1 + \alpha_2, \beta)$ [5].

- Loi Lognormale $N(m, \sigma^2)$

La durée de fonctionnement T d'une entité suit une loi Lognormale de paramètres $m \in \mathbb{R}$ et $\sigma^2 > 0$, si $\ln(T)$ est de loi Normale $N(m, \sigma^2)$. En se basant sur cette définition, la densité de probabilité de la loi Lognormale est donnée par [5]:

$$f(t) = \frac{1}{t\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(\ln t - m)^2} \quad t > 0 \quad (1.21)$$

La durée moyenne de bon fonctionnement est :

$$MTTF = e^{\left(m + \frac{\sigma^2}{2}\right)} \quad (1.22)$$

1.2 Approche de modélisation de l'efficacité de la maintenance

Les systèmes industriels font l'objet de multiples opérations de maintenance, à la fois préventives et correctives, afin de maintenir leur fonctionnement optimal et de prolonger leur durée de vie, tout en respectant les contraintes de sécurité et de fiabilité. Il est donc essentiel de pouvoir représenter le plus précisément possible l'effet de ces opérations de maintenance sur les systèmes dans le but d'appréhender leur impact réel.

L'évaluation de l'efficacité de la maintenance revêt une grande importance pour comprendre comment celle-ci affecte les performances des équipements. Elle peut être abordée à travers différentes méthodes de modélisation.

Dans cette partie, nous présenterons les différentes approches de modélisation de l'efficacité de la maintenance, en mettant l'accent sur les modèles de réduction d'intensité de défaillance ARI.

1.2.1 Notions de maintenance

Selon la norme AFNOR [8], *la maintenance est l'ensemble des actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un système, destinée à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise*. La maintenance doit permettre d'améliorer la fiabilité, la sécurité et la qualité des équipements du système industriel pour un moindre coût. Les actions de maintenance réalisées sur les systèmes sont de deux grandes familles comme la figure (1.4) le montre : la maintenance corrective et la maintenance préventive.

- Une maintenance corrective (CM : Corrective Maintenance) est l'ensemble des actions exécutées après détection d'une panne. Elle est destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise [8].
- Une maintenance préventive (PM : Préventive Maintenance) est l'ensemble des actions exécutées à des intervalles de temps prédéterminées ou selon des critères prescrits et destinées à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien [8].

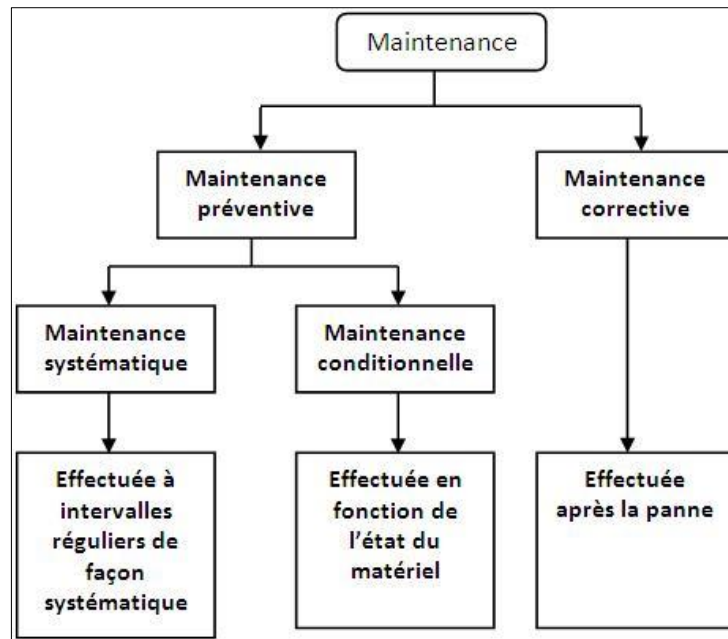


Figure 1.4 - Familles de maintenance [9].

1.2.2 Modélisation de l'efficacité de la maintenance

1.2.2.1 Modèles de base

Les modèles de base de maintenance sont des représentations idéalistes de l'effet des actions de maintenance. Ils supposent que ces actions sont soit inefficaces, c'est-à-dire qu'elles n'ont aucun effet sur le système, soit qu'elles ramènent le système à un état neuf. Or, dans la réalité, il est peu vraisemblable que d'imaginer qu'une action de maintenance n'ait aucun effet sur le système, ou qu'elle le ramène à un état neuf. Sauf dans le cas où le système est entièrement remplacé par un neuf [10].

Dans la suite, nous allons examiner les deux modèles de base de maintenance.

A. Le modèle de maintenance minimale ABAO

Le postulat, de ce modèle est que l'effet de l'action de maintenance est de ramener le système à un état de fonctionnement similaire à celui juste avant la défaillance. Ainsi, l'impact de la maintenance sur le taux de défaillance est considéré neutre, ce qui signifie qu'il ne l'améliore ni ne le détériore. Après l'action de la maintenance, le système est considéré aussi mauvais que vieux, ou en anglais "As Bad As Old" (ABAO) [11].

Dans ce modèle, l'intensité de défaillance dépend uniquement du temps figure (1.5) et n'est pas influencée par l'historique du processus. Elle peut être représentée par la fonction suivante :

$$\lambda_t = \lambda(t), \forall t \geq 0. \tag{1.23}$$

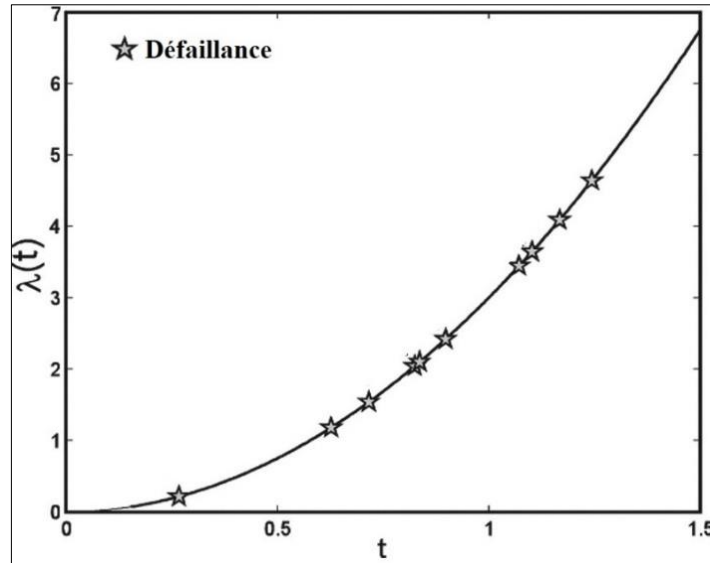


Figure 1.5 - Maintenance ABAO [12].

B. Le modèle de maintenance parfaite AGAN

Dans ce modèle, la maintenance est considérée comme parfaite en raison de son effet sur le taux de défaillance du système. Après chaque action de maintenance, le système est ramené à un état neuf, ce qui signifie qu'il est aussi bon que neuf, en anglais, cela est souvent exprimé par l'acronyme (AGAN) "As Good As New" [11].

Supposons que le système reçoit des actions de maintenance à des instants successifs notés T_i tel que $i = 1, 2, 3, \dots, n$, donc, à un instant $t \in]T_i, T_{i+1}[$.

L'expression de la fonction d'intensité de défaillance dans le cas d'une maintenance AGAN est :

$$\lambda_t = \lambda(t - T_i) \tag{1.24}$$

La figure (1.6) représente une trajectoire de l'intensité de défaillance d'un système pour des maintenances AGAN. Les instants de défaillance sont les instants de saut de l'intensité. Après une maintenance, l'intensité repart de zéro parallèlement à la courbe d'intensité initiale :

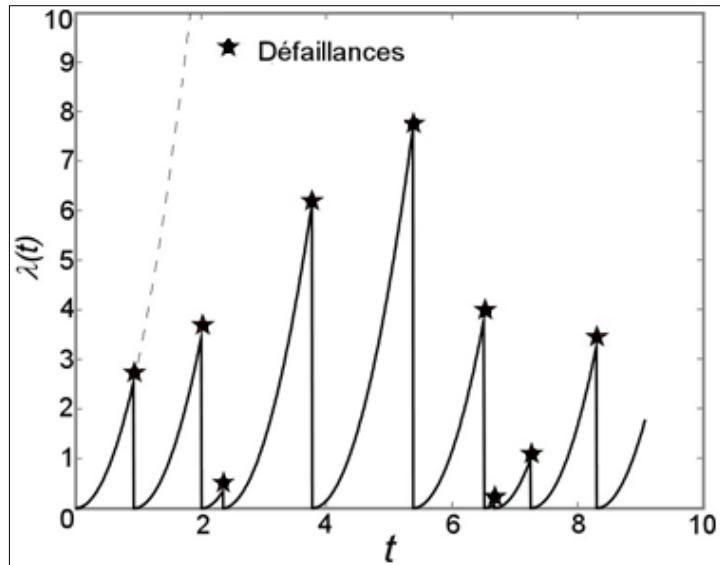


Figure 1.6 - Maintenance AGAN [12].

1.2.2.2 Cas de la maintenance imparfaite

Dans la réalité, il est peu probable, voire envisageable, qu'un système industriel complexe se retrouve dans la situation d'une maintenance inefficace "As Bad As Old" où aucune amélioration n'est apportée, ou dans celle d'une remise à neuf totale "As Good As New" où le système retrouve son état initial optimal. En pratique, la maintenance a un effet qui se situe entre ces deux cas extrêmes figure (1.7) [11].

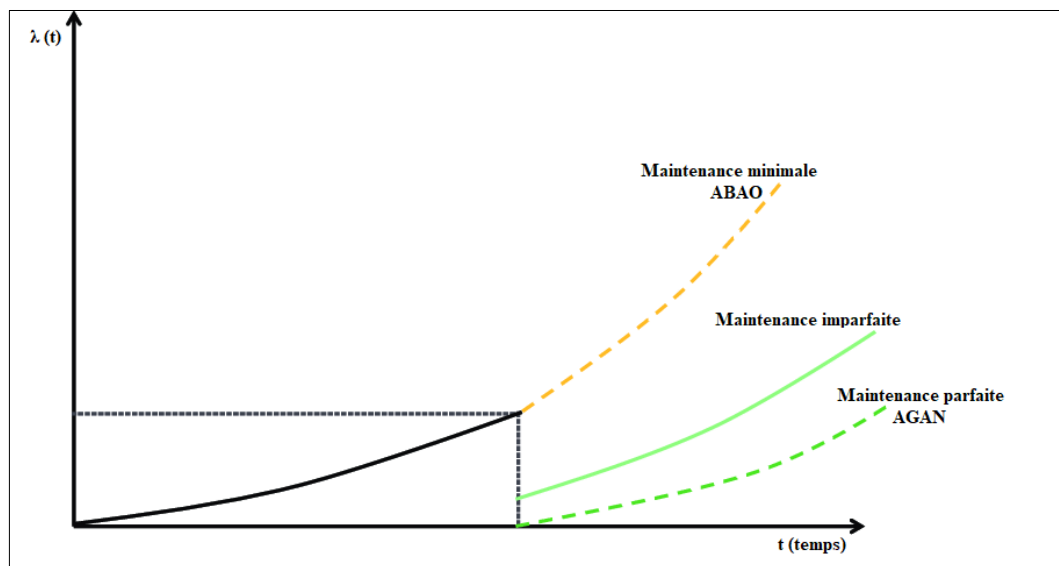


Figure 1.7 - Maintenance imparfaite. [13]

Ce type de maintenance, appelée réparation meilleure que minimale, "Better than Minimal Repair", plus couramment désigné sous le terme de "maintenance imparfaite" est bien plus réaliste et représentatif de l'impact de la maintenance sur les systèmes. Elle englobe aussi un plus large éventail de systèmes réparables ou non réparables [11]. Ce type de maintenance reconnaît que les actions de maintenance peuvent améliorer les performances du système, mais ne peuvent pas le ramener à un état aussi bon que neuf.

Dans la suite, nous allons explorer différents modèles de maintenance imparfaite et nous concentrerons sur le modèle ARI.

A. Les modèles de Brown-Proschan et Block-Borges-Savits

Un des premiers modèles de maintenance imparfaite est celui proposé par Brown et Proschan (BP) en 1983 [14]. Ce modèle vérifie les hypothèses suivantes :

- Les effets des maintenances sont indépendants des instants auxquels elles sont réalisées et sont indépendantes les unes des autres.
- Le système après maintenance est AGAN avec une probabilité ρ et ABAO avec une probabilité $1 - \rho$. Ainsi, l'efficacité de la $i^{\text{ème}}$ maintenance est une variable aléatoire Z_i telle que :

$$Z_i = \begin{cases} 1 & \text{si la maintenance est AGAN} \\ 0 & \text{si la maintenance est ABAO} \end{cases}$$

À partir de ces hypothèses, nous pouvons constater que le modèle renferme les deux modèles de base : dans le cas où $\rho = 0$, le modèle de Brown-Proschan correspond au modèle de maintenance minimale, alors que lorsque $\rho = 1$, il correspond au modèle de maintenance parfaite [10].

L'allure de la fonction d'intensité de défaillance correspondant à ce modèle est représentée sur la figure (1.8). Les instants de maintenance ABAO sont représentés sur l'axe des abscisses par des carrés et ceux de maintenance AGAN correspondent aux sauts d'intensité de défaillance.

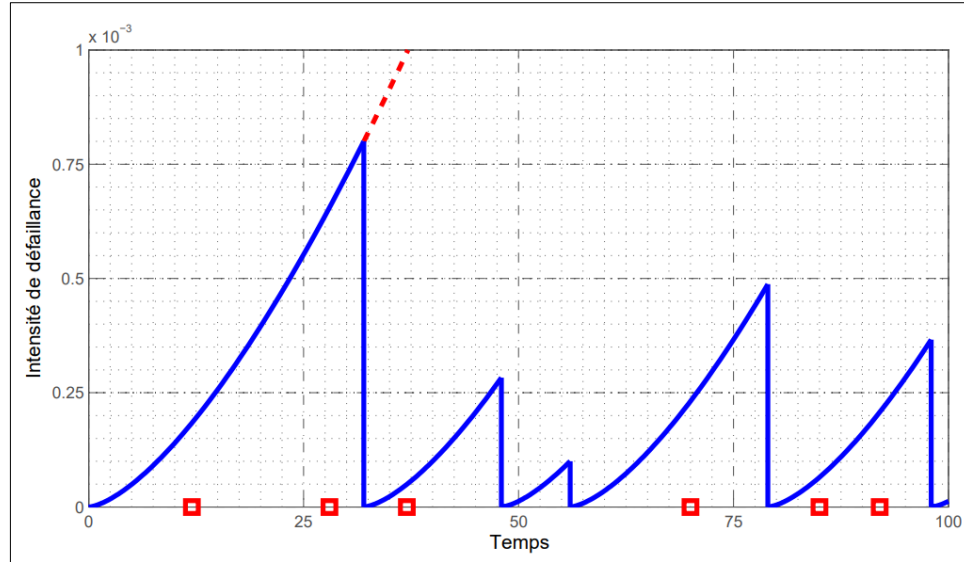


Figure 1.8 - Intensité de défaillance dans le modèle Brown-Prochan (selon la loi de Weibull pour $\beta = 2.5$ et $\eta = 200$) [10].

B. Les modèles d'âge virtuels

Le principe derrière les modèles d'âge virtuel est le suivant : dans un système dont l'âge égal à t avant une intervention de maintenance est réduit d'un facteur Δ à t / Δ . Le sens derrière cette écriture est que l'âge du système rajeunit du fait des actions de maintenance [10].

Mis en équation par Kijima, Morimura et Suzuki (KMS) en 1988, il suppose que : après la $i^{\text{ème}}$ maintenance, le système se comporte comme un système neuf qui aurait fonctionné une durée A_i sans tomber en panne. A_i peut donc être considéré comme l'âge virtuel du système après la $i^{\text{ème}}$ maintenance [11]. L'intensité de défaillance du modèle s'écrit alors comme suit :

$$\lambda_t = \lambda \left(t - T_{N_t} + A_{N_t} \right) \tag{1.25}$$

Ces modèles généralisent les modèles AGAN et ABAO. En effet, si on considère que les âges virtuels sont nuls après chaque réparation ($\forall i, A_i = 0$), cela revient à dire que le système est remis à neuf (modèle de réparation parfaite AGAN). A l'inverse, si l'âge virtuel après chaque réparation est identique à l'âge réel du système ($\forall i, A_i = T_i$), cela revient à avoir des réparations minimales remettant le système dans l'état où il était avant la panne (modèle ABAO) [15].

- Les modèles de kijima

Kijima a défini deux classes de modèles d'âges virtuels, connus sous le nom de modèles de Kijima de types I et II :

- Modèle de Kijima de type I : L'effet de la $i^{\text{ème}}$ actions de maintenance a pour effet de réduire l'âge virtuel du système avant la défaillance, à savoir $A_{i-1} + X_i$, d'une quantité proportionnelle à la durée écoulée depuis la dernière maintenance $Z_i X_i$, avec $Z_i \in [0, 1]$. Cela nous donne [11] :

$$\forall i \geq 0, A_i = A_{i-1} + (1 - Z_i) X_i \quad (1.26)$$

A partir de cette équation nous retrouvons l'intensité de défaillances écrite comme suit :

$$\lambda_t^N(N, Z) = \lambda \left(t - T_{N_t} + \sum_{j=1}^{N_t} (1 - Z_j) X_j \right) \quad (1.27)$$

- Modèle de kijima de type II : L'effet de la $i^{\text{ème}}$ maintenance est de réduire l'âge virtuel global du système d'une quantité qui lui est proportionnelle Z_i , avec $Z_i \in [1, \infty[$. On obtient alors [11] :

$$\forall i \geq 0, A_i = (1 - Z_i) (A_{i-1} + X_i) \quad (1.28)$$

L'intensité de défaillance s'écrit alors comme suit :

$$\lambda_t^N(N, Z) = \lambda \left(t - T_{N_t} + \sum_{j=1}^{N_t} \left[\prod_{k=j}^{N_t} (1 - Z_k) \right] X_j \right) \quad (1.29)$$

Les Z_i sont des valeurs aléatoires variant entre $[0, 1]$, elles représentent l'efficacité des maintenances successives. Pour le modèle de type II :

- Si $Z_i = 1 \Leftrightarrow A_i = 0$ donc la $i^{\text{ème}}$ maintenance est AGAN.
- Si $Z_i = 0 \Leftrightarrow A_i = A_{i-1} + X_i$ donc la $i^{\text{ème}}$ maintenance est ABAO.

Les cas que nous avons observés ci-dessus sont les cas où la maintenance est dite minimale (ABAO) pour $Z_i = 0$ et parfaite (AGAN) pour $Z_i = 1$, or il est peu vraisemblable de se retrouver dans l'un des cas décrits ici. En considérant, des actions de maintenances imparfaites, il serait naturel que de supposer les Z_i comme déterministes et constants : $\forall i \geq 1, A_i = \rho$. Ce paramètre ρ est appelé efficacité de la maintenance ou facteur d'amélioration. Il en résulte les modèles particuliers suivants pour chaque type de modèle [15] :

- Pour le modèle de Kijima de type I, on obtient un modèle défini par Malik sous le nom de **modèle de réduction proportionnelle de l'âge** (PAR) et qui a été étudié par Doyen et Gaudin [11] sous le nom de modèle ARA_1 . L'intensité de défaillance s'écrit:

$$\lambda_t = \lambda \left(t - \rho T_{N_t} \right) \tag{1.30}$$

- Pour le modèle de Kijima de type II, on obtient un modèle défini par Brown, Mahoney et Sivalzian (BMS) et qui a été étudié par Doyen et Gaudoin [11] sous le nom de modèle ARA_∞ . L'intensité de défaillance s'écrit :

$$\lambda_t = \lambda \left(t - \rho \sum_{j=0}^{N_t-1} (1-\rho)^j T_{N_t-j} \right) \tag{1.31}$$

Pour ces deux modèles, on peut s'intéresser à quelques valeurs remarquables de ρ :

- $\rho = 1$: la maintenance est parfaite.
- $\rho = 0$: la maintenance est minimale.
- $\rho \in]0,1[$: la maintenance est efficace.
- $\rho < 0$: la maintenance est nuisible.
- Les modèles à réduction arithmétique / géométrique de l'âge
 - Modèle à réduction arithmétique de l'âge

Doyen et Gaudoin [11] ont proposé une classe de modèles dite de réduction arithmétique de l'âge de mémoire m (ARA_m) dont le principe est que la réduction d'âge dépend de l'effet des m dernières maintenances. L'intensité est définie comme suit :

$$\lambda_t = \lambda \left(t - \rho \sum_{j=0}^{\min(m-1, N_t-1)} (1-\rho)^j T_{N_t-j} \right) \quad (1.32)$$

La mémoire (m) correspond au nombre maximal d'instant de défaillance précédents qui peuvent influencer l'intensité de défaillance. Le modèle PAR peut donc être considéré comme un modèle ARA_1 et le modèle BMS comme un modèle ARA_∞ .

Soulignons que dans le cas présent l'âge virtuel est obtenu en soustrayant une certaine quantité à l'âge réel :

$$V_{T_n^+} = (V_{T_n^-}) - \alpha_n(T_n) \quad (1.33)$$

➤ Modèle à réduction géométrique de l'âge

Quand l'âge virtuel résulte de la multiplication de l'âge réel par une quantité inférieure à 1, on obtient des modèles à réduction géométrique de l'âge. Le plus simple d'entre eux, équivalant au modèle ARA_1 , est défini par l'intensité [11] :

$$\lambda_t = \lambda \left(\frac{t}{T} \right) \quad (1.34)$$

C. Les modèles à réduction d'intensité de défaillance

Lors d'une action de maintenance, l'effet de celle-ci se répercute sur l'intensité de défaillance et non sur l'âge du système. En effet, dans ce type de modèles, c'est l'intensité de la défaillance qui se voit réduite d'une certaine quantité, ce qui place l'effet de la maintenance entre la maintenance ABAO et AGAN.

Les auteurs considèrent que la motivation de réduction d'intensité de défaillance est généralement plus formelle que celle de réduction de l'âge virtuel, bien que certains de ces modèles soient gouvernés par l'allure d'intensité de défaillance initiale [10].

Nous retrouvons plusieurs modèles de réductions d'intensité. Ici, nous allons les présenter.

- Le modèle de Chan et Shaw

Chan et Shaw ont supposé que l'effet de la maintenance est de réduire l'intensité de défaillance d'une quantité proportionnelle à sa valeur juste avant défaillance [11].

$$\lambda_{T_i^+} = \lambda_{T_i^-} - \rho \lambda_{T_i^-} \tag{1.35}$$

Où $\lambda_{T_i^-}$ et $\lambda_{T_i^+}$ sont respectivement les limites à gauche et à droite de $\lambda(t)$ quand t tend vers T_i et ρ représente la proportion de réduction de l'intensité de défaillance.

Entre deux défaillances, l'intensité est supposée évoluer comme celle d'un système neuf, ce qui signifie que $\lambda_t \lambda_t$ est parallèle à $\lambda(t)$. On montre alors que l'intensité de défaillance du modèle de Chan-Shaw (CS) est de la forme :

$$\lambda_t = \lambda(t) - \rho \sum_{j=0}^{N_t} (1 - \rho)^j \lambda(T_{N_t-j}) \tag{1.36}$$

- Modèle de réduction géométrique d'intensité de défaillance

Cette sous-classe de modèles est obtenue à partir du processus géométrique, appelé aussi processus de quasi-renouvellement. Pour cette classe, on note par α , le facteur de réduction d'intensité de défaillance [16].

Le principe ici est de supposer qu'après une action de maintenance imparfaite, la fonction d'intensité de défaillance du système est multipliée par le facteur α , sachant que $0 < \alpha < 1$.

Ainsi, après la première action de maintenance imparfaite, la fonction d'intensité de défaillance devient $\lambda(t) = \alpha \lambda_0(t)$, après la seconde action de maintenance, elle devient $\lambda(t) = \alpha^2 \lambda_0(t)$...etc. La fonction de défaillance correspondant au modèle est :

$$\lambda(t) = \alpha^M \lambda_0(t) \tag{1.37}$$

Dans ce type de modèle, nous constatons un effet double de l'action de maintenance imparfaite sur la courbe d'intensité de défaillance, en plus d'un effet de réduction de l'intensité se présentant sous un départ de la courbe d'un point inférieur à celui d'avant la maintenance, nous pouvons aussi constater un effet long terme agissant sur le taux de dégradation du système, comme le montre la figure (1.9) :

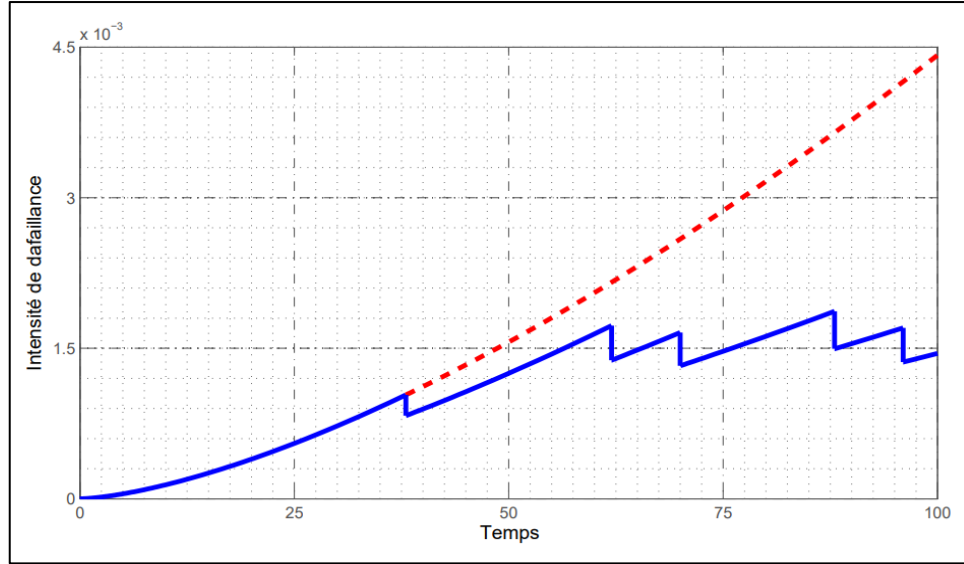


Figure 1.9 - Modèle de réduction géométrique de l'intensité de défaillance [10].

- Modèle de réduction arithmétique de l'intensité de défaillance

Ce modèle suppose que l'effet de la maintenance est de réduire l'intensité conditionnelle d'une certaine quantité dépendant du passé du processus, ou la vitesse d'usure de notre système reste la même qu'avant la défaillance. Ce modèle a été proposé par Doyen et Gaudoin [11], qui ont proposé plusieurs sous-modèles que nous allons développer ici.

Dans ces modèles-ci, l'effet de la maintenance n'affecte pas l'allure d'intensité de défaillance, donc après une action de maintenance, la courbe d'intensité de défaillance repart d'un point inférieur à celui juste avant l'intervention de maintenance, mais parallèlement à la courbe d'intensité de défaillance initiale [10].

L'idée de base d'un modèle de type ARI est de considérer : que chaque action de maintenance réduit l'intensité de défaillance d'une quantité S dépendant de l'historique des défaillances [11, 15]:

$$\lambda_{T_i^+} = \lambda_{T_i^-} - S(i, T_1, \dots, T_i), i \geq 1 \tag{1.38}$$

$$\lambda_{T_i^+} = \lambda_{T_i^-} - \rho \lambda_{T_i^-} \tag{1.39}$$

$\lambda_{T_i^-}$ et $\lambda_{T_i^+}$ étant respectivement la limite à gauche et à droite de λ_t quand t tend vers T_i .

Entre deux défaillances, l'intensité évolue comme celle d'un matériel neuf ; elle a la même pente que l'intensité initial, et reste donc parallèle, verticalement, à cette dernière. Alors que dans le modèle ARA, la courbe d'intensité est translatée horizontalement, comme le montre la figure [11] :

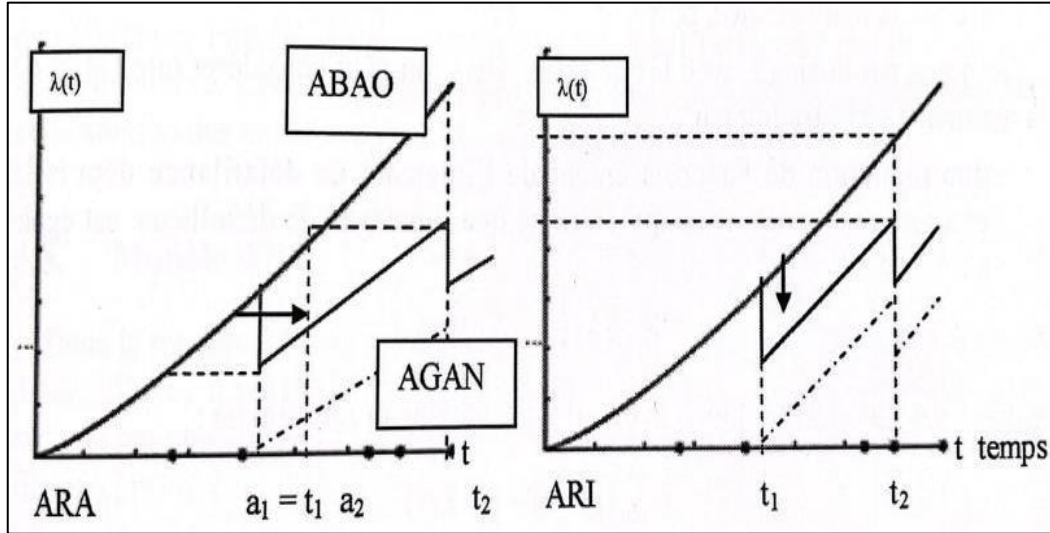


Figure 1.10 - Comparaison de l'intensité entre modèles ARA (à gauche) et ARI (à droite) [17].

Dans les cas de défaillances multiples (N défaillances), l'équation de l'intensité devient alors :

$$\lambda_t = \lambda(t) - \sum_{i=0}^{N_i} S(i, T_1, \dots, T_i) \quad (1.40)$$

Comme pour les modèles à réduction d'âge, on caractérise l'effet de la maintenance par un facteur de réduction d'intensité, γ ou par un facteur de restauration apporté par la maintenance ρ .

Par analogie avec les modèles PAR, on peut considérer que l'effet de la maintenance se traduit par [11, 15] : Une réduction de l'accroissement de l'intensité de défaillance depuis la dernière maintenance, ce qui entraîne que l'intensité de défaillance est égale à :

$$\lambda_t = \lambda(t) - \rho \lambda(T_{n_t}) \quad (1.41)$$

➤ Modèle à réduction de l'intensité de défaillance à mémoire 1 (ARI₁)

Dans le modèle ARI de mémoire 1, la maintenance réduit seulement l'intensité de défaillance à partir de l'intervention précédente.

Si $\lambda_{T_i^-}$ est l'intensité juste avant la maintenance, et $\lambda_{T_i^+}$, celle juste après la maintenance, et que pour simplifier on considère un facteur de restauration moyen $\bar{\rho}$, on a [16] :

$$\lambda_{T_i^+} = \lambda_{T_i^-} - \bar{\rho} \left(\lambda_{T_i^-} \lambda_{T_i^+} \right) \tag{1.42}$$

L'intensité moyenne de défaillance de ce modèle est alors :

$$\lambda_t = \lambda(t) - \bar{\rho} \left(\lambda_{T_i^-} \right) \tag{1.43}$$

L'intensité d'usure minimale est :

$$\lambda_{\min}(t) = (1 - \bar{\rho}) \lambda(t) \tag{1.44}$$

L'intensité minimale correspond à la borne inférieure de l'intensité de défaillance. Dans ce modèle, l'intensité juste après chaque action de maintenance est égale à cette intensité minimale [16].

Le modèle ARI_1 est un modèle équivalent du modèle Kijima. En effet on a :

$$A_i = \sum_{j=0}^{i-1} (1 - \bar{\rho}) X_j \tag{1.45}$$

Avec :

$$\lambda_{\min}(t) = \lambda \left[(1 - \bar{\rho}) t \right] \tag{1.46}$$

La figure suivante présente ce modèle avec les deux intensités caractéristiques : l'intensité initiale et l'intensité minimale :

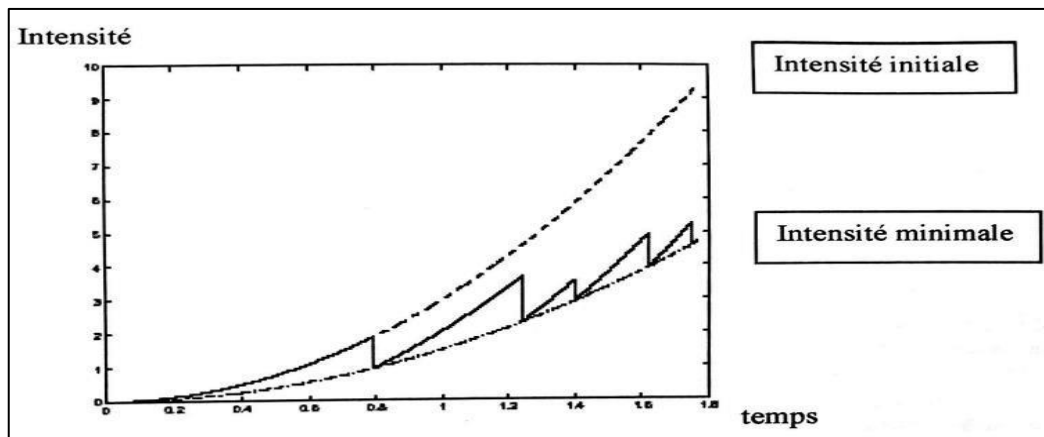


Figure 1.11 - Le modèle ARI_1 avec intensités de défaillance, initiale et minimale [17].

➤ Modèle à réduction de l'intensité de défaillance à mémoire infini (ARI_∞)

Ce modèle suppose que la maintenance réduit l'intensité de défaillance cumulée d'un montant proportionnel à l'intensité totale observé, soit [15, 11] :

$$\lambda_{T_i} = \lambda_{T_i} - \bar{\rho}(\lambda_{T_i}) \tag{1.47}$$

Ce qui donne :

$$\lambda_t = \lambda(t) - \rho \sum_{j=0}^{N_t} (1 - \bar{\rho})^j \lambda_{N_t-j} \tag{1.48}$$

La figure présente l'évolution de l'intensité de défaillance pour le modèle à réduction arithmétique d'intensité de mémoire infinie (∞).

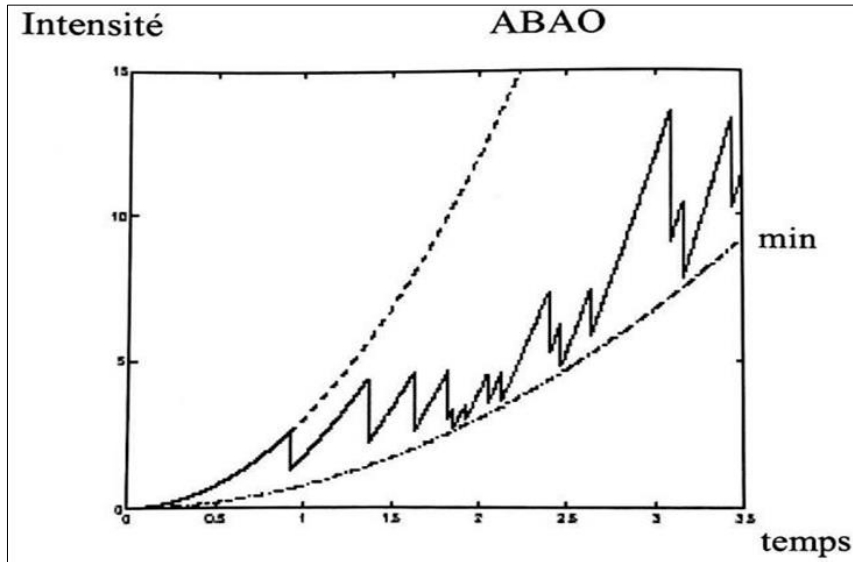


Figure 1.12 - Modèle ARI_∞ avec $\bar{\rho} = 0.5$ [17].

➤ Modèle à réduction de l'intensité de défaillance à mémoire m (ARI_m)

Si l'on compare les deux modèles précédents on constate que le second peut être interprété comme une approximation du premier. [16]

En effet la somme :

$$\sum_{j=0}^{N_t} (1 - \bar{\rho})^j \lambda_{N_t-j} \tag{1.49}$$

Peut-être approximée par son premier terme. On peut alors introduire les modèles à réduction arithmétique de mémoire m , ARI_m , définis comme suit :

$$\lambda_t = \lambda(t) - \rho \sum_{j=0}^{\min(m-1, N_t)} (1-\rho)^j \lambda_{N_t-j} \quad (1.50)$$

Ces modèles correspondent à une forme de propriété markovienne : m est le nombre maximal de temps de défaillance impliqué dans l'intensité. La figure présente à titre d'exemple un modèle ARI_2 .

Remarque :

- Pour $m = 1$, nous retrouvons le modèle ARI_1 ;
- Pour $m = \infty$, nous retrouvons le modèle ARI_∞ .

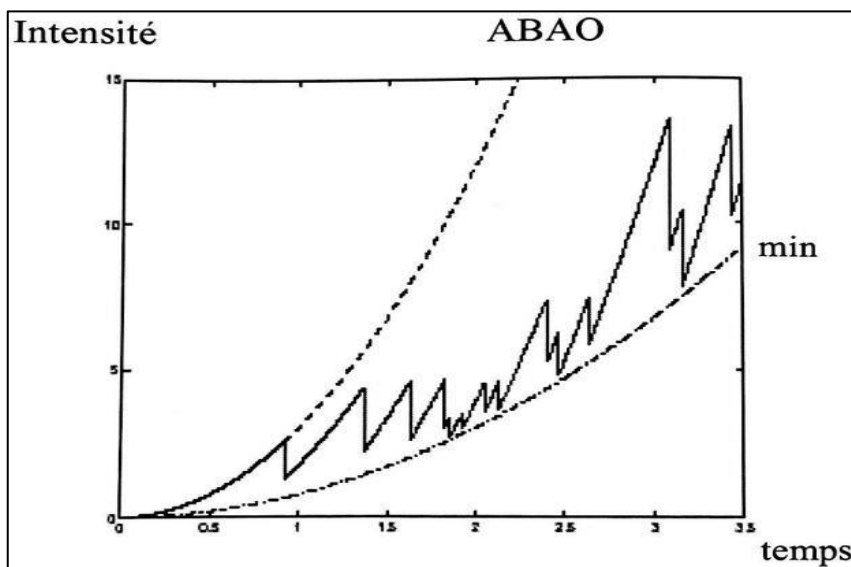


Figure 1.13 - Le modèle ARI_2 [17].

D. Modèle hybride

Les modèles hybrides sont la combinaison des deux modèles, à savoir la réduction de l'intensité des défaillances et la réduction de l'âge virtuel. Les modèles hybrides les plus fréquemment utilisés combinent la réduction géométrique de l'intensité de défaillance et la réduction de l'âge virtuel. Ce modèle les regroupe et améliore le concept de la réduction de l'âge virtuel. La dégradation du système évolue malgré un effet positif d'une action de maintenance imparfaite [18].

Après la $i^{\text{ème}}$ action de maintenance imparfaite, l'équation mathématique de l'intensité de défaillance est [10]:

$$\lambda(t) = \alpha \lambda_0 (t - bT_i) \tag{1.51}$$

Tel que : $T_i < t < T_{i+1}, 0 < b < 1$ et $\alpha > 1$

La valeur de α détermine les effets de l'action de maintenance effectuée sur le système, on distingue quatre cas qui sont montrés dans la figure (1.14) [10] :

- $\alpha > 1$ et $0 < b < 1$: modèle hybride avec réduction de l'âge virtuel et une augmentation de la dégradation.
- $0 < \alpha < 1$ et $0 < b < 1$: l'effet est doublé (modèle hybride avec réduction de l'âge virtuel et réduction d'intensité de défaillance).
- $0 < \alpha < 1$ et $b = 0$: modèle de réduction géométrique d'intensité de défaillance
- $\alpha = 1$ et $0 < b < 1$: modèle de réduction proportionnelle de l'âge virtuel

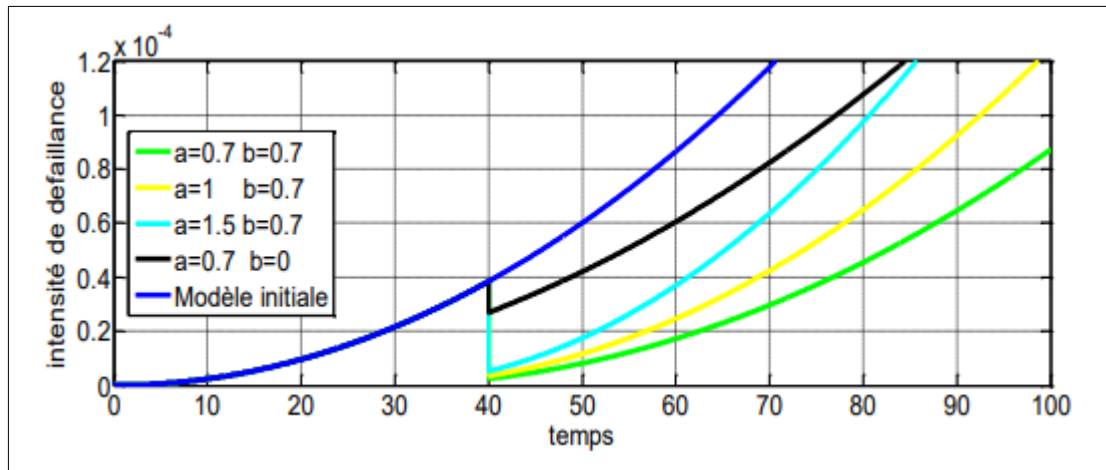


Figure 1.14 - l'intensité de défaillance dans le modèle hybride (selon la loi de Weibull pour $\beta=3$ et $\eta=500$) [19].

Dans le cas présent de modèle hybride, la question du réel impact d'une action de maintenance sur un système peut se poser, pour reprendre l'exemple cité dans [18] : « le changement d'un filtre à huile ou du vilebrequin dans un moteur n'ont pas les mêmes répercussions sur le système, puisque les deux composants ne sont pas de même importance dans le système ». Certes, les deux actions de maintenances ont un effet positif sur le système, cependant et comme dit précédemment, il est bon de se questionner sur la plausibilité de l'affirmation selon laquelle le taux d'usure d'un système après le remplacement d'un composant sera identique ou non au taux d'usure initial du système [18].

Il a été proposé par Mr. Ait Mokhtar et al [18], un tout nouveau type de modèle hybride avec une approche réaliste pour la modélisation de l'efficacité de la maintenance qui pallie au problème cité ci-dessus.

Le présent modèle représente efficacement diverses situations de maintenance imparfaite et les approches proposées pour considérer et évaluer l'efficacité de la maintenance des systèmes réparables après une intervention de maintenance sur le système.

Après une action de maintenance imparfaite effectuée à T , le modèle suivant est considéré :

$$\lambda(t) = \alpha \lambda_0(t - \tau T) - \delta \lambda_0(T) \quad (1.52)$$

Avec $\lambda_0(t)$ l'intensité de défaillance initiale du système. $\alpha > 0$, le facteur d'ajustement géométrique de l'intensité de défaillance. $\delta \in \mathbb{R}$, le facteur d'ajustement de l'intensité de défaillance et $\tau \in \mathbb{R}$, le facteur d'ajustement de l'âge virtuel. [18]

L'équation (1.53) montre que le modèle hybride proposé prend en compte :

- L'ajustement géométrique de l'intensité de la défaillance (c'est-à-dire α) ;
- L'ajustement proportionnelle de l'intensité de la défaillance (c'est-à-dire $\delta \lambda_0(T)$) ;
- L'ajustement proportionnel de l'âge virtuel (τT).

La prise en compte de ces concepts de maintenance imparfaite dans le même modèle peut permettre de représenter toutes les situations possibles. En effet, le modèle permet de représenter les situations suivantes [18] :

- $\tau = 0$ et $\delta = 0$ donne le modèle de réduction géométrique de l'intensité de défaillance;

- $\alpha = 1$ et $\delta = 0$ donne la réduction proportionnelle de l'âge virtuel ;
- $\alpha = 1$ et $\tau = 0$ donne la réduction proportionnelle de l'intensité de la défaillance ;
- $\delta = 0$ donne un modèle hybride avec réduction de l'âge et ajustement géométrique de l'intensité de la défaillance ;
- $\alpha = 1$, $\tau = 1$ et $\delta = 0$ donne le modèle de maintenance parfaite (c'est-à-dire AGAN);
- $\alpha = 1$, $\tau = 0$ et $\delta = 0$ donne le modèle de maintenance minimale (c'est-à-dire ABAO).

En outre, d'autres situations, telles qu'une maintenance moins bonne et une maintenance plus que parfaite, peuvent être représentées par ce modèle [18].

1.3 Problématique

La maintenance joue un rôle crucial dans l'amélioration de la fiabilité et la prévention des défaillances d'une installation industrielle. Il est donc essentiel de comprendre comment modéliser et évaluer de manière précise et réaliste l'effet des opérations de maintenance.

Les approches traditionnelles de modélisation de la maintenance, telles que les modèles de base, proposent une vision soit optimiste (AGAN) ou pessimiste (ABAO), et peuvent ne pas représenter de manière adéquate l'effet réel de la maintenance sur les performances opérationnelles. Par conséquent, la mise en place de modèles plus réalistes était une nécessité. Cette nouvelle approche offre une représentation qui se situe entre la maintenance parfaite et la maintenance minimale, elle donne une vision plus vraisemblable de l'effet de la maintenance sur la fiabilité des installations industrielles. L'une de ces représentations se présente comme les modèles de réduction d'intensité de défaillance ARI.

Se pose alors la problématique suivante : comment évaluer de manière précise l'efficacité de la maintenance dans les modèles réduction d'intensité ? en prenant en compte différents facteurs tels que la fréquence d'arrivée des pannes, le type d'intervention de maintenance et les temps de bon fonctionnement. Comment intégrer ces informations dans les modèles pour obtenir une évaluation réaliste de l'efficacité de la maintenance.

1.4 Conclusion

La maintenance joue un rôle crucial dans la garantie de la fiabilité et de la durabilité des équipements industriels. Elle a un impact significatif sur la fiabilité des systèmes. Il est donc essentiel de pouvoir évaluer cet impact, et les modèles de maintenance sont des outils efficaces pour le visualiser.

Dans ce chapitre, nous avons examiné les généralités sur l'efficacité de la maintenance. Nous avons étudié les modèles de maintenance comme une approche de modélisation permettant d'évaluer les performances de la maintenance. Enfin, nous avons formulé une problématique qui sera développée dans le reste de notre projet de fin d'études.

2 Évaluation de l'efficacité de maintenance

L'évaluation de l'efficacité de la maintenance est un aspect crucial dans la compréhension de l'impact de la maintenance sur la fiabilité des systèmes afin de pouvoir prendre des décisions éclairées pour optimiser les activités de maintenance. Dans ce contexte, le modèle ARI_m est une approche réaliste pour évaluer les performances de la maintenance.

Ce chapitre se concentre sur l'évaluation de l'efficacité de la maintenance dans le modèle de réduction d'intensité de défaillance avec mémoire 1 (ARI_1). Nous suivrons les étapes clé depuis le développement du modèle jusqu'à l'estimation des paramètres en utilisant la méthode de maximisation de la vraisemblance.

2.1 Modèle ARI avec mémoire m

Dans une optique d'évaluation de l'efficacité de la maintenance préventive imparfaite avec réparation minimale a la défaillance dans un système, il s'impose tout d'abord de modéliser les effets de cette maintenance, ce que nous avons fait dans le chapitre précédant en présentant les modèles de maintenance existant, dont les modèles ARI.

L'évaluation des effets d'actions de maintenances préventive ne revenant qu'à estimer le facteur d'efficacité de maintenance ρ dans le dit modèle [17], nous avons opté pour le modèle ARI_m qui donne une réduction d'intensité de mémoire m qui prend en compte l'effet des m dernières maintenances. L'intensité de défaillance est alors [17] :

$$\lambda_t = \lambda(t) - \bar{\rho} \sum_{j=0}^{\min(m-1, N_t)} (1 - \bar{\rho})^j \lambda(T_{N_t-j}) \quad (2.1)$$

Ainsi, pour des raisons de simplicité de calculs, nous avons choisi de prendre le modèle ARI_m avec mémoire $m = 1$, ce qui signifie que seule la dernière intervention de maintenance est à chaque fois prise en compte, autrement dit la maintenance réduit seulement l'intensité de défaillance à partir de l'intervention précédente [17]. L'intensité de défaillance s'écrit donc :

$$\lambda(t_i) = \lambda_t - \rho \lambda(T_{N_t}) \quad (2.2)$$

Où :

- λ_t : Intensité de défaillance;
- $\lambda(t)$: Loi intrinsèque de type Weibull ;
- ρ : Facteur d'efficacité de maintenance ;
- T_{N_t} : Instant de maintenance préventive effectuer sur le composant.

2.2 Estimation des paramètres dans le modèle ARI_1

L'estimation des paramètres dans un modèle de maintenance, ici ARI_1 demande de faire appel à des méthodes analytiques de grande précision, tel que :

- La méthode des moindres carrés ;
- La méthode des moments ;
- La méthode de maximum de vraisemblance.

La dernière étant l'une des plus puissantes et précises dans le cadre d'étude d'échantillons de données de grande envergure, elle convient d'autant plus au cas présent.

La méthode de maximum de vraisemblance est une technique statistique largement utilisée. Dans le cas du modèle de maintenance imparfaite ARI_1 , la méthode de maximum de vraisemblance permet d'estimer les valeurs optimales des paramètres β , η et ρ .

Pour l'appliquer, il convient d'abord d'écrire l'expression mathématique qui représente le modèle. Cette expression contient les paramètres du modèle. Les valeurs de ces paramètres qui maximisent la probabilité de l'échantillon sont connues comme les « estimateurs du maximum de vraisemblance ». En d'autres termes, on cherche les valeurs des paramètres qui rendent les données observées les plus probables.

2.2.1 La maximum de vraisemblance

Cette méthode permet de calculer, à partir d'un échantillon observé, la (les) meilleure(s) valeur(s) d'un paramètre d'une loi de probabilité. En voici le principe :

Si un phénomène T a été l'objet de n observations indépendantes les unes des autres t_1, t_2, \dots, t_n , sa loi de probabilité ou sa densité est une fonction $f(t, p_1, \dots, p_k)$ où les p_k sont les paramètres de la loi.

Afin de calculer ces paramètres, on cherche à maximiser la probabilité de la conjonction des valeurs effectivement observées t_1, t_2, \dots, t_n . L'indépendance permet d'écrire que le produit : $f(t_1, p_1, \dots, p_k) \times f(t_2, p_1, \dots, p_k) \times \dots \times f(t_n, p_1, \dots, p_k)$ doit être maximum. La condition nécessaire s'obtient en annulant chaque dérivée partielle de f par rapport à p_1, p_2, \dots, p_k . L'expression à dériver étant un produit de nombres strictement positifs, on aura tout intérêt à prendre les dérivées logarithmiques. [20]

La vraisemblance \mathcal{L} des observations s'écrit donc :

$$L(t_1, t_2, \dots, t_n; \theta) = \prod_{i=1}^n f(t_i; \theta) \quad (2.3)$$

2.2.2 Méthodologie

Ici, nous allons voir le cheminement nous menant à l'estimation des paramètres β, η ainsi que ρ par la méthode du maximum de vraisemblance [21]:

Comme précédemment énoncer ci-dessus, le modèle choisi est : Le modèle à réduction d'intensité de défaillance à mémoire $m = 1$ (ARI₁), décrit par l'équation (2.2).

Pour la représentation de l'intensité de défaillance λ dans le modèle ARI₁ nous avons recours à la distribution de Weibull. Cette distribution est définie par l'équation suivante :

$$\lambda_t = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} \quad (2.4)$$

On remplace l'équation (2.4) dans l'équation (2.2), cela nous donne:

$$\lambda_t = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} - \rho \left(\frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} \right) \tag{2.5}$$

Où :

- λ_t : est l'intensité de défaillance au temps t;
- β et η sont les paramètres de forme et d'échelle de la distribution de Weibull;
- ρ : est le paramètre de l'efficacité de la maintenance.

Dans l'étape suivante nous définissons la **Fonction de vraisemblance** associée au modèle ARI_1 qui se présente comme suit :

$$L \left((t_i, T_1, \dots, T_{N_t}) i \in [1, n], \eta, \beta, \rho \right) \tag{2.6}$$

$$L = \prod_{i=1}^n \lambda(t_i) * R(t_i) \Leftrightarrow L = \prod_{i=1}^n \left[\frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} \right] * R(t_i)$$

Tel que :

$$R(t_i) = \exp \left(- \int_0^t \lambda(t_i) \right) \dots \dots \dots (a)$$

Pour différencier les différentes variables, nous sommes amenés à effectuer un changement de variable $t = s$ dans le terme (a), nous avons alors :

$$R(s) = \exp \left(- \int_0^s \lambda(s) ds \right) \dots \dots \dots (a.1)$$

En remplaçant l'expression de (a.1) dans (2.6) on obtient :

$$L = \prod_{i=1}^n \left[\frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} \right] * \exp \left(- \int_0^s \lambda(s) ds \right) \tag{2.7}$$

Et en prenant l'expression de l'intensité de défaillance sous la forme (2.5), il en résulte :

$$L = \prod_{i=1}^n \left[\frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} \right] * R(s) \quad (2.8)$$

$$L = \prod_{i=1}^n \left[\frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} \right] * \exp \left[\left(- \sum_{k=0}^{N_{t_i}-1} \int_{T_k}^{T_{k+1}} \left(\frac{\beta}{\eta} \left(\frac{s}{\eta} \right)^{\beta-1} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} \right) ds - \int_{T_{N_t}}^{t_i} \left(\frac{\beta}{\eta} \left(\frac{s}{\eta} \right)^{\beta-1} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} \right) ds \right) \right]$$

Où :

- n est le nombre d'interventions de défaillance observé ;
- t_i est le temps de défaillance du $i^{\text{ème}}$ intervention ;
- $R(t_i)$ est la fonction de survie à partir de l'instant initial jusqu'au temps de défaillance t_i .

Nous allons à présent passer au calcul des intégrales une à une. Nous commencerons par la première intégrale que nous nommerons U_1 :

$$U_1 = \sum_{k=0}^{N_{t_i}-1} \int_{T_k}^{T_{k+1}} \left(\frac{\beta}{\eta} \left(\frac{s}{\eta} \right)^{\beta-1} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} \right) ds \quad (2.9)$$

Celle-ci nous donne :

$$U_1 = \sum_{k=0}^{N_{t_i}-1} \left[\left(\frac{s}{\eta} \right)^{\beta} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} * s \right]_{T_k}^{T_{k+1}} \quad (2.10)$$

On remplace les bornes, on obtient alors :

$$\sum_{k=0}^{N_{t_i}-1} \left(\left(\frac{T_{k+1}}{\eta} \right)^{\beta} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} T_{k+1} \right) - \left(\left(\frac{T_k}{\eta} \right)^{\beta} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} T_k \right) \quad (2.11)$$

De manière similaire, nous procédons à l'intégration du second terme U_2 :

$$U_2 = \int_{T_{N_t}}^{t_i} \left(\frac{\beta}{\eta} \left(\frac{s}{\eta} \right)^{\beta-1} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} \right) ds \quad (2.12)$$

Le développement de l'intégral donne :

$$U_2 = \left[\left(\frac{s}{\eta} \right)^{\beta} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} * s \right]_{T_{N_t}}^{t_i} \quad (2.13)$$

On remplace les bornes, nous aurons :

$$\left(\left(\frac{t_i}{\eta} \right)^{\beta} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} t_i \right) - \left(\left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} T_{N_t} \right) \quad (2.14)$$

À présent que nous avons les termes de U_1 et U_2 , nous allons les remplacer dans l'équation de la fonction de vraisemblance (2.8), ce qui nous donne l'expression suivante :

$$\begin{aligned} L = & \prod_{i=1}^n \left[\frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} \right] \quad (2.15) \\ & \exp \left[- \left(\sum_{k=0}^{N_{t_i}-1} \left(\left(\frac{T_{k+1}}{\eta} \right)^{\beta} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} T_{k+1} \right) - \left(\left(\frac{T_k}{\eta} \right)^{\beta} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} T_k \right) \right) \right] \\ & \exp \left[- \left(\left(\left(\frac{t_i}{\eta} \right)^{\beta} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} t_i \right) - \left(\left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} T_{N_t} \right) \right) \right] \end{aligned}$$

Maintenant, que l'expression de la vraisemblance a été obtenue, nous allons chercher à la maximiser pour estimer les paramètres β , η et ρ du modèle ARI_1 .

Pour maximiser la vraisemblance, nous pouvons utiliser des techniques d'optimisation pour trouver les valeurs des paramètres qui maximisent cette fonction. Cependant, pour simplifier les calculs, nous pouvons travailler avec le log vraisemblance plutôt qu'avec la vraisemblance elle-même.

Le log vraisemblance du modèle ARI1 est obtenu en prenant le logarithme de la fonction de vraisemblance. Cela nous donne une forme plus pratique à manipuler mathématiquement.

Elle permet de transformer les produits en somme, ce qui facilite les calculs et l'optimisation des paramètres du modèle. En maximisant le log vraisemblance, nous pouvons estimer les valeurs optimales des paramètres du modèle ARI1 (β , η et ρ) qui correspond le mieux aux données observées.

La log-vraisemblance du modèle ARI1 est donnée par l'expression (2.16) :

$$\begin{aligned} \log(L) = & \log \left[\prod_{i=1}^n \left(\frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} \right) \right] \\ & + \left[- \sum_{k=0}^{N_{t_i}-1} \left(\left(\frac{T_{k+1}}{\eta} \right)^{\beta} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} T_{k+1} \right) - \left(\left(\frac{T_k}{\eta} \right)^{\beta} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} T_k \right) \right] \\ & + \left[- \left(\frac{t_i}{\eta} \right)^{\beta} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} t_i \right] - \left[\left(\left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta} - \rho \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{T_{N_t}}{\eta} \right)^{\beta-1} T_{N_t} \right) \right] \end{aligned} \quad (2.16)$$

A présent que nous avons trouvé l'expression de la fonction de log-vraisemblance, il est temps de chercher à estimer les paramètres de forme β , d'échelle η et le facteur d'efficacité de maintenance ρ .

Il est à noter que la résolution de cette équation se fait au travers d'une méthode numérique en utilisant un logiciel de calcul.

2.3 Conclusion

Au cours de ce deuxième chapitre, nous nous sommes concentrés sur le développement analytique du modèle ARI1 à l'aide de la méthode de vraisemblance. Cette approche nous a permis de dériver une fonction de log-vraisemblance, facilitant ainsi l'exploitation et l'analyse du modèle dans le chapitre suivant.

3 Évaluation d'efficacité de la maintenance de la pompe GEP 301A

Dans le cadre de notre projet, nous avons effectué un stage auprès de l'entreprise nationale SONATRACH RTC Béjaïa /TRC, durant lequel nous avons eu l'opportunité de travailler au sein du service maintenance, lequel nous a fourni de précieux retours d'expérience d'un équipement d'une station de pompage de pétrole situé au niveau de M'sila. Notre étude s'est concentrée sur un équipement spécifique appelé "Groupe Électropompe" (GEP), qui comprend cinq pompes, nous nous sommes focalisés en particulier sur l'étude de la pompe GEP 301A.

Dans ce chapitre, nous allons voir une application réelle du modèle étudié sur les données récoltées. Nous commençons ce chapitre en exposant le contexte industriel dans lequel nous avons mené notre recherche, en mettant l'accent sur le groupe Sonatrach et son importance dans le secteur de l'énergie. Ensuite, nous décrivons en détail le GEP 301A et son rôle au sein des opérations de Sonatrach. Par la suite, nous expliquons la collecte des données brutes, leur traitement et la transformation en temps de bon fonctionnement (TBF) pour les adapter à notre modèle.

3.1 Présentation de l'entreprise SONATRACH RTC Béjaïa /TRC

L'entreprise SONATRACH est la plus grande compagnie pétrolière et gazière en Algérie. Elle opère dans l'exploration, la production, le transport, le raffinage et la commercialisation des hydrocarbures. SONATRACH joue un rôle clé dans l'économie nationale et internationale, contribuant de manière significative aux revenus du pays.

L'acheminement des hydrocarbures étant une étape clé dans l'activité de SONATRACH, toute une organisation est mise en place pour assurer un transport efficace et sécurisé des produits.

C'est là que la filiale RTC Béjaïa / TRC intervient. RTC Béjaïa / TRC est spécialisée dans le transport par canalisation et la distribution des hydrocarbures en Algérie. Elle gère un large réseau d'oléoducs, de station de pompage et d'installations de stockage assurant l'acheminement sûr et efficace des produits depuis les sites de production jusqu'aux sites de transformations ou commercialisations. RTC Béjaïa / TRC est également responsable de la maintenance et de la surveillance des infrastructures de transport, garantissant ainsi la continuité des opérations.

Le tout premier oléoduc d'Algérie, OB 1, réalisé en 1959 par la société française 'SOPEG', d'une longueur de 668 km et d'un diamètre de 24", relie la région de Hassi Messaoud, riche en gisements pétroliers, au terminal pétrolier de Bejaïa, situé sur la côte méditerranéenne.

Conçu pour transporter d'importantes quantités de pétrole brut sur de longues distances. Il est équipé de stations de pompage stratégiquement placées le long de son parcours pour maintenir le flux continu des hydrocarbures. Les principales étant :

- SP1 bis : Station de Pompage N°1 à Djemaa (El Oued) ;
- SP2 : Station de Pompage N°2 à Biskra ;
- SP3 : Station de Pompage N°3 à M'sila ;
- SBM : Station de Pompage de Beni Mansour.

Ainsi que quatre stations auxiliaires satellitaires implantées entre chaque deux stations principales (SPA ; SPB ; SPC ; SPD).

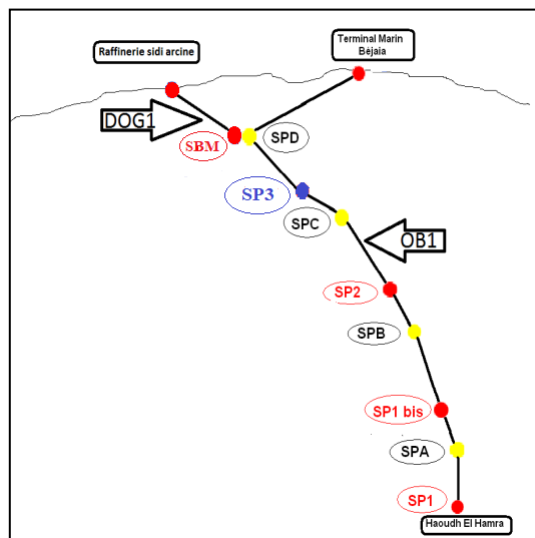


Figure 3.1 - Pipelines OB1 et Stations de pompage.

Le long de cette chaîne d'acheminement, la station de pompage N°3, (SP3) située à M'sila est une installation capitale dans le processus de transport du pétrole. Spécifiquement conçue pour surmonter la montée de Beni Mansour, une étape clé du trajet du pipeline OB 1, elle joue un rôle essentiel dans le maintien du débit et dans l'augmentation de la pression nécessaire pour permettre au pétrole brut de surmonter l'élévation topographique et de continuer à être acheminée efficacement vers sa destination finale.

3.1.1 Station de pompage SP3 M'sila

La station de pompage SP3 est fonctionnellement rattachée à la Direction Régionale de Bejaia (DRGB). Située au PK 493.477 à environ 248 km d'Alger et à une hauteur de 465,2 m. Elle occupe une position importante dans la chaîne de transport (pipeline OB1). Placée en amont du col Slatna, le point le plus élevé de la ligne à 1032 m d'altitude, elle assure le pompage d'un débit de 2200 m³/h (variant selon un régime mis en place par l'entreprise) en provenance de la station SP2 sous une pression variante généralement entre 0 et 7 bars, avec une pression ambiante de 3,5 bars et fournit une pression minimale de 42 kgf/cm² nécessaires au fluide pour surmonter cette élévation.

3.1.1.1 Description technique de la station SP3

La figure ci-dessus représente le plan de la station SP3 :

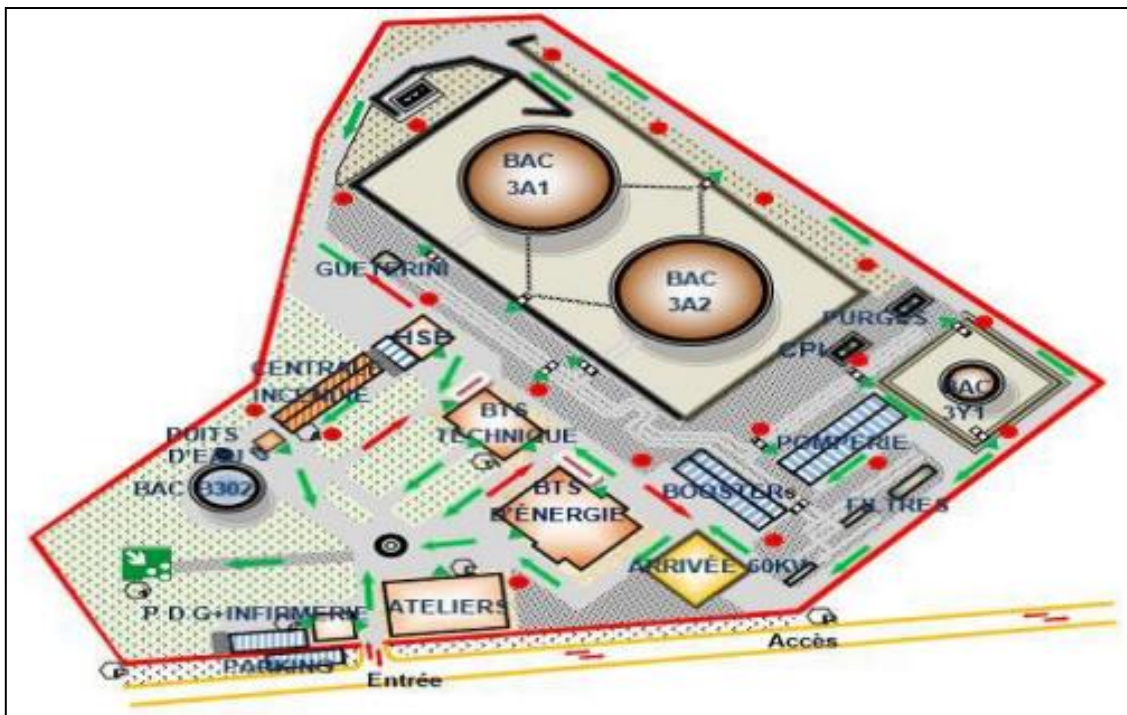


Figure 3.2 - Plan la station.

La station de pompage SP3, située à M'sila, est équipée de divers systèmes et équipements essentiels pour assurer un fonctionnement sûr et efficace. Voici une présentation des principaux points mentionnés :

- Sécurité :

La SP3 dispose d'un service sécurité dédié à la gestion des risques, notamment les incendies. Pour cela, elle est équipée d'équipements anti-incendie comprenant plusieurs éléments :

- Un bac anti-incendie d'une capacité de 2970 m³/h, alimenté par une pompe immergée dans un puits.
- Deux réseaux anti-incendie (eau et mousse) pour la lutte contre les incendies.
- 18 poteaux incendie et 7 canons à eau pour les interventions rapides.
- 10 vannes déluges à déclenchement automatique pour une réponse immédiate en cas d'incendie.
- Cinq pompes pour assurer un débit suffisant en cas d'urgence.
- Systèmes de protection incendie tels que des systèmes d'arrosage sur les toits des bacs et des systèmes anti-incendie CO₂ pour les bâtiments.

- Exploitation :

Le service exploitation de la SP3 est responsable de différentes installations et équipements, notamment :

- Deux gares racleurs (GR-Arrivé et GR-Départ) pour le nettoyage et l'entretien des pipelines.
- Trois filtres à hydrocarbures en parallèle pour garantir la qualité du pétrole brut transporté.
- Deux réservoirs tampons d'une capacité de 20 000 m³ chacun (3A1 et 3A2) pour réguler le flux d'hydrocarbures.
- Trois pompes boosters pour maintenir une pression adéquate dans le système de transport.
- Cinq groupes électropompes principales pour assurer un pompage continu et fiable.
- Un bac de décantation et de décharge d'une capacité de 2900 m³ (3Y1) pour le traitement des déchets liquides.
- Une citerne de purge gravitaire (B-301) pour évacuer les impuretés des réseaux.

- Un système de traitement des eaux huileuses (W-305) utilisant une CPI (Corrugated Plate Interceptor) pour séparer les huiles de l'eau.
- Un réseau d'alimentation en énergie électrique pour alimenter tous les équipements.
- Maintenance :

Un service de maintenance dédié est en charge de veiller au bon fonctionnement et à l'entretien de tous les équipements de la station SP3. Ce service s'assure de la maintenance préventive et corrective des installations afin de garantir leur fiabilité

3.1.1.2 Pompes principales

Ce sont des pompes horizontales au nombre de cinq (05) de la marque française GUINARD, placées en parallèles dont au maximum quatre (04) en service et une en réserve. Elles ont comme caractéristique un débit de $(Q) = 800 \text{ m}^3/\text{h}$ chacune. Ces pompes sont de type centrifuge à 05 étages (05 roues) entraînées chacune par un moteur électrique ASIobicon d'une puissance de 1600Kw à vitesse variable et conçues pour un service intensif.



Figure 3.3 - Les électropompes principale GEP (A, B, C, D, E).

Dans notre cas d'étude, nous avons choisi cet équipement et plus précisément la pompe GEP 301A en raison de son rôle essentiel au sein de la station de pompage et de la chaîne de transport.

En tant qu'équipement central, la pompe GEP 301A contribue à assurer la fiabilité du système global. Son fonctionnement optimal est crucial pour maintenir le flux continu des liquides, minimiser les perturbations et éviter les arrêts imprévus. En cas de défaillance ou de dysfonctionnement de la pompe, cela peut entraîner des conséquences néfastes sur l'ensemble de la station de pompage et de la chaîne de transport.

Par conséquent, en étudiant spécifiquement la pompe GEP 301A, nous cherchons à mieux comprendre l'effet des maintenances effectuées sur la pompe GEP 301 A. L'objectif principal est d'évaluer l'impact réel de ces maintenances sur les performances et l'efficacité de cette équipement spécifique.

3.1.2 Collectes de données et traitement

3.1.2.1 Collecte de données

Dans le cadre de notre étude, le service de maintenance nous a fourni un historique complet des activités de maintenance, comprenant les données brutes concernant les interventions effectuées sur le groupe de pompe GEP.

Cet historique de maintenance nous permet d'avoir accès à des informations détaillées sur chaque intervention réalisée sur l'équipement. Les données brutes incluent des éléments tels que les dates des maintenances, les types d'interventions effectuées, les pièces remplacées, les réparations effectuées et toute autre information pertinente liée à chaque activité de maintenance.

En ayant accès à ces données brutes, nous disposons d'une base solide pour effectuer des analyses approfondies. Nous pouvons étudier la fréquence des maintenances, la durée moyenne de chaque intervention, les types de pannes les plus courantes, les pièces qui nécessitent le plus souvent un remplacement, et d'autres tendances ou motifs qui peuvent émerger de ces données.

L'analyse des données brutes de l'historique de maintenance nous permettra de comprendre l'efficacité des interventions réalisées jusqu'à présent. Nous pourrions évaluer si les maintenances ont réussi à résoudre les problèmes de manière durable, si des problèmes récurrents sont apparus, ou si certaines interventions ont eu un impact significatif sur les performances de la pompe.

3.1.2.2 Traitement des données

Une fois que nous avons obtenu les données brutes de maintenance, nous avons procédé à un processus de traitement et d'épuration de ces données. L'objectif principal était de filtrer et de sélectionner uniquement les données pertinentes pour notre étude, afin de pouvoir les exploiter.

Pour ce faire, nous avons appliqué des critères de sélection et de filtrage aux données brutes de maintenance, par exemple, nous avons exclu les données relatives à d'autres équipements ou à des activités de maintenance non liées à la pompe. Nous avons examiné les informations disponibles telles que les dates, les types d'interventions et les pièces remplacées. En utilisant ces critères, nous avons pu extraire les données qui étaient directement liées à notre étude et qui étaient les plus pertinentes pour notre analyse.

Une fois les données épurées, nous avons pu les exploiter pour calculer les temps d'arrêt de la pompe GEP 301A. En examinant les informations de début et de fin de chaque intervention de maintenance, nous avons pu déterminer la durée pendant laquelle la pompe était hors service pour effectuer les travaux nécessaires. Ces temps d'arrêt nous ont fourni une mesure précise de la période pendant laquelle la pompe était indisponible et a impacté la continuité des opérations.

A. Extraction des échantillons de données

Le temps de bon fonctionnement (TBF) est un indicateur essentiel pour évaluer la disponibilité opérationnelle d'un équipement. Dans l'historique de maintenance, le TBF est calculé en utilisant les dates de début et de fin des d'interventions.

Le calcul du TBF se fait en soustrayant la date de fin de l'intervention actuelle à la date de début de l'intervention suivante. Cela permet de déterminer la durée pendant laquelle l'équipement a fonctionné sans interruption entre les deux interventions comme le montre la figure (3.4).

Par exemple, si la date de fin d'une maintenance est le 1er janvier et la date de début de la maintenance suivante est le 5 janvier, le TBF serait de 4 jours. Cela signifie que l'équipement a fonctionné sans interruption pendant 4 jours.

Le TBF cumulé est calculé en ajoutant les TBF successifs pour obtenir la durée totale de bon fonctionnement depuis le début de l'enregistrement ou depuis une référence spécifique. Cela permet de suivre la durée totale pendant laquelle l'équipement a été opérationnel sur une période donnée.

Il convient de noter que les calculs du TBF dépendent des informations fournies dans l'historique de maintenance, notamment des dates de début et de fin des interventions. Les exemples fournis ici sont purement illustratifs et peuvent varier en fonction des données réelles de l'historique de maintenance.

En utilisant le TBF et le TBF cumulé, il est possible d'évaluer la fiabilité de la pompe GEP 301A et d'identifier les opportunités d'amélioration pour optimiser son fonctionnement et réduire les temps d'arrêt non planifiés. La figure suivante est une représentation explicative du principe des TBF :

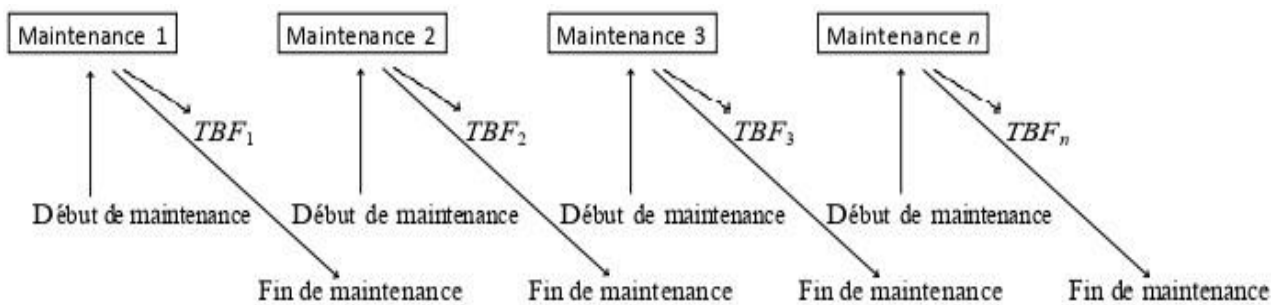


Figure 3.4 - Historique de maintenance avec les TBF.

- Données extraites

Le traitement et l'extraction des données nous ont fourni une large quantité d'informations sur le type de maintenance effectué, les temps d'arrêt, les temps de bon fonctionnement (TBF) et les TBF cumulés. En voici un récapitulatif dans le tableau qui suit :

Tableau récapitulatif				
Colonne1	MP	MC	Temps d'arrêt (h)	TBF cumulés (jours)
Totale	14	46	2249	4833,83

Tableau 3.1 - Tableau récapitulatif.

Nous allons maintenant présenter les TBF et les TBF cumulés dans le tableau pour l'ensemble de l'échantillon, ces données vont nous servir durant l'application pour pouvoir estimer les paramètres du modèle ARI_1 :

N°	TBF (jours)	TBF cumulé (jours)						
1	1,83	1,83	21	5	1183,83	41	21	3233,83
2	88	89,83	22	17	1200,83	42	16	3249,83
3	119	208,83	23	221	1421,83	43	26	3275,83
4	21	229,83	24	100	1521,83	44	63	3338,83
5	12	241,83	25	41	1562,83	45	159	3497,83
6	18	259,83	26	185	1747,83	46	28	3525,83
7	8	267,83	27	27	1774,83	47	106	3631,83
8	13	280,83	28	42	1816,83	48	97	3728,83
9	5	285,83	29	2	1818,83	49	78	3806,83
10	16	301,83	30	149	1967,83	50	4	3810,83
11	101	402,83	31	13	1980,83	51	8	3818,83
12	270	672,83	32	246	2226,83	52	390	4208,83
13	16	688,83	33	226	2452,83	53	51	4259,83
14	21	709,83	34	22	2474,83	54	130	4389,83
15	2	711,83	35	31	2505,83	55	5	4394,83
16	3	714,83	36	418	2923,83	56	2	4396,83
17	5	719,83	37	96	3019,83	57	3	4399,83
18	157	876,83	38	69	3088,83	58	14	4413,83
19	296	1172,83	39	76	3164,83	59	142	4555,83
20	6	1178,83	40	48	3212,83	60	278	4833,83

Tableau 3.2 - TBF et TBF cumulé.

3.2 Application

Dans cette section, nous aborderons l'application directe de la méthode d'estimation des paramètres que nous avons étudiés précédemment sur les données dont nous disposons. L'objectif principal est d'évaluer l'efficacité de la maintenance effectuée sur les équipements sélectionnés pour notre projet. Pour cela, nous utiliserons la méthode analytique décrite en détail dans le chapitre deux de notre étude. Cette méthode nous a permis de dériver une équation qui, à l'aide d'une approche numérique, peut être implémentée dans un script MATLAB.

3.2.1 Présentation de l'algorithme de résolution Matlab

La figure suivante est un organigramme descriptif du fonctionnement du programme Matlab :

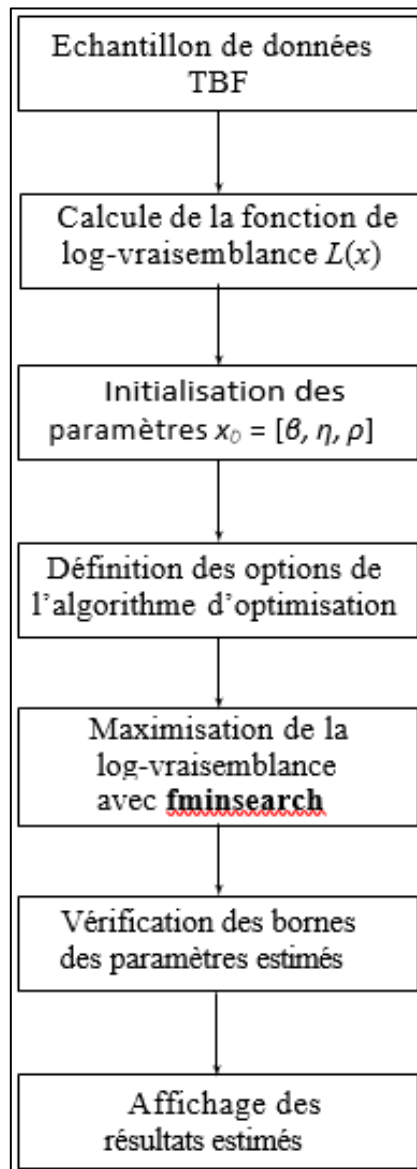


Figure 3.5 - Organigramme descriptif du déroulement du script MATLAB.

3.2.1.1 Déroulement de l'algorithme

- Étape 1 : Échantillons de données

Tout d'abord, un échantillon de données est fourni sous la forme d'un vecteur appelé "**data**", qui dans le cadre présent, représente la modélisation des temps entre les pannes autrement appelé temps de bon fonctionnement (TBF) de notre système.

– Étape 2 : Fonction de log-vraisemblance

Ensuite, une fonction de log-vraisemblance est définie. Cette fonction, notée L , prend un vecteur de paramètres \mathbf{x} en entrée et calcule la log-vraisemblance du modèle ARI_1 en utilisant les données d'échantillon. La formule utilisée est dérivée de la distribution de Weibull, qui est couramment utilisée pour modéliser les temps de défaillance dans la maintenance.

– Étape 3 : Initialisation des paramètres

Avant de commencer l'estimation, nous devons initialiser les paramètres du modèle. Les paramètres initiaux \mathbf{x}_0 sont définis à partir des valeurs contenues dans le vecteur \mathbf{x} (1), \mathbf{x} (2) et \mathbf{x} (3) pour les paramètres β , η et ρ respectivement. Pour obtenir une estimation précise ces valeurs initiales peuvent être approximatives ou basées sur des connaissances antérieures du système.

– Étape 4 : Options de l'algorithme

Ensuite, des options sont définies pour l'algorithme d'optimisation utilisé pour minimiser la fonction de log-vraisemblance. Les options de l'algorithme d'optimisation sont définies dans la variable « **options** ». Dans ce cas, nous avons défini une option pour le nombre maximal d'itérations « **MaxIter** » et l'affichage des informations de débogage « **Display** ».

– Étape 5 : Maximisation de la log-vraisemblance

La fonction de log-vraisemblance est définie dans le code comme $L(\mathbf{x})$. Pour maximiser cette fonction, nous devons trouver les valeurs des paramètres \mathbf{x} qui maximisent la log-vraisemblance.

Pour effectuer cette maximisation, nous utilisons l'astuce suivante : au lieu de maximiser directement la log-vraisemblance, nous minimisons l'opposé de la log-vraisemblance. Mathématiquement, cela revient à chercher le minimum de $-L(\mathbf{x})$ plutôt que le maximum de $L(\mathbf{x})$.

Ainsi, dans le code, vous pouvez voir l'utilisation de « **fminsearch(@(x) -L(x), x0, options)** ». La fonction anonyme « **@(x) -L(x)** » est utilisée pour définir une nouvelle fonction qui est l'opposée de la log-vraisemblance. En minimisant cette nouvelle fonction, nous ajustons le modèle.

Il est important de noter que cette inversion de la recherche de minimum en une recherche de maximum ne change pas les résultats finaux, car le minimum de $-L(\mathbf{x})$ est atteint aux mêmes points que le maximum de $L(\mathbf{x})$. Par conséquent, les valeurs optimales des paramètres \mathbf{x} obtenues par « **fminsearch**(@(\mathbf{x}) $-L(\mathbf{x})$, $\mathbf{x0}$, **options**) » correspondent aux valeurs qui maximisent la log-vraisemblance.

Le résultat de l'estimation des paramètres est stocké dans la variable « **x_opt** ».

Note : La fonction « **fminsearch** » utilise la méthode de recherche directe de Nelder-Mead pour trouver le minimum d'une fonction. Elle explore l'espace des paramètres en ajustant un triangle, appelé simplexe, de manière à réduire progressivement la valeur de la fonction. Le simplexe se déplace vers les zones de l'espace où la fonction est plus petite, permettant ainsi de trouver le minimum. Cela se fait sans avoir besoin de calculer la dérivée de la fonction.

– Étape 6 : Vérification des bornes

Après la minimisation, les valeurs des paramètres obtenues sont vérifiées par la commande «**x_opt(1) = max(x_opt(1), 0)**» pour s'assurer qu'elles respectent les bornes définies. Dans ce cas, toutes les valeurs des paramètres (β , η et ρ) sont vérifiées pour être supérieures ou égales à zéro. Cela garantit que les valeurs des paramètres sont valides.

– Étape 7 : Affichage des résultats :

Enfin, les résultats estimés pour β , η et ρ sont affichés à l'aide de la fonction « **fprintf** ».

3.2.1.2 Choix des paramètres d'initialisations

Pour choisir les paramètres initiaux de notre algorithme, nous avons pris en compte plusieurs facteurs.

Le paramètre β est utilisé pour modéliser la dégradation ou l'évolution du système au fil du temps. Lors du choix de ce paramètre, nous avons pris en compte la durée de fonctionnement relativement longue de la pompe étudiée. Sur cette base, nous avons supposé qu'il soit plus probable qu'elle se trouve dans une phase de vie utile plutôt que dans une phase de jeunesse. Par conséquent, nous avons fixé la valeur initiale de β à 1 pour représenter cette supposition. En fixant β à 1, nous avons émis l'hypothèse que le système était initialement relativement en bon état et qu'il n'avait pas subi de dégradation significative jusqu'à présent. Cette valeur initiale a été choisie en supposant

que la pompe a bénéficié d'un entretien adéquat et qu'elle n'a pas été exposée à des conditions défavorables susceptibles d'entraîner une dégradation précoce.

Pour le paramètre η , nous avons entrepris de le calculer en utilisant une approche analytique :

En utilisant les données des TBF, nous avons calculé la durée moyenne entre les pannes MTBF, "Mean Time Between Failures", en utilisant l'équation suivante :

$$\text{MTBF} = \frac{\sum \text{Temps de bon fonctionnement}}{\text{Nombre de défaillances}} \quad (3.1)$$

Qui nous donne :

$$\text{MTBF} = \frac{4833,83}{60} = 81 \text{ jours} \quad (3.2)$$

Nous avons finalement :

$$\eta = \frac{81}{1} = 81 \text{ jours} \quad (3.3)$$

En ce qui concerne le paramètre ρ , nous avons émis l'hypothèse que l'effet des maintenances effectuées sur le système est relativement efficace. Cette hypothèse découle de notre supposition selon laquelle le système est initialement en bon état ($\beta = 1$) et n'a pas subi de dégradation significative.

La valeur de ρ représente le degré de fiabilité de la maintenance par rapport à la dégradation du système. En attribuant une valeur de 0.5 à ρ , nous exprimons notre supposition selon laquelle la maintenance a un effet modéré sur la dégradation du système. Cela signifie que les interventions de maintenance sont en mesure de ralentir la dégradation.

Il est important de noter que le choix des valeurs initiales repose sur des hypothèses et peuvent être ajustées en fonction des résultats obtenus lors de l'estimation des paramètres.

3.2.1.3 Résultats et interprétations

Après simulations, les valeurs des paramètres estimés sont exposées dans le tableau suivant :

Paramètres	Valeurs
Beta (β)	1.183333
Eta (η)	26.783394
Rho (ρ)	0.717781

Tableau 3.3 - Résultats d'estimations.

Les résultats de l'estimation des paramètres du modèle ARI_1 fournissent des informations importantes sur la fiabilité du système et l'efficacité de la maintenance.

Le paramètre β est utilisé pour évaluer la dégradation ou l'évolution d'un système au fil du temps. Dans ce cas, le paramètre β a une valeur de 1.183333, ce qui indique que la pompe présente une légère tendance à se dégrader avec le temps. Une valeur supérieure à 1 indique que la probabilité de défaillance de la pompe augmente progressivement à mesure que le temps s'écoule. Cette dégradation peut être attribuée à divers facteurs tels que l'usure dû à une utilisation continue, l'obsolescence des composants ou l'accumulation de défauts au fil du temps. Cependant, il est important de noter que la valeur de β est relativement faible, ce qui suggère que la dégradation du système est lente et progressive. Cela suggère que l'équipement n'a peut-être pas été soumis à des conditions défavorables ou à des facteurs aggravants qui auraient accéléré sa dégradation et que la pompe a été utilisée dans des conditions optimales et qu'elle a été protégée contre les dommages potentiels.

Le paramètre η quant à lui, il est utilisé pour évaluer la durée de vie caractéristique d'un système. Il représente la durée moyenne pendant laquelle la pompe fonctionnera avant de subir une défaillance. Autrement dit, le paramètre η nous donne une indication sur la probabilité cumulée de défaillance du système. Dans ce cas, une valeur estimée de 26.783394 suggère que la pompe atteint une probabilité cumulée de défaillance de 63% au bout d'environ 27 jours. Cela signifie que, en moyenne, la pompe devrait fonctionner sans défaillance pendant approximativement 27 jours avant que la probabilité cumulée de défaillance n'atteigne 63%. Après cette période, la probabilité de défaillance augmente progressivement avec le temps, ce qui implique un risque accru de panne et une prise de mesures (maintenance préventive) pour minimiser les risques et assurer un

fonctionnement continu.

Pour le paramètre ρ , celui-ci estime l'efficacité de la maintenance dans un système donné. Dans notre cas, la valeur de ρ est de **0.717781**, ce qui suggère que la maintenance a un impact significatif sur la réduction de la dégradation du système. Cela indique que les interventions de maintenance sont capables de prévenir ou de minimiser les défaillances du système, assurant ainsi un fonctionnement fiable de l'équipement. Cette valeur de Rho témoigne de l'efficacité des pratiques de maintenance mises en place.

Cependant, afin d'établir une corrélation avec la réalité, il est nécessaire de considérer les données concrètes, et de reconnaître que malgré cette estimation élevée de ρ , l'historique de maintenance de la pompe démontre une relative tendance de celle-ci à tomber fréquemment en panne défaillance. Il convient de noter que les données d'historique de maintenance peuvent présenter et être sujettes à certaines limitations en termes de précision et de représentativité. Elles peuvent ne pas couvrir l'ensemble des pannes ou des interventions effectuées sur la pompe, et certaines informations importantes peuvent avoir été omises. Par conséquent, il est possible que l'historique de maintenance disponible ne représente qu'une partie de l'image complète de la fiabilité du système. Il convient également de noter qu'il y a eu une panne dès le premier fonctionnement de la pompe lors des essais d'après les informations fournies par le service maintenance, et que la pièce mise en cause a tendance à tomber fréquemment en panne malgré les interventions et les changements effectués. Ces informations suggèrent qu'il pourrait éventuellement y avoir des problèmes intrinsèques avec cette pièce. Cela soulève la possibilité de problèmes plus profonds tels que des défauts de conception, ou des facteurs environnementaux liée au site de pompage.

3.3 Conclusion

En conclusion du chapitre trois, nous avons présenté l'entreprise Sonatrach ainsi que l'équipement GEP301. Nous avons extrait un échantillon de données en calculant les temps entre les défaillances (TBF) à partir des informations disponibles. Ces TBF ont ensuite été utilisés pour estimer les paramètres du modèle étudié, l'ARI₁, et évaluer l'efficacité de la maintenance préventive mise en place sur la pompe.

Les résultats obtenus, ont fourni des indications sur l'efficacité de la maintenance préventive

effectuée sur la pompe GEP301. Ces résultats ont démontré un réel impact positif de la maintenance préventive, ce qui indique de bonnes pratiques de maintenance mises en place. Cependant, il est important de noter que pour établir une corrélation plus solide entre les résultats obtenus et la réalité, il est nécessaire de relier ces résultats à d'autres informations pertinentes. Telles que l'historique des interventions, l'environnement de fonctionnement et enfin, la conception de la pompe elle-même doit être prise en considération, car certaines caractéristiques de conception peuvent influencer sa performance et sa durabilité.

Conclusion générale

En conclusion, ce projet de fin d'études a porté sur l'évaluation de l'efficacité de la maintenance dans le modèle de réduction d'intensité de défaillance ARI_1 . L'objectif principal était de comprendre l'impact des opérations de maintenance sur la réduction des défaillances et d'analyser les résultats obtenus à travers ces modèles.

Nous avons tout d'abord étudié les concepts fondamentaux de la fiabilité et de la maintenance, en mettant en évidence l'importance de la maintenance efficace dans le secteur industriel. Les approches traditionnelles de modélisation de la maintenance ont été examinées, révélant leurs limitations dans la représentation précise de l'effet de la maintenance sur les performances opérationnelles.

Dans cette optique, nous nous sommes concentrés sur le modèle de réduction d'intensité de défaillance, qui offre une approche plus réaliste pour quantifier l'effet des opérations de maintenance. Nous avons analysé la méthodologie d'estimation des paramètres de ce modèle, en utilisant la vraisemblance et son logarithme.

En poursuivant notre étude, nous avons appliqué le modèle de réduction d'intensité de défaillance à un équipement industriel. Les résultats obtenus ont permis d'estimer les paramètres du modèle et de fournir une interprétation des performances opérationnelles de l'équipement.

Les résultats obtenus ont démontré l'efficacité des actions de maintenance. Le modèle de réduction d'intensité de défaillance a permis de quantifier l'impact positif des opérations de maintenance sur la réduction des défaillances dans la pompe, contribuant ainsi à améliorer la fiabilité et la disponibilité de cette dernière. Toutefois, ces résultats peuvent être enrichis en les reliant à d'autres informations pertinentes, telles que l'historique des interventions ou la conception de l'équipement étudié. Une approche plus holistique permettrait d'établir une corrélation plus solide entre les résultats obtenus et la réalité opérationnelle.

Ce projet de fin d'études a démontré l'importance capitale de l'évaluation de l'efficacité de la maintenance dans les modèles de réduction d'intensité de défaillance et a contribué à approfondir notre compréhension de l'évaluation de l'efficacité de la maintenance dans les modèles de réduction d'intensité de défaillance. Les résultats obtenus et la méthodologie développée offrent des perspectives pour améliorer les actions de maintenance entreprises.

Références

- [1] M. Habib. 2017, *Optimisation de performances et maîtrise de la fiabilité dans la conception de systèmes de production. Recherche opérationnelle* [cs.RO]. Université de Technologie de Troyes; Université Libanaise. Français.
- [2] A. Villemeur. 1988, *Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels : Fiabilité, Facteurs humains, Informatisation*. Paris : Eyrolles
- [3] J. Ringler. 1996, *Précis de probabilités et de statistiques à l'usage de la fiabilité*. Collection ISDF édition Octares.
- [4] G. A. P. Castaneda. 2009, *Evaluation par simulation de la sûreté de fonctionnement de systèmes en contexte dynamique hybride*. Automatique / Robotique. Institut National Polytechnique de Lorraine – INPL. Français.
- [5] O. Gaudoin. 2021, *Fiabilité des Systèmes* [Cours]. Université Grenoble Alpe.
- [6] R. Lesobre. 2015, *Modélisation et optimisation de la maintenance et de la surveillance des systèmes multi-composants - Applications à la maintenance et à la conception de véhicules industriels*. Automatique / Robotique. Université Grenoble Alpes. Français.
- [7] P. Vrignat. 2010, *Génération d'indicateurs de maintenance par une approche semi-paramétrique et par une approche markovienne*. Automatique. Université d'Orléans. Français.
- [8] AFNOR, Norme européenne. Juin 2001, *Terminologie de la maintenance* (NF EN 13306).
- [9] «<https://electronique1.blogspot.com/2011/02/introduction-la-maintenance.html>,» . Accès le 10 Mars 2023.
- [10] E. Ait Mokhtar. 2022/2023, *Modélisation de l'efficacité de la maintenance* [Cours], Université A.Mira de Bejaïa.
- [11] L. Doyen. 2004, *Modélisation et évaluation de l'efficacité de la maintenance des systèmes réparables*. Mathématiques [math]. Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG. Français.
- [12] P. Vrignat, & M. Avila, & F. Duculty, & S. Aupetit, & M. Slimane, et al. 2012, *Maintenance policy: degradation laws versus hidden Markov model availability indicator*.

Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability. Anglais.

[13] F. D. Carlo, & M. A. Arleo. Dec. 20. 2017, '*Imperfect Maintenance Models, from Theory to Practice*', System Reliability. InTech. Anglais.

[14] M. Brown, & F. Proschan. 1983, *Imperfect repair. Journal of Applied Probability*. Anglais.

[15] Y. Dijoux. 2008, *Modèles d'âge virtuel et de risques concurrents pour la maintenance imparfaite*. Mathématiques [math]. Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG. Français.

[16] L. SAADA & M. HAMADOUCHE. 2021/2022, *Optimisation des révisions partielles des systèmes réparables intégrant le modèle a réduction arithmétique d'intensité de l'efficacité de maintenance* [Mémoire de Master, Université Abderrahmane Mira - Bejaia].

[17] M. Procaccia, & E. Fertou, & H. Procaccia. 2011, *Fiabilité et maintenance des matériels industriels réparables et non réparables*. France: Tec & Doc Lavoisier. Français.

[18] E. Ait Mokhtar & R. Laggoune & A. Chateauf. 2023, "*Imperfect maintenance modeling and assessment of repairable multi-component systems*," Reliability Engineering and System Safety, Elsevier, vol. 234(C). Anglais.

[19] M. Amrani & I. Boussoune, & A. Benmimoun, & E. Ait Mokhtar. 2020, *Modélisation De L'efficacité De La Maintenance Des Systèmes Multi-composants* [Mémoire de Master, Université Abderrahmane Mira - Bejaia].

[20] «http://serge.mehl.free.fr/anx/max_vraisemblance.html,». Accée le 10 avril 2023.

[21] W. Lair. 2011, *Modélisation dynamique de systèmes complexes pour le calcul de grandeurs fiabilistes et l'optimisation de la maintenance*. Probabilités [math.PR]. Université de Pau et des Pays de l'Adour. Français.

Résumé

L'évaluation de l'efficacité de la maintenance revêt une importance capitale dans la prise de décisions et le choix de politiques de maintenance. Dans cette perspective, plusieurs approches de modélisation ont été mises en place par les auteurs afin de se rapprocher de la réalité et d'évaluer cette efficacité et son impact. Dans notre projet de fin d'études, nous avons exploré l'évaluation de l'efficacité de la maintenance en nous focalisant sur les modèles de réduction d'intensité de défaillance. Notre objectif était de quantifier l'impact des actions de maintenance préventive et d'évaluer leur efficacité. En appliquant ce modèle à un cas concret impliquant une pompe, nous avons pu quantifier l'impact positif des opérations de maintenance sur la réduction des défaillances.

Abstract

The assessment of maintenance effectiveness holds significant importance in decision-making and the formulation of maintenance policies. In this context, numerous modeling approaches have been developed by researchers to enhance the representation of real-world scenarios and evaluate the efficacy and consequential impact of maintenance activities. In our research project, we delved into the evaluation of maintenance effectiveness, with a particular focus on models that reduce failure intensity. Our primary objective was to quantify the influence of preventive maintenance actions and conduct a comprehensive assessment of their efficacy. By applying this model to a practical case study involving a pump, we successfully quantified the favorable effects of maintenance operations on mitigating failures.