



République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université A.MIRA-BEJAIA

جامعة بجاية
Tasdawit n Bgayet
Université de Béjaia

MÉMOIRE DE FIN D'ÉTUDE EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLÔME DE MASTER

Domaine : Science et Technologie

Filière : Électromécanique

Spécialité : Maintenance Industrielle

Présenté par :

SAIDI Hilal

HELLAL Ouafi

Thème

Estimation de la durée de vie résiduelle des systèmes se dégradant à partir de la fiabilité mécanique

Encadré par :

Mr AIT MOKHTAR El Hassene

Devant le jury composé de :

Président : **LAGGOUNE Redouane**

Examineur : **ZOUGAB Nabil**

Année Universitaire : 2022/2023

Remerciement

Tout d'abord, nous tenons à exprimer notre plus profonde gratitude envers notre encadreur, M. Ait Mokhtar Hassene. Votre engagement, votre disponibilité et vos efforts inlassables ont été déterminants dans la réalisation de notre travail. Votre accompagnement et votre expertise nous ont été d'une aide précieuse et nous vous en sommes profondément reconnaissants.

Nous souhaitons également adresser nos sincères remerciements aux membres du jury. Votre acceptation d'évaluer notre travail est un honneur pour nous et nous vous en sommes profondément reconnaissants.

Nous voudrions également exprimer notre gratitude envers toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce travail. Chaque contribution, quelle qu'elle soit, a été précieuse et a contribué à la réussite de ce projet.

À nos camarades de Master, nos amis, nos proches, et plus particulièrement à notre famille, nous souhaitons vous dire merci. Votre soutien constant et votre encouragement ont été un pilier essentiel durant ce processus. Votre confiance en nous nous a donné la force de persévérer et de mener ce travail à son terme.

Enfin, un merci tout particulier à Mlle. Lidia Zouaimia. Votre aide a été plus qu'appréciée. Votre contribution à notre travail a été inestimable et nous ne saurions exprimer à quel point nous sommes reconnaissants.

Merci encore une fois à tous. Votre soutien, vos encouragements et votre confiance ont été d'une valeur inestimable. Nous sommes profondément reconnaissants et honorés d'avoir eu l'opportunité de travailler avec vous.

Table des matières

Liste des figures	I
Liste des Tableaux	II
Liste d’algorithmes	III
Introduction général	IV
1 Chapitre 1 : Notions générale sur la fiabilité mécanique	2
1.1 Introduction	3
1.2 Généralités sur la fiabilité	3
1.3 Caractérisation de fiabilité	4
1.3.1 Fonction de fiabilité	4
1.3.2 Fonction de répartition	4
1.3.3 Densité de probabilité	5
1.3.4 Taux de défaillance	5
1.4 Fiabilité mécanique	5
1.4.1 Principe de l’analyse de la fiabilité mécanique	6
1.4.2 Fonction d’état limite et probabilité de défaillance	6
1.4.3 Méthodes de simulation (Monte-Carlo)	8
1.4.4 Méthodes d’approximation	9
1.4.5 Méthodes de surface et de réponse	11
1.5 Comparaison des méthodes d’approximation et simulation	11
1.6 Estimation de la fiabilité d’un pipeline corrodé	12
1.6.1 Fonction d’état limite	12
1.6.2 Exemple d’application	13
1.6.3 Méthode FORM/SORM	13
1.6.4 Méthode Monte-Carlo	15
1.6.5 Analyse et comparaison des résultats	16
1.7 Conclusion	17

2	Chapitre 2 : Durée de vie résiduelle	18
2.1	Introduction	19
2.2	Estimation de la durée de vie résiduelle	19
2.3	Fonction de la durée de vie résiduelle moyenne.....	19
2.4	Classification des différents modèles de Pronostic	20
2.4.1	Approches basées sur un modèle.....	21
2.4.2	Approches basées sur l'expérience ou la connaissance.....	22
2.4.3	Approches guidées par les données.....	24
2.4.4	Approches hybrides.....	25
2.5	Avantages et inconvénients	26
2.6	Conclusion	30
3	Chapitre 3 : Estimation de la durée de vie résiduelle d'un pipeline corrodé	31
3.1	Introduction	32
3.2	Méthodologie de calcul	32
3.3	Choix des modèles et méthodes utilisées	32
3.4	Estimation de MRL d'un pipeline par la méthode FORM/SORM.....	34
3.5	Estimation de MRL d'un pipeline corrodé par la méthode MC	35
3.6	Analyse des résultats	36
3.7	Conclusion.....	37
	Conclusion générale	V
	Bibliographie.....	VI

Liste des figures

Figure 1.1 : <i>Fonction de la fiabilité</i>	4
Figure 1.2 : <i>Illustration de la fonction d'état limite dans un cas bidimensionnel</i>	7
Figure 1.3 : <i>Illustration de la méthode de simulation Monte-Carlo</i>	8
Figure 1.4 : <i>Loi de (G)</i>	9
Figure 1.5 : <i>Représentation de l'indice de Hasofer et Lind</i>	10
Figure 1.6 : <i>Probabilité de défaillance générée par la méthode de FORM/SORM</i>	15
Figure 1.7 : <i>Probabilité de défaillance générée par la méthode de Monte-Carlo</i>	16
Figure 1.8 : <i>Comparaison entre la probabilité de défaillance obtenue par les méthodes FORM/SORM et MC</i>	16
Figure 2.1 : <i>classification des approches de pronostic</i>	21
Figure 2.2 : <i>Organigramme d'approches basées sur le modèle physique</i>	22
Figure 2.3 : <i>Organigramme d'approches basées sur les connaissances</i>	22
Figure 2.4 : <i>Organigramme d'approches guidées par les données</i>	24
Figure 2.5 : <i>Organigramme de configurations hybrides</i>	25
Figure 3.1 : <i>Organigramme d'approches guidées par les données pour un pipeline</i>	33
Figure 3.2 : <i>Durée de vie moyenne résiduelle générée par la méthode MC</i>	34
Figure 3.3 : <i>Durée de vie moyenne résiduelle générée par la méthode MC</i>	35
Figure 3.4 : <i>Comparaison entre les deux durées de vie moyenne résiduelle générée par les méthodes FORM/SORM ET MC</i>	36

Liste des Tableaux

Tableau 1.1 – Paramètres de coefficients d'évolution de corrosion	13
Tableau 1.2 - Caractéristiques d'un pipeline corrodé	13
Tableau 2.1 - Avantages et inconvénients d'Approches basées sur un modèle	27
Tableau 2.2 - Avantages et inconvénients d'Approches basées sur l'expérience ou la connaissance	28
Tableau 2.3 - Avantages et inconvénients d'Approches guidées par les données	28
Tableau 2.4 - Avantages et inconvénients d'Approches hybrides	29

Liste d'algorithmes

Algorithme 1.1: calcul de la probabilité de défaillance avec la méthode FORM/SORM	14
Algorithme 1.2 : calcul de la probabilité de défaillance avec la méthode MC	15
Algorithme 3.1 : Estimation de la durée de vie résiduelle en utilisant la méthode FORM/SORM	34
Algorithme 3.2 : Estimation de la durée de vie résiduelle en utilisant la méthode Monte-Carlo	35

Introduction générale

La planification efficace de la maintenance est cruciale pour assurer la disponibilité, la fiabilité et la durabilité des systèmes mécaniques. Dans ce contexte, l'estimation de la durée de vie résiduelle joue un rôle essentiel en fournissant des informations précieuses pour la prise de décision en matière de maintenance préventive. Cependant, l'estimation précise de la durée de vie résiduelle reste un défi majeur, nécessitant des approches et des outils appropriés.

Ce travail se concentre sur l'estimation de la durée de vie résiduelle à partir de la fiabilité mécanique, une approche qui n'est pas souvent utilisée dans d'autres travaux de recherche. La fiabilité mécanique permet d'évaluer la probabilité de défaillance d'un composant ou d'un système, et elle constitue une mesure pertinente pour prédire la durée de vie restante. En intégrant la fiabilité mécanique dans l'estimation de la durée de vie résiduelle, nous visons à améliorer la précision et la pertinence des résultats obtenus.

Ce mémoire vise à apporter une compréhension approfondie de la fiabilité mécanique, de la durée de vie résiduelle, et de leur application à l'évaluation et à la gestion des pipelines. Il est espéré que cette étude contribuera à la littérature existante et fournira des outils utiles pour les ingénieurs et les chercheurs dans le domaine de la fiabilité mécanique.

Le premier chapitre de ce travail se concentrera sur la notion générale de fiabilité mécanique, définissant la terminologie clé, expliquant les diverses méthodes d'analyse et de simulation, et se concentrant sur l'application de ces concepts à l'analyse de la fiabilité des pipelines.

Ensuite, nous examinerons la notion de durée de vie résiduelle dans le deuxième chapitre, un aspect critique de la fiabilité qui est d'une importance primordiale dans la gestion de l'intégrité des pipelines. Nous discuterons de différentes approches et modèles pour prédire et gérer la durée de vie résiduelle, évaluant leurs avantages et leurs inconvénients.

Enfin, dans le troisième chapitre, nous appliquerons ces concepts et techniques à un cas concret, en tentant d'estimer la durée de vie résiduelle d'un pipeline corrodé à partir de sa fiabilité mécanique. Nous examinerons l'application de deux méthodes différentes, le FORM/SORM (First & Second Order Reliability Method) et la méthode de Monte-Carlo, et nous comparerons leurs résultats.

Chapitre 1 : Notions générales sur la fiabilité mécanique

1.1	Introduction	3
1.2	Généralités sur la fiabilité	3
1.3	Caractérisation de la fiabilité	4
1.3.1	Fonction de fiabilité	4
1.3.2	Fonction de répartition	4
1.3.3	Densité de probabilité.....	5
1.3.4	Taux de défaillance	5
1.4	Fiabilité mécanique.....	5
1.4.1	Principe de l'analyse de la fiabilité mécanique	6
1.4.2	Fonction d'état limite et probabilité de défaillance.....	6
1.4.3	Méthodes de simulation (Monte-Carlo)	8
1.4.4	Méthodes d'approximation	9
1.4.5	Méthodes de surface et de réponse.....	11
1.5	Comparaison des méthodes d'approximation et simulation.....	11
1.6	Estimation de la fiabilité d'un pipeline corrodé	12
1.6.1	Fonction d'état limite	12
1.6.2	Exemple d'application.....	13
1.6.3	Méthode FORM/SORM	13
1.6.4	Méthode Monte-Carlo	15
1.6.5	Analyse et comparaison des résultats.....	16
1.7	Conclusion	17

Chapitre 1 : Notion générale sur la fiabilité mécanique

1.1 Introduction

Dans un monde en constante évolution, la fiabilité mécanique est devenue une préoccupation majeure pour les ingénieurs et les chercheurs. En effet, l'efficacité et la longévité des infrastructures et des équipements dépendent en grande partie de leur fiabilité mécanique.

Dans ce contexte, nous présentons les concepts et les méthodologies liés à la fiabilité mécanique. Nous explorons d'abord les généralités sur la fiabilité, avant d'aborder en détail les différents aspects de la caractérisation de la fiabilité. La fonction d'état limite et la probabilité de défaillance, ainsi que les méthodes majeures considérées pour l'analyse de la fiabilité mécanique. Finalement nous présentons les méthodes d'analyse de la fiabilité qui seront utilisés dans ce travail par une application sur un pipeline corrodé.

1.2 Généralités sur la fiabilité

Selon l'AFNOR la fiabilité est « *l'aptitude d'un bien à accomplir une fonction requise, dans des conditions données, durant un intervalle de temps donné* » [1], la fiabilité est un terme qui peut avoir différentes significations selon le contexte dans lequel il est utilisé. En général, il fait référence à la mesure dans laquelle un objet, un système, un processus, une information ou une source d'information peut être considéré comme étant précis, fiable, stable et digne de confiance [2].

Dans le domaine de l'ingénierie, la fiabilité se réfère à la probabilité qu'un système ou un objet fonctionne correctement et sans défaillance pendant une certaine période de temps. Dans le domaine de la recherche scientifique, la fiabilité est souvent utilisée pour décrire la cohérence et la précision des résultats obtenus à partir d'une mesure ou d'un instrument de mesure. En ce qui concerne les sources d'information, la fiabilité peut être liée à la crédibilité et à la validité de l'information fournie. Une source d'information fiable est généralement considérée comme étant précise, impartiale, objective, complète et provenant d'une source digne de confiance.

La fiabilité est un concept important dans de nombreux domaines, qui vise à garantir la qualité et la précision des résultats, des informations et des sources d'information utilisées.

1.3 Caractérisation de fiabilité

1.3.1 Fonction de fiabilité

La fonction de fiabilité (figure 1.1), également appelée fonction de survie, est une caractéristique d'un dispositif qui mesure sa capacité à remplir une fonction donnée dans des conditions spécifiques pour une durée donnée. Elle est représentée mathématiquement par la fonction $R(t)$, qui indique la probabilité que le dispositif ne subisse pas de défaillance pendant l'intervalle de temps $[0, t]$, en supposant qu'il fonctionne correctement au moment $t=0$.

Le temps de bon fonctionnement du dispositif est représenté par la variable aléatoire T . La fonction de fiabilité est donc définie comme suit [2] :

$$R(t) = Prob(T > t) \quad (1.1)$$

$R(t)$ est une fonction décroissante sur l'intervalle $[0, +\infty[$ avec $R(0) = 1$ et $\lim_{t \rightarrow +\infty} R(t) = 0$

La variable temps peut prendre plusieurs sens en fonction du type de problème étudié. Elle peut désigner par exemple, le nombre de cycles de verrouillage-déverrouillage d'une articulation de siège automobile, le nombre de tours pour un moteur, nombre de kilométrage (distance parcourue) d'une voiture, etc...

De la fonction de fiabilité (1.1), nous définissons quelques autres caractéristiques de la fiabilité.

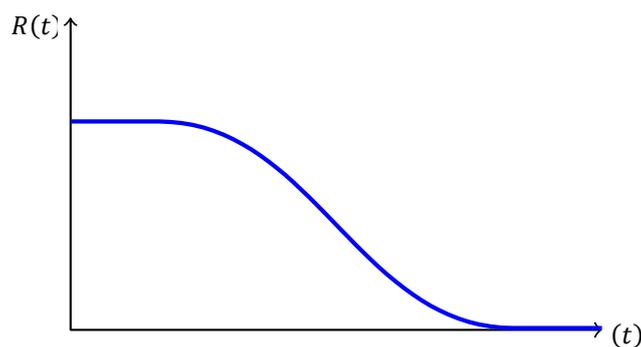


Figure 1.1 : Fonction de la fiabilité

1.3.2 Fonction de répartition

En fiabilité, la fonction de répartition $F(t)$ représente la probabilité d'avoir au moins une défaillance avant le temps t , la fonction de fiabilité notée $R(t)$, représente la probabilité de fonctionnement sans défaillance pendant la période $[0, t]$.

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

1.3.3 Densité de probabilité

Elle est notée $f(t)$, c'est la fonction dérivée de la fonction de réparation $F(t)$ par rapport au temps :

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

$f(t)$ représente la probabilité instantanée de défaillance à un temps spécifique t .

1.3.4 Taux de défaillance

Le taux de défaillance instantané $\lambda(t)$ désigne la proportion des dispositifs qui, ayant survécu à un instant t , ne sont plus en vie à l'instant $t + dt$, parmi les dispositifs en vie à l'instant t .

$$\lambda(t) = \frac{f(t)}{1 - F(t)} = \frac{f(t)}{R(t)} \quad (1.4)$$

On en déduit l'expression suivante de la fiabilité :

$$R(t) = e^{-\int_0^t \lambda(u) du} \quad (1.5)$$

$\lambda(t)$ Peut être également appelé « fonction de hasard » et noté $h(t)$:

$$h(t) = -\frac{d}{dt} \log R(t) \quad (1.6)$$

1.4 Fiabilité mécanique

La fiabilité mécanique est une discipline qui cherche à répondre aux problèmes industriels concernant la capacité d'une structure ou d'un composant à résister à des contraintes qui lui sont appliquées. Cette approche s'appuie sur des modèles physiques qui décrivent la dégradation du système et qui sont construits à partir de mesures ou d'essais. Cependant, trois principales contraintes peuvent surgir lors de l'analyse de la fiabilité des structures : premièrement, la difficulté d'obtenir les données nécessaires pour construire les modèles en raison des risques ou des coûts élevés associés à la réalisation des mesures et des essais. Deuxièmement, les modèles initialement construits à partir de ces données peuvent ne pas prédire correctement l'évolution de la dégradation à long terme sous l'effet de l'évolution des sollicitations externes. Et enfin,

des difficultés de calcul peuvent se poser lorsqu'il s'agit de structures complexes constituées d'un grand nombre de composants dépendants [3].

1.4.1 Principe de l'analyse de la fiabilité mécanique

Le principe de l'analyse de la fiabilité mécanique consiste à évaluer la probabilité de défaillance d'une structure ou d'un composant sous des contraintes données. Cette évaluation est basée sur des modèles physiques qui décrivent la dégradation du système au fil du temps, ainsi que sur des données expérimentales ou des mesures. L'analyse de la fiabilité mécanique implique également l'identification des différents modes de défaillance possibles, la durée de vie, ainsi que l'estimation de leur probabilité d'occurrence. Cette approche permet de prendre des décisions éclairées quant à la conception, la maintenance ou la réparation de structures et de composants pour garantir leur performance et leur sécurité.

1.4.2 Fonction d'état limite et probabilité de défaillance

En général, dans l'analyse de fiabilité, pour modéliser l'endommagement et les contraintes de l'environnement sur le système, il est obligé de développer une fonction $G(X)$, qui représente l'état de fonctionnement d'une structure, est définie comme une fonction de variables aléatoires (X_1, X_2, \dots, X_n) qui représentent les paramètres incertains (x_1, x_2, \dots, x_n) . Ces paramètres sont souvent regroupés dans un vecteur aléatoire $X = [X_1, X_2, \dots, X_n]^T$ pour des raisons de simplicité. La fonction $G(X)$ est par construction une variable aléatoire qui permet de définir en fonction de ses valeurs [4], l'état de fonctionnement de la structure. Ainsi, l'espace aléatoire peut être divisé en deux régions :

- **le domaine de défaillance**, $\Omega_f = \{x \in \mathcal{D}_X | G(x) \leq 0\}$. On parle d'état de défaillance de la structure;
- **le domaine de sécurité**, $\Omega_s = \{x \in \mathcal{D}_X | G(x) > 0\}$. On dit aussi que la structure est en état de bon fonctionnement.

L'ensemble $\Gamma = \{x \in \mathcal{D}_X | G(x) = 0\}$ des points représentent la surface de l'état limite qui est la frontière entre les domaines de défaillance et de sécurité.

La forme la plus simple de la fonction d'état limite est celle qui est donnée en fonction de deux variables : la résistance R et la sollicitation S . Ainsi $G(R, S)$ s'écrit :

$$G(R, S) = R - S \quad (1.7)$$

La figure (1.2) illustre schématiquement ces concepts dans le cas d'un espace aléatoire bidimensionnel.

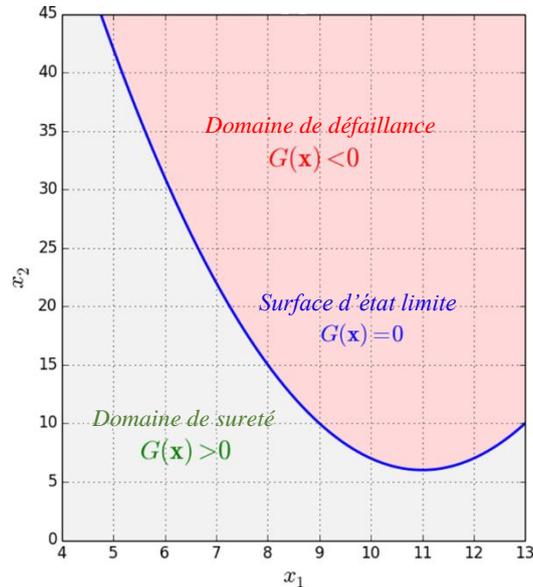


Figure 1.2 : Illustration de la fonction d'état limite dans un cas bidimensionnel

À partir de la construction de la fonction d'état limite, la probabilité de défaillance P_f , qui est par définition complémentaire de la fiabilité R , i.e. $R = 1 - P_f$, s'obtient comme suit :

$$P_f = P[G(X) \leq 0] = \int_{G(x) \leq 0} f_X(x) dx \quad (1.8)$$

L'estimation de l'intégrale en question est une tâche difficile en raison de la complexité de la fonction de défaillance et du nombre de variables impliquées dans le modèle. En général, la solution analytique est complexe, voire impossible, ce qui nécessite l'utilisation de méthodes d'intégration numérique ou d'approximations. Les méthodes de calcul peuvent être regroupées en diverses catégories [3,4] :

- **Calcul formel** (analytique) ou numérique (quadrature);
- **Les méthodes de simulation** pour évaluer P_f sur l'intégralité du domaine de défaillance
 Ω_F : Simulations de Monte-Carlo (MC), tirages d'importance, tirages conditionnés;
- **Les méthodes d'approximation**, qui consiste en une idéalisation du domaine de défaillance Ω_F permettant le calcul d'une valeur approchée de P_f à partir d'un indice de fiabilité β : la méthode FORM (First-Order Reliability Method) et méthode SORM (Second-Order Reliability Method), etc...;
- **Les méta-modèles** : les méthodes de surface de réponse quadratique par exemple.

1.4.3 Méthodes de simulation (Monte-Carlo)

Ces méthodes sont basées sur l'évaluation de l'intégrale de l'équation (1.8) par des simulations de Monte-Carlo. Le principe de cette méthode repose sur la génération d'un grand nombre de tirages aléatoires. Pour chaque tirage, la fonction de performance est évaluée pour savoir si la configuration tirée se situe dans le domaine de sûreté ou de défaillance. La probabilité de défaillance n'est que le nombre de configurations défaillantes sur le nombre total de tirages. La méthode de Monte-Carlo est très robuste et constitue le moyen le plus sûr pour l'évaluation de la probabilité de défaillance. Néanmoins, cette méthode est très coûteuse en temps de calcul, surtout pour des systèmes réels avec de faibles probabilités de défaillance (i.e. pour une probabilité de défaillance de 10^{-n} , il faut réaliser entre 10^{n+2} et 10^{n+3} tirages). D'autres méthodes de simulation sont proposées dans la littérature pour économiser le temps de calcul, telles que les simulations directionnelles, les méthodes des tirages d'importance et les méthodes de simulation stratifiée [3, 5].

La figure (1.3) représente une illustration de la méthode de simulation Monte-Carlo basée sur l'échantillonnage en étudiant l'emplacement de ces derniers.

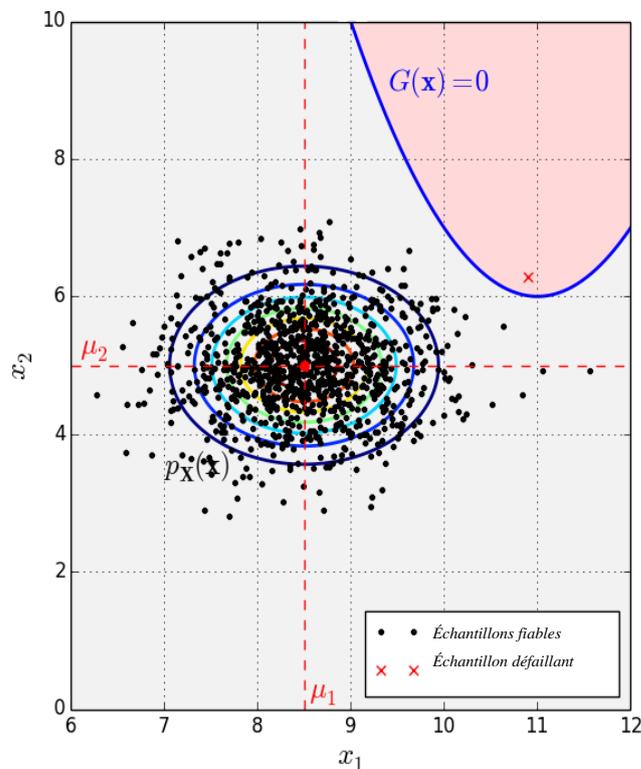


Figure 1.3 : Illustration de la méthode de simulation Monte-Carlo

1.4.4 Méthodes d'approximation

Les méthodes d'approximation les plus couramment utilisées en fiabilité sont les méthodes FORM/SORM (First/Second Order Reliability Methods) de premier et de second ordre. Ces approches s'appuient sur le concept d'indice de fiabilité \mathcal{B} , qui joue un rôle essentiel dans l'approximation de la probabilité de défaillance. Dans la littérature scientifique, les indices de fiabilité les plus connus sont les indices de Cornell [3], l'indice de Hasofer et Lind, ainsi que l'indice de fiabilité généralisé.

L'indice de Cornell consiste à calculer la distance, pondérée par σ_G , entre le point moyen de la marge $G(X)$ et le point où cette marge est nulle (Figure 1.4). Sachant que σ_G est l'écart-type de la marge. Ainsi, cette distance exprime le nombre d'écart-types qui séparent la moyenne de l'état de fonctionnement et celui de la défaillance. L'indice de fiabilité de Cornell est donné par l'expression suivante :

$$\mathcal{B} = \frac{\mu_G}{\sigma_G} \quad (1.9)$$

μ_G et σ_G représentent respectivement la moyenne et l'écart-type de la marge G .

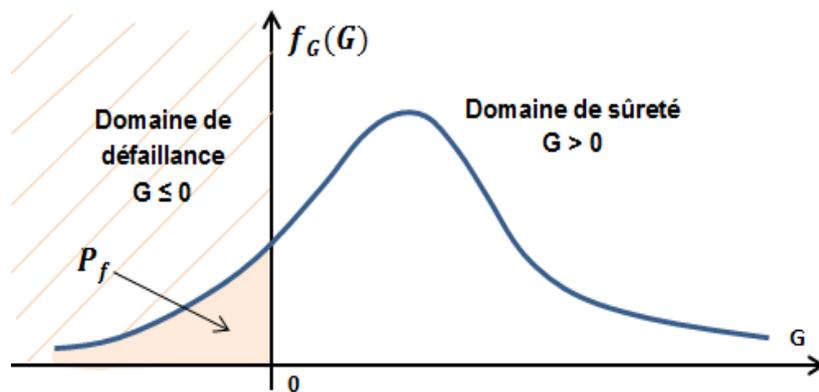


Figure 1.4 : Loi de (G)

Si la distribution de la marge suit une loi normale, la probabilité de défaillance peut être déterminée par :

$$P_f = \Phi(-\mathcal{B}) \quad (1.10)$$

Φ est la fonction de répartition normale centrée réduite est couramment utilisée pour évaluer la probabilité de défaillance. Cependant, il convient de souligner que l'exactitude

de cette méthode d'approximation diminue au fur et à mesure que la distribution de la marge s'éloigne de la loi normale [3].

L'indice de fiabilité de Cornell présente une limitation importante, à savoir qu'il ne prend pas en compte les lois de probabilité des variables aléatoires. Pour remédier à ce problème, Hasofer et Lind ont introduit un indice de fiabilité alternatif, défini dans un espace où toutes les variables aléatoires stochastiquement indépendantes suivent une loi normale centrée réduite. La transformation des variables physiques x_i , qui sont soumises à une loi de probabilité conjointe quelconque, en variables normées u_i peut être effectuée au moyen de différentes transformations probabilistes T_r . Cette opération, qui est représentée dans la Figure (1.5), est définie par :

$$u_i = Tr(x_i) \quad (1.11)$$

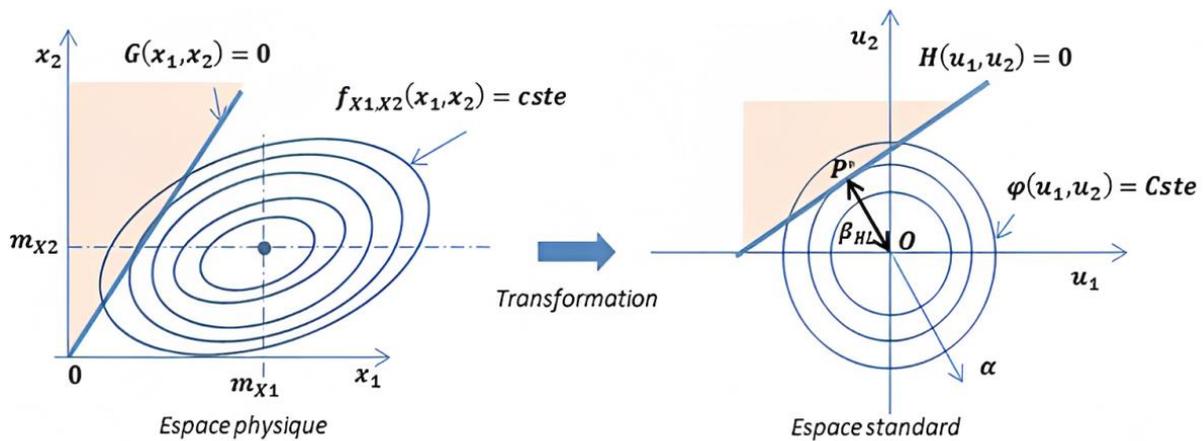


Figure 1.5 : Représentation de l'indice de Hasofer et Lind

L'indice de fiabilité proposé par Hasofer et Lind est déterminé comme la plus petite distance entre l'origine de l'espace standardisé et un point de la surface d'état limite, noté P^* . De ce fait, cet indice est défini par :

$$B = \min_{H(u_i)=0} \sqrt{\sum_{i=1}^n u_i^2} \quad (1.12)$$

$H(u_i)$ est la fonction de l'état limite exprimé dans l'espace standard.

1.4.5 Méthodes de surface et de réponse

Lorsque la fonction d'état limite est définie de manière implicite et nécessite un temps de calcul important pour son évaluation, les méthodes de surface de réponse sont utilisées. Ces méthodes consistent à convertir la fonction G en un modèle analytique appelé méta-modèle. Une fois cette transformation effectuée, la probabilité de défaillance peut être estimée en appliquant des méthodes de simulation ou d'approximation sur le modèle analytique obtenu [3].

1.5 Comparaison des méthodes d'approximation et simulation

La revue de littérature indique que la simulation de Monte-Carlo est une méthode très précise, mais elle nécessite un grand nombre de points d'échantillonnage [6], ce qui demande beaucoup de temps de calcul et un coût de calcul élevé. Il est donc nécessaire d'utiliser une méthode alternative appropriée qui réduit le temps de calcul tout en maintenant une précision acceptable pour les structures complexes et volumineuses qui nécessitent un long temps de calcul. SORM et FORM sont deux de ces méthodes alternatives.

Chacune de ces méthodes présente des caractéristiques distinctes et des avantages spécifiques. Voici une comparaison entre ces trois approches [6]:

La méthode d'approximation FORM :

- La méthode FORM est une méthode analytique qui est souvent utilisée pour les problèmes de fiabilité simples ou modérément complexes.
- Elle est basée sur une approximation linéaire de la fonction de performance limite et des distributions de variables aléatoires.
- La méthode FORM est plus rapide que les approches de simulation, ce qui en fait une option attrayante pour les problèmes nécessitant des temps de calcul courts.
- Cependant, elle peut être moins précise que les méthodes de simulation dans les cas où la fonction présente une non-linéarité significative ou des interactions complexes entre les variables aléatoires.

La méthode d'approximation SORM :

- La méthode SORM est une amélioration de la méthode FORM, qui prend en compte les effets de non-linéarité et les interactions entre les variables aléatoires.

- Contrairement à la méthode FORM, la méthode SORM utilise des approximations non-linéaires pour estimer la probabilité de défaillance.
- La méthode SORM offre une meilleure précision que la méthode FORM pour les problèmes de fiabilité qui présentent des non-linéarités significatives.
- Cependant, elle peut être plus coûteuse en termes de temps de calcul par rapport à la méthode FORM.

Méthode Monte-Carlo :

- La méthode Monte-Carlo est une méthode de simulation probabiliste qui repose sur la génération de nombreux échantillons aléatoires.
- Elle permet d'estimer la probabilité de défaillance en effectuant un grand nombre d'itérations avec des valeurs aléatoires des variables d'entrée.
- La méthode Monte-Carlo peut traiter des problèmes complexes comportant des non-linéarités, des interactions complexes entre les variables aléatoires et des distributions de probabilité arbitraires.
- Elle offre une grande précision, notamment lorsque le nombre d'itérations est élevé, mais elle peut être plus lente que les méthodes analytiques comme FORM et SORM.

1.6 Estimation de la fiabilité d'un pipeline corrodé

Les pipelines sont conçus dans le but de transporter des fluides d'un emplacement à un autre, en exerçant une pression spécifique pour assurer le flux du produit. La défaillance survient lorsque le pipeline corrodé n'est plus capable de résister à la pression interne. La pression de défaillance d'un pipeline non corrodé représente une limite supérieure pour la pression de défaillance d'un tuyau présentant un défaut de corrosion.

1.6.1 Fonction d'état limite

Nous pouvons exprimer la fonction d'état limite G (1.7) de défaillance pour les pipelines corrodés par cette expression [7] :

$$G = P_r - P_a \quad (1.13)$$

Où P_r représente la résistance de pipeline et P_a la pression appliquée au pipeline.

La résistance de pipeline est en fonction de l'épaisseur de paroi corrodée et de la pression appliquée, on peut l'exprimer comme suit [7]:

$$P_r = \frac{f_y(d_0 - d(t))}{r} \quad (1.14)$$

Où f_y représente la limite d'élasticité, d_0 l'épaisseur initiale de la paroi du pipeline, $d(t)$ la perte d'épaisseur de paroi induite par la corrosion et r le rayon intérieur de pipe.

1.6.2 Exemple d'application

L'approche développée dans la section (1.6.1) est maintenant appliquée sur un pipeline. Les données du pipeline sont présentées dans le tableau (1.2).

Cette étude vise à évaluer la fiabilité de pipeline, nous devons évaluer la probabilité de défaillance au niveau du ce pipe en tenant compte de la probabilité de défaillance.

Dans cette étude on utilise le modèle de corrosion de Paik qui décrit l'évolution de la perte d'épaisseur de paroi due à la corrosion en fonction du temps selon l'expression suivante [7]:

$$d(t) = c_1(t - T_0)^{c_2} \quad (1.15)$$

Où c_1 et c_2 sont les coefficients d'évolution de corrosion.

Tableau 1-1 Paramètre de coefficients d'évolution de corrosion

μ_{c_1}	μ_{c_2}	σ_{c_1}	σ_{c_2}
0.083	0.829	$0.3\mu_{c_1}$	$0.1\mu_{c_2}$

Caractéristiques du pipeline :

Tableau 1-2 Caractéristiques d'un pipeline corrodé

$d_0(mm)$	$r(mm)$	$\mu_p(MPa)$	σ_p	$f_y(MPa)$
6	97	7	0.1	275

1.6.3 Méthode FORM/SORM

En utilisant la méthode FORM/SORM la probabilité de défaillance est donnée par l'équation (1.8), en intégrant l'équation (1.15) dans (1.14) on obtient l'équation suivante :

$$P_r = \frac{f_y(d_0 - (c_1(t - T_0)^{c_2}))}{r} \quad (1.16)$$

En considérant la fonction d'état limite (1.9), la fonction d'indice de fiabilité $B(t)$ est donnée par :

$$B(t) = \frac{f_y(d_0 - \mu_{d(t)}) - r\mu_{P_a}}{\sqrt{\sigma_{P_r}^2 + \sigma_{P_a}^2}} \quad (1.17)$$

$\mu_{d(t)}$ et μ_{P_a} représentent respectivement la moyenne et l'écart-type de la perte d'épaisseur de paroi à l'instant t .

*Dans notre application, la corrosion commence après 4 ans de service de ce pipeline.

Algorithme 1.1 : calcul de la probabilité de défaillance avec la méthode FORM/SORM

Étape 1 : Insérer les paramètres d'entrée (T_0^* , d_0 , r , f_y , μ_p , σ_p)

Étape 2 : Initialiser le temps t

Étape 3 : Générer à chaque instant t des échantillons (C_1 et C_2) aléatoire.

Étape 4 : Calcul de la fonction de perte d'épaisseur en fonction du temps et des échantillons, avec :

$$d(t) = C_1(t - T_0)^{C_2}$$

Étape 5 : Calcul de $\mu_{d(t)}$ et $\delta_{d(t)}$

Étape 6 : Calcul de $B(t)$ est l'indice de fiabilité qui est calculé à partir de :

$$B(t) = \frac{f_y \cdot (d_0 - \mu_{d(t)}) - r \cdot \mu_p}{\sqrt{(f_y \cdot \sigma_{d(t)})^2 + (r \cdot \sigma_p)^2}}$$

Étape 7 : Calcul de la probabilité de défaillance P_f tel que :

$$P_f(t) = \Phi(-B(t))$$

Étape 8 : Incrémenter le temps et revenir a (3)

Les résultats obtenus de la probabilité de défaillance après l'exécution de l'algorithme (1.1) sont présentés dans la figure (1.6).

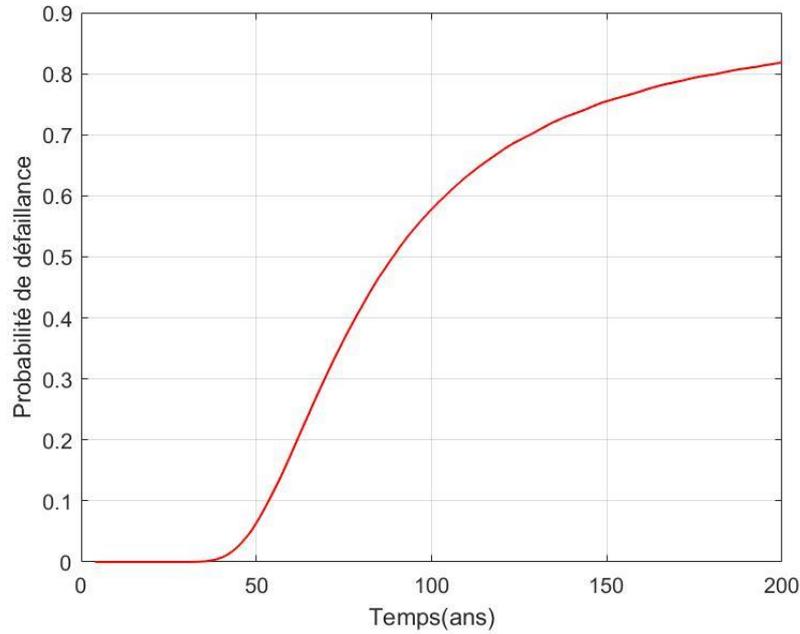


Figure 1.6 : Probabilité de défaillance générée par la méthode FORM/SORM

1.6.4 Méthode Monte-Carlo

Algorithme 1.2 : calcul de la probabilité de défaillance avec la méthode MC

Étape 1 : Insérer les paramètres d'entrée (T_0^* , d_0 , r , f_y , P_a)

Étape 2 : Initialiser le temps t

Étape 3 : Initialiser le temps $D = 0$ et $R = 0$

Étape 4 : Générer n paramètres de C_1 et C_2 .

Étape 5 : Calcul de la fonction de perte d'épaisseur en fonction du temps et des échantillons, avec :

$$d(t) = C_1(t - T_0)^{C_2}$$

Étape 6 : Calcul de P_r à partir cette formule :

$$P_r = \frac{f_y(d_0 - d(t))}{r}$$

Étape 7 : Évaluer G tel que :

$$G = P_r - P_a$$

Étape 8 : Prendre : $\begin{cases} D = D + 1 \text{ si } G < 0 \\ \text{sinon } R = R + 1 \end{cases}$

Étape 9 : Calculer la probabilité de défaillance P_f :

$$P_f(t) = D/n.$$

Etape 10 : Incréments le temps et revenir a (3)

La fonction de probabilité de défaillance après l'exécution de l'algorithme (1.2) correspond à la figure 1.7

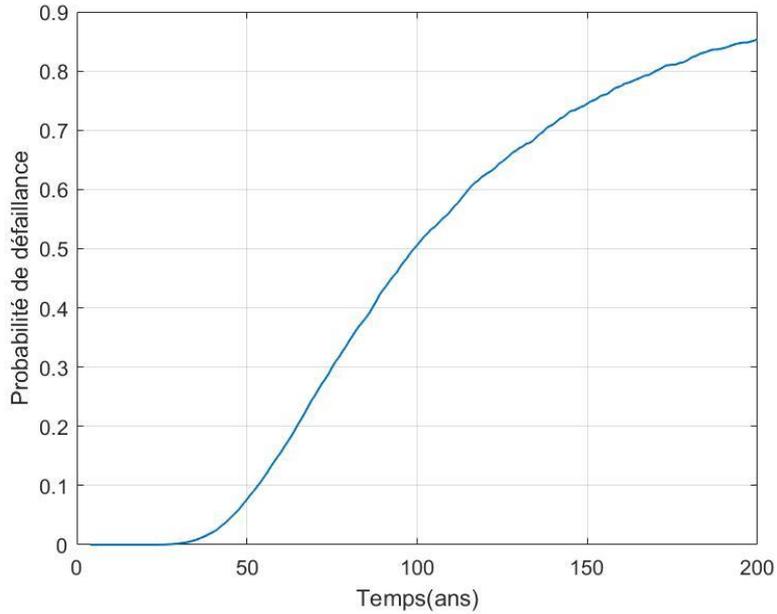


Figure 1.7 : Probabilité de défaillance générée par la méthode Monte-Carlo

1.6.5 Analyse et comparaison des résultats

La différence entre ces deux méthodes (figure 1.8) est due à la précision.

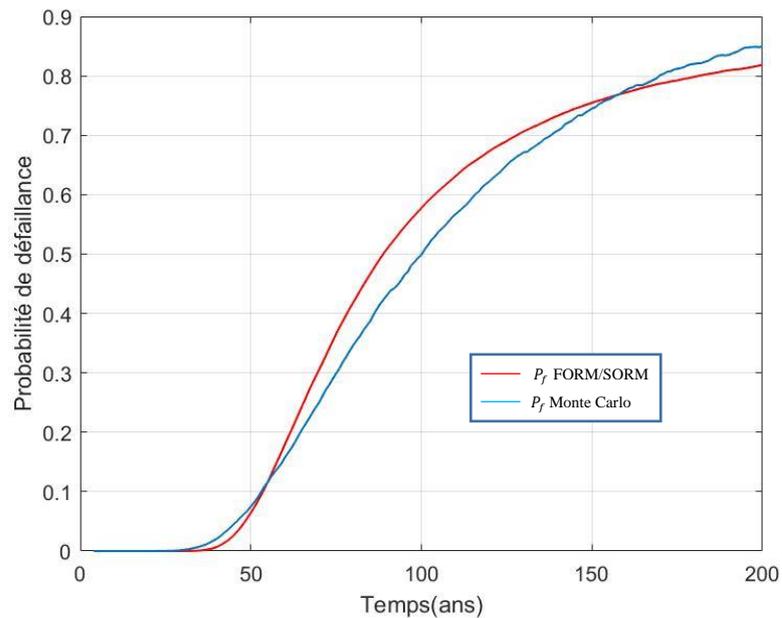


Figure 1.8 : Comparaison entre la probabilité de défaillance obtenue par FORM/SORM et MC

Dans notre cas la méthode de Monte-Carlo est guidée par le nombre de simulations, pour augmenter la précision de cette méthode il faut augmenter le nombre de ces simulations. Cependant l'augmentation de nombre de simulation peut rendre cette application plus lente.

En revanche les méthodes d'approximation FORM/SORM sont plus rapides et moins complexes par rapport à la méthode de Monte-Carlo, mais la précision de cette dernière est un peu plus basse par rapport à la simulation Monte-Carlo.

1.7 Conclusion

Dans ce premier chapitre, dédié à la fiabilité mécanique nous avons mis en évidence que la compréhension et l'évaluation de la fiabilité mécanique jouent un rôle crucial dans le développement et l'optimisation des systèmes d'ingénierie.

Les concepts et les méthodes présentés dans ce travail de recherche fournissent des outils pour caractériser et évaluer la fiabilité mécanique. Que ce soit à travers l'analyse de la fiabilité en utilisant les méthodes de simulation (Monte-Carlo), les méthodes d'approximation (FORM/SORM) ou les méthodes de surface de réponse, nous avons pu mettre en évidence l'importance de l'application pratique de ces méthodes en prenant l'exemple d'un pipeline corrodé.

Ces connaissances pourront être exploitées pour développer des stratégies d'optimisation de la fiabilité dans divers secteurs industriels, contribuant ainsi à améliorer l'efficacité et la durabilité des infrastructures et des équipements et aussi estimer leur durée de vie résiduelle, ce que nous développons dans le chapitre 2.

Chapitre 2 : Durée de vie résiduelle

2.1	Introduction	19
2.2	Estimation de la durée de vie résiduelle	19
2.3	Fonction de la durée de vie résiduelle moyenne.....	19
2.4	Classification des différents modèles de Pronostic	20
2.4.1	Approches basées sur un modèle.....	21
2.4.2	Approches basées sur l'expérience ou la connaissance.....	22
2.4.3	Approches guidées par les données.....	24
2.4.4	Approches hybrides.....	25
2.5	Avantages et inconvénient.....	26
2.6	Conclusion	30

Chapitre 2 : Durée de vie résiduelle

2.1 Introduction

La durée de vie résiduelle est un aspect crucial dans l'évaluation de la fiabilité des systèmes mécaniques. Elle permet une gestion optimale du cycle de vie des équipements, une planification efficace de la maintenance et une réduction des temps d'arrêt inattendus.

Ce chapitre se focalise sur l'estimation de la durée de vie résiduelle et explore les différentes approches et modèles utilisés dans le pronostic. Nous allons explorer les méthodes basées sur un modèle, celles basées sur l'expérience ou la connaissance, les approches guidées par les données et enfin les approches hybrides. Chacune de ces méthodes possède ses avantages et ses inconvénients, et la sélection de la méthode la plus appropriée dépend souvent du contexte et des données disponibles.

2.2 Estimation de la durée de vie résiduelle

La durée de vie résiduelle RUL (Remaining Useful Life) est définie comme la durée de temps restante jusqu'à ce qu'un composant ou un système atteigne un état de défaillance critique, une fois qu'il a été en service pendant une certaine période de temps [8].

L'estimation de cette durée est basée sur le pronostic qui est défini selon la norme internationale ISO comme « *Processus d'évaluation de l'état futur d'un élément, d'un système ou d'un processus, en utilisant des informations disponibles, des connaissances et des analyses pour estimer les performances, l'évolution des défaillances ou des pannes, ou d'autres caractéristiques pertinentes* » [9] dans la même mesure la norme SAE (Society of Automotive Engineers) définit le pronostic comme « *Processus qui utilise des modèles pour prédire la future dégradation, l'état de santé futur ou estimer la durée de vie résiduelle d'un système ou de ses composants* » [10]. Nous pouvons conclure que le pronostic est un processus qui utilise des données sur l'état actuel du système, les informations sur son utilisation prévue, ainsi que des modèles de dégradation et des données de surveillance, pour estimer l'évolution future de l'état du système et la durée de vie résiduelle de ces derniers.

2.3 Fonction de la durée de vie résiduelle moyenne

La fonction de durée de vie résiduelle moyenne (MRL) a été introduite par Watson et Wells pour analyser les problèmes de rodage. Elle a également été utilisée par Weiss et Dishon

pour analyser les coûts de rodage [11]. La durée de vie résiduelle moyenne en fonction du temps est définie comme suit :

$$MRL(t) = \frac{1}{R(t)} \int_t^{\infty} R(t) dt \quad (2.1)$$

$R(t)$ est la fonction de fiabilité. Soit $f(t)$ la fonction de densité de défaillance (l'équation 1.3) correspondante, alors :

$$R(t) = \int_t^{\infty} f(t) dt \quad (2.2)$$

Donc

$$\int_t^{\infty} tf(t) dt = - \int_t^{\infty} t dR(t) = tR(t)|_t^{\infty} + \int_t^{\infty} R(t) dt \quad (2.3)$$

Puisque $tR(t) \rightarrow 0$ lorsque $t \rightarrow \infty$

$$MLR(t) = \left(-\frac{1}{R(t)} \int_t^{\infty} tf(t) dt \right) - t \quad (2.4)$$

L'équation (2.4) est la relation alternative requise pour évaluer la fonction de durée de vie résiduelle moyenne. Dans le paragraphe suivant, nous discutons du moment où l'équation (2.4) devrait être utilisée de préférence à l'équation (2.1).

Si $R(t)$ peut être obtenue en tant que fonction explicite du temps et qu'aucune intégration numérique n'est nécessaire pour l'évaluer, alors nous pouvons directement utiliser l'équation (2.1) sans l'équation (2.4). Cependant, ce n'est pas toujours le cas. Par exemple, ce n'est pas le cas pour les densités de défaillance normales, gamma et log normal. Dans ces situations, l'équation (2.4) devrait être utilisée de préférence, car pour évaluer la durée de vie résiduelle moyenne en utilisant l'équation (2.1), une intégration numérique est nécessaire pour obtenir $R(t)$ [11].

2.4 Classification des différents modèles de Pronostic

Dans le domaine du pronostic, PHM fait référence à la Prognostics and Health Management (Gestion du Pronostic et de la Santé). Le terme PHM englobe un ensemble de méthodes, de techniques et de technologies utilisées pour surveiller, évaluer et prédire l'état de santé d'un système, souvent dans le but de prévoir les défaillances et d'optimiser la maintenance.

Depuis l'introduction de la notion de PHM dans le domaine industriel, de nombreuses approches ont été développées. La figure 2.1 présente les différents types d'approches du pronostic disponibles [12, 13].

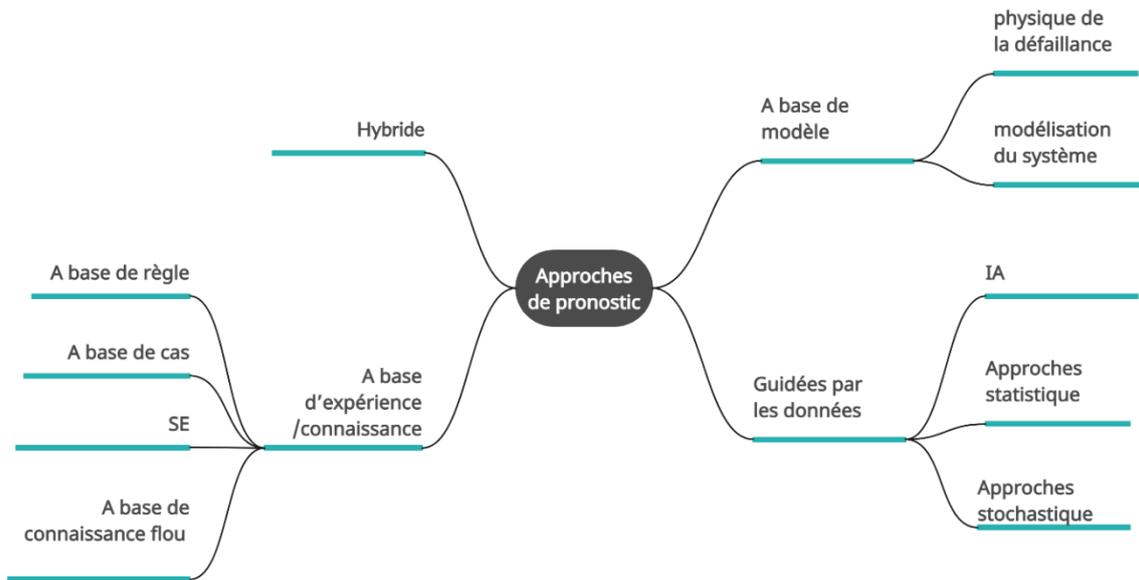


Figure 2.1 : Classification des approches de pronostic

2.4.1 Approches basées sur un modèle

Dans ce type d'approche, on distingue deux catégories d'approches basées sur le modèle physique : la physique de la défaillance et la modélisation du système [14].

Les approches de la physique de la défaillance se concentrent sur la durée de vie du système et la fiabilité des composants, en abordant les causes de défaillance telles que la corrosion. Les méthodes basées sur la physique de la défaillance, telles que les modèles de fissure, sont spécifiques aux composants et permettent d'évaluer la fiabilité du système dans les conditions de fonctionnement actuelles.

Dans le cas de modélisation du système, le composant en cours de dégradation est représenté par un modèle qui capture le comportement stochastique du système. Parmi les méthodes utilisées dans cette classe, on trouve le modèle d'espace d'état, qui repose sur des équations différentielles décrivant le système à l'aide d'un ensemble d'entrées, de sorties et de variables d'état.

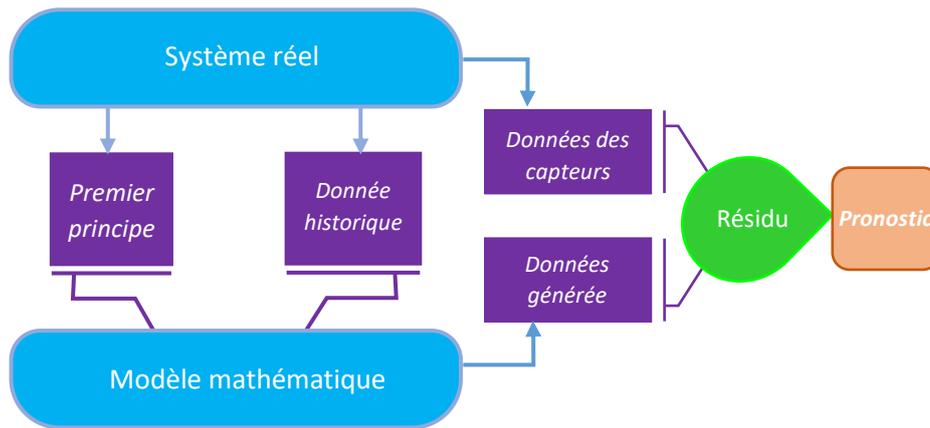


Figure 2.2 : Organigramme d'approches basées sur le modèle physique

2.4.2 Approches basées sur l'expérience ou la connaissance

Lorsqu'il est difficile d'effectuer une analyse de pronostic sur des dispositifs techniques en utilisant des techniques basées sur des modèles, les techniques basées sur les connaissances peuvent être utiles. Les techniques de pronostic basées sur les connaissances prédisent la Durée de Vie Résiduelle (RUL) en évaluant la similarité entre une banque de données de défaillances prédéfinies et une situation actuelle observée. Les données de défaillance prédéfinies sont généralement collectées auprès d'experts du domaine ainsi que par l'interprétation d'un ensemble de règles. La logique floue et les systèmes experts sont les techniques les plus couramment utilisées pour prédire la Durée de Vie Résiduelle (RUL).

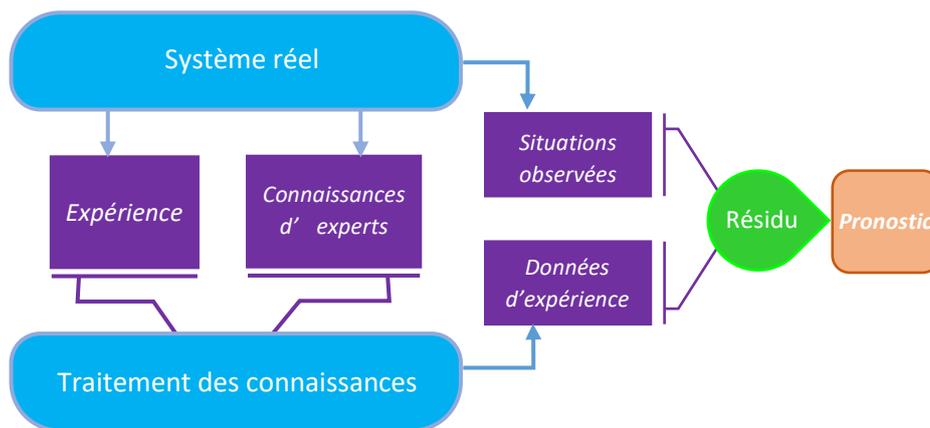


Figure 2.3 : Organigramme d'approches basées sur les connaissances

Quatre classes principales d'approches basées sur l'expérience sont présentées ci-dessous [13] :

- **Modèle à base de règles** : Le modèle à base de règles est une représentation utilisant des règles "si-alors" pour imiter le raisonnement humain. Ses composants clés sont la base de connaissances, la base de faits et un moteur d'inférence qui déduit de nouveaux faits. Les règles sont définies par des conditions et des résultats/actions. Au fil du temps, les règles sont collectées pendant le fonctionnement du système. Le moteur d'inférence utilise les faits initiaux et les règles existantes pour déduire de nouveaux faits. La principale difficulté de ces méthodes réside dans la construction d'une base de connaissances complète, sans contradictions entre les règles.
- **Système expert basé sur un modèle** : Le système expert à base de modèle imite le comportement et la dégradation d'un système industriel. Pour effectuer un pronostic à l'aide d'un système expert basé sur un modèle, trois étapes sont nécessaires : la génération d'hypothèses, le test des hypothèses et la discrimination des hypothèses. Les divergences entre le modèle établi et le système réel sont corrigées jusqu'à ce que le modèle reflète correctement le processus de dégradation réel. À ce stade, le modèle est prêt à effectuer la tâche de pronostic.
- **Système à base de cas** : La représentation des connaissances dans un modèle à base de cas se fait à travers des expériences et des solutions réelles recueillies sous la forme de paires (problème, solution). Les méthodes à base de cas se concentrent sur la réutilisation de solutions similaires pour de nouveaux problèmes. La base de cas est enrichie lorsque de nouvelles solutions sont confirmées. Une caractéristique importante des méthodes à base de cas par rapport aux techniques basées sur les règles est leur capacité à gérer des relations entre les faits de manière implicite. De plus, l'avantage des systèmes à base de cas réside dans leur amélioration continue à mesure que de nouveaux cas sont ajoutés et traités.
- **Système à base de connaissance flou** : Les modèles à base de connaissances floues utilisent des règles "si alors" avec des déclarations floues, utilisant des termes linguistiques comme "haut" et "bas" avec des degrés de vérité pour surmonter la logique classique. L'approche de pronostic flou comprend une base de connaissances, des règles floues et un moteur d'inférence. Les étapes clés sont la fuzzification (transformation en flou) des entrées réelles, l'inférence sur les entrées floues, et la défuzzification pour produire des sorties interprétables. Les modèles flous sont utilisés pour définir des règles de pronostic, classifier les défauts, gérer l'incertitude et les variables continues.

2.4.3 Approches guidées par les données

Parmi les différentes classifications des approches orientées données existant dans la littérature, nous distinguons trois grandes catégories [12,13]:

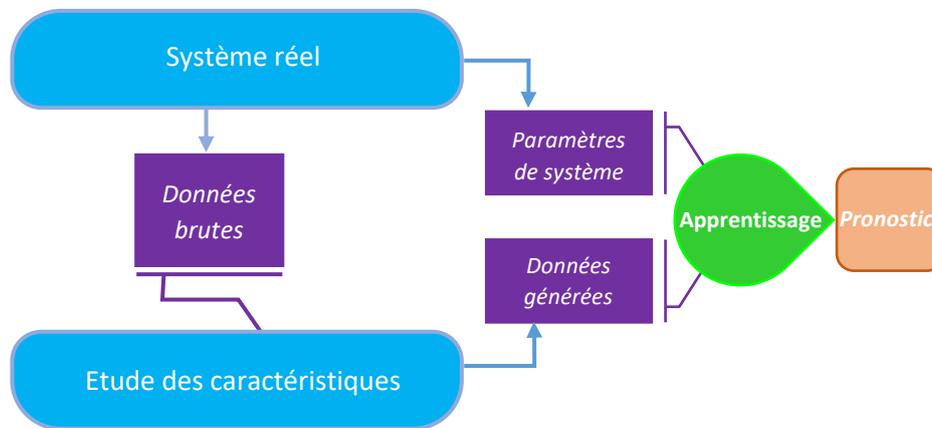


Figure 2.4 : Organigramme d'approches guidé par les données

- **Approches d'intelligence artificielle (IA)** : Les méthodes d'intelligence artificielle, notamment les techniques d'apprentissage automatique, visent à apprendre le comportement de dégradation d'un système à partir des données disponibles en utilisant des approches spécialisées en IA. Elles permettent d'apprendre les mécanismes de dégradation des systèmes complexes et de prédire la Durée de Vie Résiduelle (RUL) en extrapolant la dégradation jusqu'à un seuil défini.
- **Approches statistiques** : La méthode statistique ou probabiliste vise à analyser le comportement de dégradation en tant que variable aléatoire en utilisant une analyse statistique des données disponibles. Ces approches examinent les propriétés statistiques des données de surveillance et comparent les critères statistiques existants à de nouvelles observations. Une observation est considérée comme une anomalie si elle ne correspond pas aux propriétés statistiques connues.
- **Approches stochastiques** : Le modèle stochastique considère les informations de fiabilité, telles que le temps moyen de bon fonctionnement avant défaillance (MTTF), comme des variables aléatoires ou des probabilités de défaillance. Cette approche repose sur l'hypothèse selon laquelle les temps de défaillance des systèmes identiques peuvent être décrits par des variables aléatoires indépendantes et identiques, représentées par une fonction de densité de probabilité. Le RUL est obtenu en prédisant la distribution de probabilité dégradée dans le temps, tout en quantifiant l'incertitude des résultats.

2.4.4 Approches hybrides

La complexité croissante des systèmes industriels engendre une augmentation du nombre et de la complexité des défauts et des modes de défaillance, ainsi que du volume et de la diversité des données brutes collectées, et de la difficulté de la modélisation physique. Cela implique que les approches simples deviennent de plus en plus complexes et ne sont pas toujours suffisamment robustes pour prédire les défaillances de manière fiable [12]. Pour remédier à cela et éviter les limitations inhérentes à l'adoption de méthodes simples, la combinaison de plusieurs modèles est considérée comme une solution potentielle. Les approches hybrides, combinées, d'ensemble, multi-modèles et de fusion, désignent toutes des méthodes permettant d'intégrer de différentes manières plusieurs méthodes. L'idée principale des approches hybrides est de combiner deux ou plusieurs méthodes dans le but d'intégrer leurs avantages et de limiter leurs inconvénients. De plus, étant donné que plusieurs défauts peuvent se produire simultanément dans les systèmes complexes, et que différents types de données peuvent être collectés, l'utilisation d'une méthode hybride peut fournir une meilleure solution [15]. Par exemple, un modèle physique peut être combiné à une approche guidée par les données pour définir un modèle mathématique, tandis que la combinaison de méthodes de pronostic peut être utilisée pour l'extraction ou l'examen des données, la modélisation de la dégradation ou l'estimation de la durée de vie résiduelle (RUL).

- **Configurations des approches hybrides**

Il existe trois architectures principales de combinaison, qui peuvent être utilisées comme points de départ pour déduire des stratégies plus complexes. Ces trois configurations sont la combinaison en série, la combinaison en parallèle et la combinaison embarquée [12].

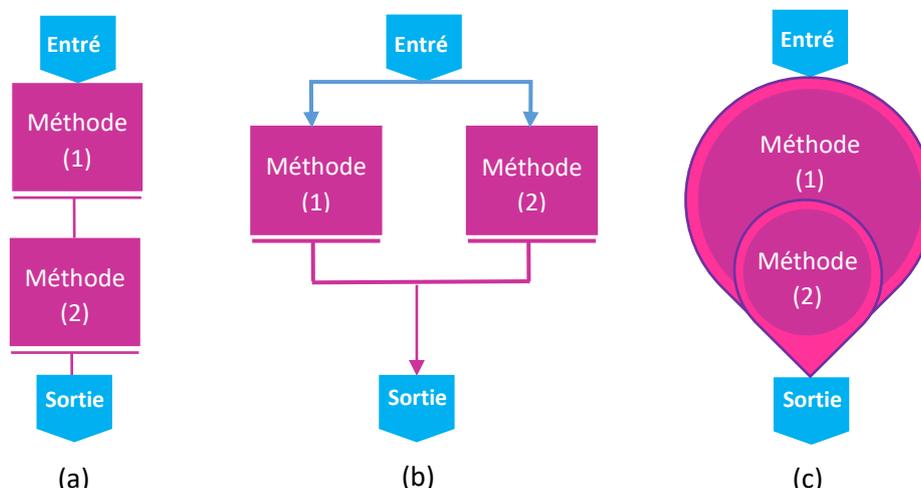


Figure 2.5 : Organigramme de configurations hybrides

- 1. Modèles en série :** Dans le cadre des approches de pronostic hybrides, les modèles de pronostic peuvent être combinés en série, ce qui signifie que les résultats fournis par le premier modèle sont utilisés comme entrée pour le second modèle. Par exemple, une méthode basée sur un modèle physique peut être utilisée pour modéliser la connaissance préalable du système, tandis qu'une méthode basée sur les données peut être adoptée pour estimer les paramètres non mesurables [16]. Cependant, certains chercheurs ne considèrent pas cette méthode comme une approche hybride, car il n'y a pas de coopération mutuelle entre les techniques fusionnées pour obtenir les valeurs de sortie [12]. Une vue schématique de cette approche est présentée sur la figure (2.5.a).
- 2. Modèles en parallèles :** Deux méthodes de pronostic sont considérées en parallèle si elles utilisent des données d'entrée identiques ou connexes et fournissent des résultats de sortie compétitifs. Les modèles combinés peuvent partager les mêmes données ou des entrées connexes différentes. Par exemple, le premier modèle traite les valeurs numériques des capteurs, tandis que le second est adopté pour le traitement des connaissances. Les sorties fournies par les approches combinées sont fusionnées ou filtrées afin de fournir des résultats plus précis [12]. Une vue schématique de cette approche est présentée sur la figure (2.5.b).
- 3. Modèles embarqués :** En ce qui concerne les modèles combinés, l'approche des modèles embarqués implique l'intégration d'un modèle combiné en tant que sous-partie dans un second modèle. Cette configuration est utilisée pour réaliser des tâches internes qui ne sont pas vérifiées par le modèle principal [12]. Une vue schématique de cette approche est présentée sur la figure (2.5.c).

2.5 Avantages et inconvénients

Le domaine du pronostic a connu des avancées significatives dans la prédiction de la durée de vie résiduelle des systèmes. Cependant, chaque approche de pronostic présente des avantages et des inconvénients qui doivent être pris en compte lors du choix de la méthode appropriée.

Les tableaux (2.1-2.4), résumant respectivement l'ensemble d'avantages et d'inconvénients d'approches basées sur un modèle, les approches basées sur l'expérience ou la connaissance, les approches guidées par les données et les approches hybrides.

Comprendre ces avantages et inconvénients est essentiel pour développer des solutions de pronostic efficaces et adaptées aux besoins spécifiques de chaque application.

Tableau 2-1 *Avantages et inconvénients d'approches basées sur un modèle*

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none">- La capacité de prédire avec précision en extrapolant le modèle physique permet d'obtenir des prédictions précises en dehors des données d'apprentissage.- Ce type de modèle nécessite une quantité de données relativement faible, beaucoup moins que les modèles basés uniquement sur les données.- Il est possible d'appliquer ce modèle à différentes conditions d'exploitation, à condition que les paramètres du modèle soient identifiés avec précision.- Le modèle physique peut être adapté ou validé pour de nouveaux systèmes présentant le même type et la même configuration.- La compréhension du système et de la physique de la dégradation simplifie la certification et la justification du modèle développé.- L'indicateur d'état et le modèle de dégradation associés ont une signification physique, ce qui renforce la fiabilité des résultats.- L'exactitude et la précision des prédictions sont élevées si le modèle physique est bien défini.	<ul style="list-style-type: none">- La connaissance de la physique fondamentale, des conditions de fonctionnement et de l'environnement du système est essentielle pour développer ce type de modèle.- En raison du manque d'approches de modélisation et de la complexité inhérente à la modélisation, l'utilisation de modèles physiques peut nécessiter une consommation de temps et de calcul élevée.- Le modèle mathématique utilisé est fortement dépendant du domaine d'expérience, ce qui nécessite une exploration exhaustive du comportement de dégradation.- La corrélation complexe entre les variables du système et les facteurs externes rend la modélisation et l'estimation difficiles. Les comportements de dégradation non modélisables, ainsi que les relations non linéaires et discrètes, rendent le processus de modélisation encore plus complexe.- La difficulté à comprendre la physique du système et le comportement de dégradation conduit souvent à la nécessité de simplifier certaines phases du processus de modélisation.

Tableau 2.2 - Avantages et inconvénients d'approches basées sur l'expérience ou la connaissance

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> - Aucune compétence rigoureuse en programmation ou de formulation des données n'est requise et simplicité du contrôle des paramètres - Aucun modèle physique n'est requis - Remplacement de la prise de décision de l'expert humain et possibilité de comprendre les résultats et le processus de décision - Les problèmes résolus sont introduits comme une nouvelle expertise qui augmente la performance du système de pronostic - L'introduction de la logique floue facilite la gestion de l'incertitude et le traitement des données inexacts et incomplètes 	<ul style="list-style-type: none"> - Les expériences sont souvent coûteuses - La conversion des connaissances en règle reflétant le sens souhaité est une tâche difficile et nécessite une certaine expertise. De plus, l'introduction de la logique floue dans les règles n'est pas toujours une mission facile - Difficulté de traiter de nouveaux problèmes ou situations qui ne sont pas couverts par la base de connaissances - Simplicité des modifications apportées à la base de connaissances peut créer des erreurs dans le processus du SE ou provoquer des contradictions entre les règles - Des problèmes de calcul peuvent survenir en cas de taille énorme de la base de connaissances - La précision dépend fortement de la qualité et de la taille de la base de connaissances

Tableau 2.3 - Avantages et inconvénients d'approches guidées par les données

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> - Les approches basées sur les données sont faciles à utiliser grâce à la disponibilité d'outils de traitement des données et d'apprentissage automatique. - Elles ne nécessitent pas une connaissance approfondie des algorithmes d'apprentissage automatique. 	<ul style="list-style-type: none"> - L'approche basée sur les données ne garantit pas une prédiction à long terme réussie de manière générale. - La disponibilité d'une quantité suffisante de données est essentielle pour garantir la précision de cette approche.

<ul style="list-style-type: none"> - Ces approches peuvent capturer des comportements complexes sans avoir besoin de connaître en détail la physique du système. - Elles sont économiquement avantageuses, car elles ne nécessitent pas d'étude physique et sont faciles à mettre en œuvre. - Elles sont adaptées pour prédire des données multidimensionnelles et bruitées, indépendamment des conditions de fonctionnement. - Elles sont particulièrement efficaces pour des prédictions à court terme et permettent de réduire les erreurs de modèle. 	<ul style="list-style-type: none"> - Le processus décisionnel manque de transparence et il n'y a pas d'explication physique des causes du problème. - Il est nécessaire d'utiliser des algorithmes de gestion de l'incertitude pour contrôler les résultats prédits. - La précision est impactée par les problèmes de sur-apprentissage et de sur-généralisation. - La qualité et la taille des données disponibles ont une forte influence sur la précision des prédictions.
--	---

Tableau 2.4 - Avantages et inconvénients d'approches hybrides

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> - Des pronostics plus précis avec un niveau de confiance élevé sont obtenus lorsque les modes de défaillance, le comportement de la dégradation et la propagation des défauts sont correctement pris en compte. - Les avantages des modèles combinés sont pris en considération, notamment la signification physique, le traitement des données numériques et le raisonnement humain. - L'objectif est de surmonter les inconvénients des modèles concurrents en simplifiant la modélisation physique, en rendant l'approche basée sur les données plus compréhensibles et en traitant directement les données continues de l'approche basée sur la connaissance. 	<ul style="list-style-type: none"> - L'intégration de méthodes de pronostic peut être complexe lorsque les architectures diffèrent ou que les données et informations sont hétérogènes. - La fusion de différents modèles de pronostic peut nécessiter des calculs et des simulations plus avancés. - L'utilisation de techniques de pronostic combinées présente des défis supplémentaires pour surmonter les éventuels inconvénients.

2.6 Conclusion

Après avoir examiné diverses approches pour estimer la durée de vie résiduelle, il est clair qu'aucune méthode n'est universellement supérieure aux autres. Chaque approche, qu'elle soit basée sur un modèle, sur l'expérience, sur les données, ou qu'elle soit hybride, possède ses propres forces et faiblesses. Le choix de la méthode la plus appropriée dépend largement du contexte spécifique, des données disponibles et des compétences de l'équipe d'analyse.

Concernant la fonction de durée de vie résiduelle moyenne, nous avons observé qu'elle est entièrement dépendante de la fonction de fiabilité $R(t)$. Cela signifie que toute variation de la fiabilité du système au fil du temps aura une influence directe sur l'estimation de la durée de vie résiduelle moyenne. Par conséquent, nous pouvons utiliser la fiabilité mécanique pour une estimation précise de la durée de vie résiduelle.

Chapitre 3 : Estimation de la durée de vie résiduelle d'un pipeline corrodé

3.1	Introduction	32
3.2	Méthodologie de calcul	32
3.3	Choix de modèle et méthodes utilisées.....	32
3.4	Estimation de MRL d'un pipeline par la méthode FORM/SORM.....	34
3.5	Estimation de MRL d'un pipeline corrodé par la méthode MC	35
3.6	Analyse des résultats	36
3.7	Conclusion	37

Chapitre 3 : Estimation de la durée de vie résiduelle d'un pipeline corrodé à partir de sa fiabilité mécanique

3.1 Introduction

Les pipelines sont exposés à divers mécanismes de dégradation, la corrosion des matériaux étant la forme la plus courante de détérioration structurelle. La corrosion peut se manifester à la fois à l'intérieur et à l'extérieur du pipeline. Comprendre et caractériser la corrosion est essentiel pour prévenir les défaillances et assurer la durabilité des systèmes de transport des fluides.

Ce chapitre vise à développer une méthodologie utilisant des principes de modèles probabilistes afin d'estimer la durée de vie résiduelle d'un pipeline soumis à la corrosion. L'objectif est d'évaluer l'état de corrosion du pipeline et de prédire sa probabilité de défaillance, afin d'utiliser ces données pour l'estimation de la durée de vie résiduelle de ce pipeline.

3.2 Méthodologie de calcul

Dans le cadre de cette étude, nous avons utilisé les caractéristiques de pipeline mentionnées dans le tableau (1.2) pour évaluer la probabilité de défaillance à partir de l'étude de sa corrosion, la section (1.6) représente les résultats de fiabilité mécanique obtenus en utilisant les méthodes FORM/SORM et Monte-Carlo à l'aide de la méthode numérique, ces résultats nous guideront à l'estimation de la durée de vie résiduelle de ce pipeline en utilisant la formule de MRL (2.1),

3.3 Choix des modèles et méthodes utilisées

Cette estimation est basée sur des données probabilistes, cette méthode de pronostic statistique vise à analyser le comportement de dégradation en tant que variable aléatoire en utilisant une analyse statistique des données disponibles. Ces données sont obtenues par l'estimation de la fonction de la probabilité de défaillance en fonction de la corrosion en utilisant les méthodes FORM/SORM et Monte-Carlo.

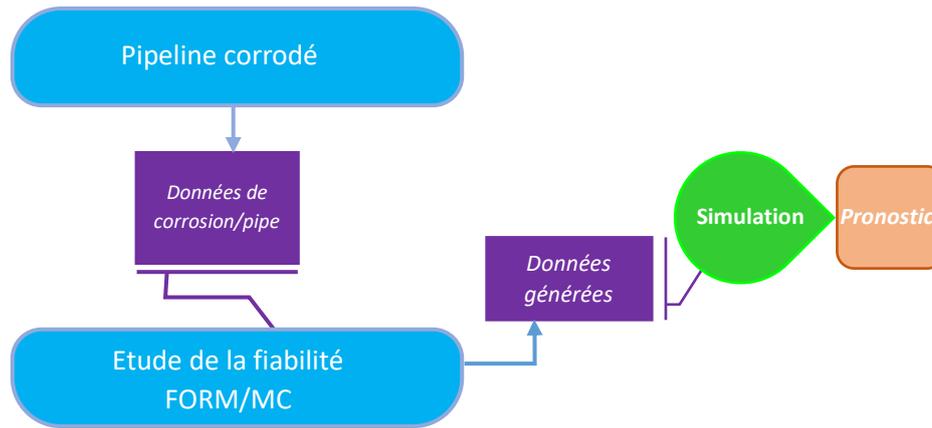


Figure 3.1 : Organigramme d'approches guidées par les données pour un pipeline

Le modèle de corrosion choisi dans cette étude est le modèle de Paik qui décrit l'évolution de la perte d'épaisseur de paroi due à la corrosion en fonction du temps selon l'expression (1.15).

À partir de l'expression (2.1), la fonction de la durée de vie résiduelle moyenne dépend totalement de la fonction de fiabilité cette fonction peut être remplacé par les résultats obtenus dans l'application du chapitre 1 en remplaçant la fonction de fiabilité $R(t)$ dans l'expression (2.1) par l'expression suivante :

$$R(t) = 1 - P_f(t) \quad (3.1)$$

où $P_f(t)$ est la fonction de probabilité de défaillance obtenue dans les applications FORM/SORM, Monte-Carlo de Chapitre 1, l'expression de la durée de vie résiduelle MRL devient :

$$MRL(t) = \frac{1}{(1 - P_f(t))} \int_t^{\infty} (1 - P_f(t)) dt \quad (3.2)$$

Pour calculer l'intégrale (3,2) nous utilisons la méthode de Simpson [17] qui est une technique numérique d'intégration utilisée pour estimer la valeur d'une intégrale définie. Elle est basée sur l'approximation de la courbe d'une fonction par des polynômes de degré 2 (des paraboles). Ainsi, cette méthode s'applique à une intégrale définie sur un intervalle $[a, b]$. La formule générale pour l'approximation de l'intégrale en utilisant la méthode de Simpson est la suivante :

$$\int_a^b f(x) dx \approx \left(\frac{b-a}{6}\right) \left(f(a) + 4f\left(\frac{a+b}{2}\right) + f(b)\right) \quad (3.3)$$

Où h est le pas ($h = (b - a) / n$, avec n étant le nombre total de sous-intervalles), plus on divise l'intervalle en petits sous-intervalles, plus l'approximation sera précise.

3.4 Estimation de MRL d'un pipeline par la méthode FORM/SORM

À l'aide de la méthode numérique on peut estimer la durée de vie résiduelle du pipeline (tableau 1.2) en utilisant les méthodes FORM/SORM, l'algorithme (3.1) représente les étapes suivies pour obtenir les résultats de la durée de vie résiduelle de ce pipeline.

Algorithme 3.1 : Estimation de la durée de vie résiduelle en utilisant la méthode FORM/SORM

Etape 1 → 8 : Algorithme (1.1)

Etape 9 : Calcul de la fiabilité tel que :

$$R(t) = 1 - P_f(t)$$

Etape 10 : Calcul de MRL en utilisant la méthode de Simpson (3.3) :

$$\text{MRL} = \frac{1}{R(t)} \int_{T_0}^{\infty} R(t) dt$$

Etape 11 : Incrémenter le temps et revenir a (3)

Les résultats obtenus après l'exécution de l'algorithme (3.1) sont présentés sur la figure (3.2)

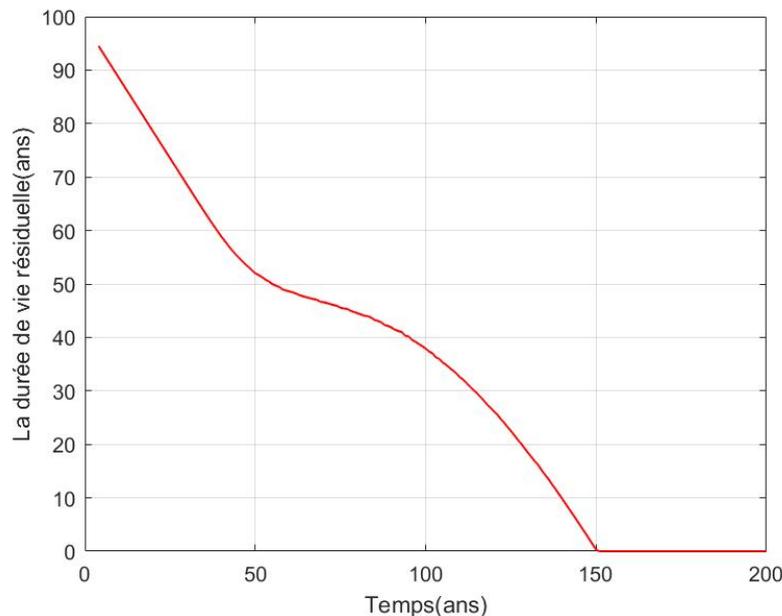


Figure 3.2 : Durée de vie moyenne résiduelle générée par la méthode FORM/SORM

Comme le montre la figure (3.3) la fonction de la durée vie résiduelle maximale du pipeline à $T_0=4$ ans est de 94,54 ans

3.5 Estimation de MRL d'un pipeline corrodé par la méthode MC

À l'aide de la méthode numérique on peut estimer la durée de vie résiduelle du pipeline (tableau 1.2) en utilisant la méthode de Monte-Carlo, l'algorithme (3.2) représente les étapes suivies pour obtenir les résultats de la durée de vie résiduelle de ce pipeline.

Algorithme 3.2 : Estimer de la durée de vie résiduelle en utilisant la méthode MC

Etape 1 → 10 : Algorithme (1.1)

Etape 11 : Calcul de fiabilité à chaque instant (t) tel que :

$$R(t) = 1 - P_f(t)$$

Etape 12 : Calcul de MRL en utilisant la méthode de Simpson (3.3) :

$$\text{MRL} = \frac{1}{Rt(t)} \int_{T_0}^{\infty} Rt(t) dt$$

Etape 13 : Incrémenter le temps et revenir a (3)

Les résultats obtenus après l'exécution de l'algorithme (3.1) sont présentés sur la figure (3.2)

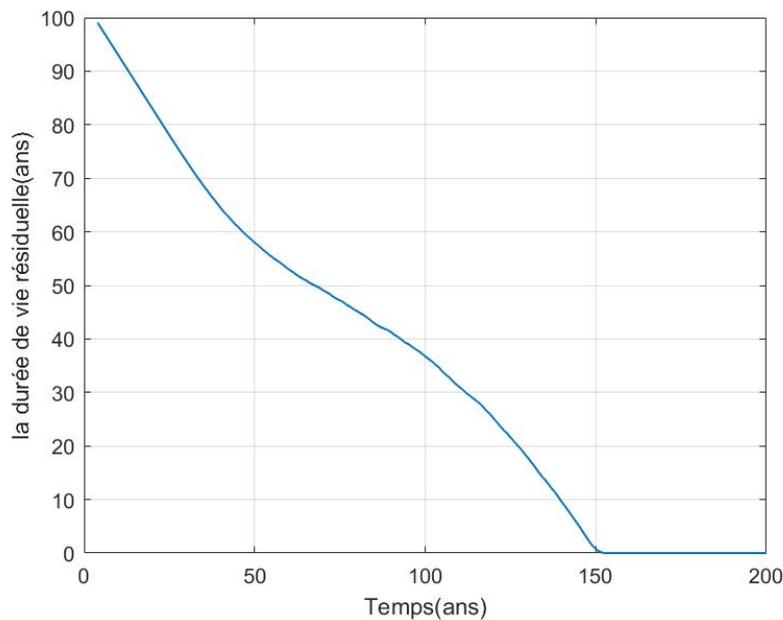


Figure 3.3 : Durée de vie moyenne résiduelle générée par la méthode MC

Comme le montre la figure 3.3 la fonction de la durée de vie résiduelle maximal du pipeline à $T_0=4$ ans est de 98,93 ans.

3.6 Analyse des résultats

Nous observons que les deux méthodes (FORM/SORM et Monte-Carlo) donnent des résultats presque similaires (voir figure 3.6). La moyenne de la durée de vie résiduelle estimée entre ces deux méthodes à $T_0=4$ ans est de 95,72 ans, ce qui indique le laps de temps restant avant que le pipeline étudié n'atteigne un état de défaillance critique. Ces résultats démontrent une cohérence entre les méthodes utilisées et fournissent une estimation fiable de la durée de vie résiduelle du pipeline.

La cohérence entre les résultats des deux méthodes renforce la validité de notre approche méthodologique. La méthode FORM/SORM, basée sur des approximations, offre une évaluation rapide et précise de la probabilité de défaillance. D'autre part, la méthode Monte-Carlo, qui repose sur des simulations, permet de capturer la variabilité et les interactions complexes entre les paramètres du système.

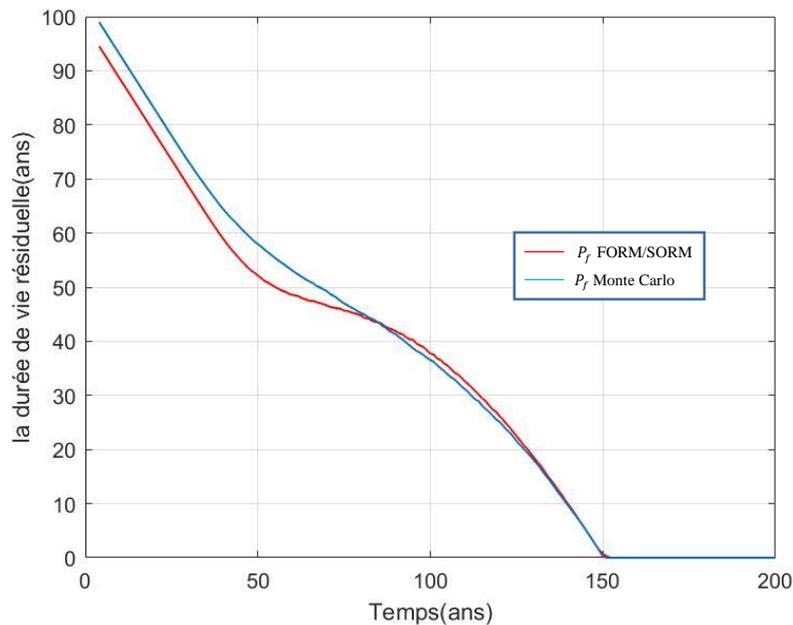


Figure 3.4 : Comparaison entre les deux durées de vie moyenne résiduelle générée par les méthodes FORM/SORM ET MC

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté une méthodologie pour estimer la durée de vie résiduelle d'un pipeline corrodé en se basant sur sa fiabilité mécanique. Les résultats obtenus grâce à l'utilisation des méthodes FORM/SORM et Monte-Carlo ont été analysés et comparés.

Nous avons constaté que l'estimation de la durée de vie résiduelle en utilisant la méthode FORM/SORM est plus rapide et moins coûteuse en termes de calculs. D'autre part, la méthode de Monte-Carlo offre une estimation plus précise, mais elle nécessite de temps et de ressources de calcul.

Ces résultats constituent une contribution importante à la compréhension de la durabilité des pipelines corrodés et peuvent être utilisés comme base pour la prise de décisions concernant leur maintenance et leur remplacement.

Les deux applications numériques (sur un pipeline corrodé) ont permis d'illustrer et valident l'estimation de la durée de vie résiduelle à partir de fiabilité mécanique.

Conclusion générale

Ce travail vise à fournir une compréhension approfondie de l'estimation de la durée de vie résiduelle à partir de la fiabilité mécanique. Les chapitres successifs abordent les notions générales sur la fiabilité mécanique, l'importance de la durée de vie résiduelle et son estimation, ainsi qu'une application pratique en utilisant les méthodes numériques.

Les méthodes d'évaluation de la fiabilité, notamment la méthode FORM/SORM et la méthode Monte-Carlo, ont été scrutées et comparées de manière approfondie. Chacune présente des avantages distincts et des inconvénients à prendre en compte, confirmant qu'il n'existe pas une unique "meilleure" méthode, mais plutôt des méthodes qui sont plus adaptées en fonction du contexte spécifique et des données disponibles.

Il existe plusieurs approches pour estimer la durée de vie résiduelle, chacune avec ses propres forces et faiblesses. En fin de compte, le choix de l'approche dépendra du contexte spécifique, des données disponibles et des objectifs de l'organisation. Le défi est de trouver l'équilibre optimal entre précision, coût et faisabilité pour répondre aux besoins spécifiques de chaque situation.

Ce mémoire nous a permis de démontrer avec succès la corrélation entre la fiabilité mécanique et la durée de vie résiduelle, éléments essentiels à la gestion efficace des systèmes mécaniques. Grâce aux deux applications numériques (sur un pipeline corrodé), nous avons confirmé l'efficacité de l'évaluation de la fiabilité mécanique comme un moyen robuste d'estimer la durée de vie résiduelle, en particulier pour les pipelines corrodés.

En conclusion, ce mémoire a ouvert de nouvelles perspectives dans le domaine de l'estimation de la durée de vie résiduelle en utilisant la fiabilité mécanique. Les résultats obtenus ont le potentiel d'améliorer considérablement la planification de la maintenance et la prise de décision, contribuant ainsi à la sécurité, à la durabilité et à la fiabilité des systèmes mécaniques.

Bibliographie

- [1]. **AFNOR.** (2018) EN, N. 13306, 2018] Norme NF EN 13306. Maintenance-Terminologie de la maintenance.
- [2]. **Laggoune, R.** (2021/2022) *cours Fiabilité des systèmes*. Université De Bejaia.
- [3]. **Ait Mokhtar, E.** (2016) *Optimisation de la sureté de fonctionnement et de la maintenance des systèmes complexes par les réseaux bayésiens, Thèse doctorat.* : Université De Bejaia.
- [4]. **Gatarayiha, J. P.** (2013). Méthode de Simulation avec les variables antithétiques.
- [5]. **Metropolis, N., & Ulam, S.** (1949). The monte carlo method. *Journal of the American statistical association*, 44(247), 335-341.
- [6]. **Loc, N. H., Van Thuy, T., & Trung, P. Q.** (2019). Reliability-based analysis of machine structures using second-order reliability method. *Journal of Advanced Mechanical Design, Systems, and Manufacturing*, 13(3).
- [7]. **Ait Mokhtar, E, Chateaneuf, A, & Laggoune, R.** (2016). Bayesian approach for the reliability assessment of corroded interdependent pipe networks. *International Journal of Pressure Vessels and Piping*, 148, 46-58.
- [8]. **Delmas, A.** (2019). Contribution à l'estimation de la durée de vie résiduelle des systèmes en présence d'incertitudes (Doctoral dissertation, Université de Technologie de Compiègne).
- [9]. **ISO, 13374-1:2011.** (2011) *Condition monitoring and diagnostics of machines. Data processing, communication and presentation. Part 1. General guidelines.*
- [10]. **SAE, JA1012.** (2002) *A Guide to the Reliability-Centered Maintenance (RCM) Standard.*
- [11]. **Govil, K. K., & Aggarwal, K. K.** (1983). Mean residual life function for normal, gamma and lognormal densities. *Reliability Engineering*, 5(1), 47-51.
- [12]. **Jimenez, J. J. M., Schwartz, S., Vingerhoeds, R., Grabot, B., & Salaün, M.** (2020). Towards multi-model approaches to predictive maintenance: A systematic literature survey on diagnostics and prognostics. *Journal of Manufacturing Systems*, 56, 539-557.
- [13]. **Bjaili, H. A., & Rushdi, A. M.** (2020). Prognostics and Health Monitoring Methodologies and Approaches: A Review. *Journal of Engineering Research and Reports*, 18(4), 30-50.
- [14]. **Guo, J., Li, Z., & Li, M.** (2019). A review on prognostics methods for engineering systems. *IEEE Transactions on Reliability*, 69(3), 1110-1129.

- [15]. **Baur, M., Albertelli, P., & Monno, M.** (2020). A review of prognostics and health management of machine tools. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 107, 2843-2863.
- [16]. **Ramezani, S., Moini, A., & Riahi, M.** (2019). Prognostics and health management in machinery: A review of methodologies for RUL prediction and roadmap. *International Journal of Industrial Engineering and Management Science*, 6(1), 38-61.
- [17]. **Quarteroni, A., Saleri, F., & Gervasio, P.** (2010). *Calcul scientifique. cours, exercices corrigés et illustration en MATLAB et Octave*, Springer-verlag Italia.

Résumé

Ce mémoire de fin d'études se focalise sur l'exploitation de la fiabilité mécanique pour estimer la durée de vie résiduelle, une méthode qui n'est généralement pas privilégiée dans d'autres recherches. La fiabilité mécanique offre la possibilité de quantifier le risque de défaillance d'un élément ou d'un système, ce qui en fait un outil pertinent pour prédire la durée de vie restante. Notre objectif est de montrer la possibilité d'estimer la durée de vie résiduelle en utilisant la fiabilité mécanique avec une application numérique sur un pipeline corrodé.

Mots clés : Fiabilité mécanique, durée de vie résiduelle, MRL, pipelines corrodés.

Abstract

This study focuses on harnessing mechanical reliability to estimate residual lifespan, a method that is generally not prioritized in other research. Mechanical reliability provides the opportunity to quantify the risk of failure of a component or system, making it a relevant tool for predicting the remaining lifespan. The objective of this study is to demonstrate the possibility of estimating residual lifespan using mechanical reliability and using this methods to estimate the mean residual life of a corroded pipeline.

Key words: Mechanical reliability, residual lifespan, MRL, corroded pipelines .

ملخص

تركز هذه الدراسة على استخدام الموثوقية الميكانيكية لتقدير فترة الحياة المتبقية، وهو أسلوب عادة لا يتم تفضيله في الأبحاث الأخرى. توفر الموثوقية الميكانيكية الفرصة لقياس مخاطر فشل المكون أو النظام، مما يجعلها أداة ملائمة لتوقع الفترة المتبقية من الحياة. هدفنا هو إظهار إمكانية تقدير الفترة المتبقية للحياة باستخدام الموثوقية الميكانيكية و تطبيق هذه الطريقة على خطوط الانابيب المعرضة للتآكل.

الكلمات المفتاحية : الموثوقية الميكانيكية, الفترة المتبقية من الحياة, خطوط الانابيب.