

الشعبية الجمهورية الجزائرية الديمقراطية

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE
ET POPULAIRE**

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان -

**Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –
Faculté de TECHNOLOGIE**



THESE

Présentée pour l'obtention du **grade de DOCTORAT 3^{ème} Cycle**

En : Génie Mécanique

Spécialité : Construction Mécanique

Par : *MOUSSOUNI Abdelfetah*

Sujet

**Contribution à la modélisation de la fissuration par fatigue
sous chargements constants**

Soutenue publiquement, le 25 / 06 / 2024, devant le jury composé de :

CHEIKH Abdelmadjid	Professeur	Université Tlemcen	Président
BENACHOUR Mustapha	Professeur	Université Tlemcen	Directeur de thèse
BENACHOUR Nadjia	MCB	Université Tlemcen	Co- Directeur de thèse
RAHOU Mohammed	Professeur	ESSA - Tlemcen	Examineur
SAIMI Ahmed	MCA	Université Aïn Temouchent	Examineur

Année Universitaire 2023/2024

DEDICACE

C'est grâce à ALLAH seul que j'ai pu achever ce travail, je le dédie à : Ma chère mère et mon cher père qui m'ont toujours encouragé et soutenue durant toute ma vie. Ma petite sœur Marwa et mes chères frères Mohamed islam & Abdelilah. Mes grands-mères et mes grands-pères et toute la famille MOUSSOUNI et BENMOSTEFA. Tous mes amis. Tous ceux que j'ai connus de près ou de loin.

REMERCIEMENTS

Je remercie DIEU le tout puissant de m'avoir donné le privilège et la chance d'étudier et de suivre le chemin du savoir et de la connaissance.

Je tiens à remercier vivement mes directeurs de thèse, le professeur BENACHOUR Mustapha et le docteur BENACHOUR Nadja, pour avoir dirigé ce travail et pour leurs précieux enseignements très enrichissants.

J'exprime ma reconnaissance à tous les membres de jury, d'avoir accepté de d'expertiser ce travail et d'apporter les critiques nécessaires à la mise en forme finale de cette thèse.

Mes remerciements s'adressent aussi à tous mes enseignants du département de Génie Mécanique, Faculté de Technologie, Université de Tlemcen.

Je tiens également à remercier les membres du laboratoire I2SM pour l'accueil et les conditions de travail privilégiées qui m'ont été offertes.

Mes remerciements vont aussi à tous mes amis et mes collègues. Je remercie tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin, à la finalisation de ce travail.

RESUME

La propagation des fissures de fatigue est essentielle pour comprendre l'intégrité structurelle dans les industries confrontées à des chargements cycliques. Les recherches existantes se concentrent sur le développement de modèles prédictifs pour minimiser les risques de défaillance et optimiser la conception/maintenance. Cette thèse propose une nouvelle approche qui combine les méthodes traditionnelles et celles de l'intelligence artificielle pour améliorer la précision et l'efficacité des modèles de prédiction des fissures de fatigue, en surmontant les limites des méthodes actuelles. Une tentative a été faite pour développer un modèle de prédiction des fissures de fatigue utilisant la fonction Gamma, prenant en compte divers facteurs d'influence et vitesses de propagation sous forme non dimensionnelle. La validation des résultats sera effectuée en les comparant avec ceux du modèle de Paris. De plus un modèle de réseau neuronal prédira la longueur des fissures en fonction des cycles de fatigue, intégrant l'apprentissage par rétropropagation avec les méthodes d'optimisation de Levenberg-Marquardt (LM) et Loup Gris (Grey Wolf Optimisation GWO). Il utilise une couche cachée avec 12 neurones activés par la fonction d'activation tangente hyperbolique et une fonction d'activation linéaire pour la couche de sortie. La combinaison de méthodes d'optimisation améliore la précision du réseau neuronal dans la prédiction de la propagation des fissures de fatigue dans diverses conditions de chargement.

Mots Clés: Fatigue, longueur de fissure, chargements cyclique constants, Alliage aluminium 2024 T351, fonction gamma, réseaux de neurones artificiels.

ABSTRACT

Predicting fatigue crack propagation is essential for understanding structural integrity in industries experiencing cyclic loading. Existing research focuses on developing predictive models to minimize failure risks and optimize design/maintenance. This thesis proposes a new approach that combines traditional and artificial intelligence methods to improve the accuracy and efficiency of fatigue crack prediction models, overcoming the limitations of current methods. An attempt was made to develop a fatigue crack prediction model using the Gamma function, taking into account various factors influencing the propagation speeds in non-dimensional form. Validation of the results will be carried out by comparing them with those of the betting model. In addition, a neural network model will predict crack length based on fatigue cycles, integrating backpropagation learning with Levenberg-Marquardt (LM) and Grey Wolf Optimization (GWO) optimization methods. It uses a hidden layer with 12 neurons activated by the hyperbolic tangent activation function and a linear activation function for the output layer. The combination of optimization methods improves the accuracy of the neural network in predicting fatigue crack propagation under various loading conditions

Keywords: Fatigue, crack length, constant loading, 2024 T351 aluminum alloys, gamma function, artificial neural networks.

ملخص

يعد توقع انتشار صدع التعب أمراً ضرورياً لفهم السلامة الهيكلية في الصناعات التي تعاني من التحميل الدوري. تركز الأبحاث الحالية على تطوير نماذج تنبؤية لتقليل مخاطر الفشل وتحسين التصميم/الصيانة. تقترح هذه الأطروحة نهجاً جديداً يجمع بين النماذج التقليدية و أساليب الذكاء الاصطناعي لتحسين دقة وكفاءة نماذج التنبؤ بشقوق التعب، والتغلب على قيود الأساليب الحالية. جرت محاولة لتطوير نموذج للتنبؤ بشقوق التعب باستخدام دالة جاما، مع الأخذ في الاعتبار العوامل المختلفة التي تؤثر على سرعات الانتشار في الشكل غير البعدي. تم التحقق من صحة النتائج من خلال مقارنتها مع نتائج نموذج باريس. بالإضافة إلى ذلك، تطوير نموذج الشبكة العصبية الاصطناعي يتنبأ بطول التصدع بناءً على دورات التعب، ودمج تعلم الانتشار العكسي مع أساليب تحسين Levenberg–Marquardt (LM) و Gray Wolf Optimization GWO. يستخدم طبقة مخفية تحتوي على 12 خلية عصبية يتم تنشيطها بواسطة دالة التنشيط الظل الزائدي ودالة التنشيط الخطي لطبقة الإخراج. يؤدي الجمع بين طرق التحسين إلى تحسين دقة الشبكة العصبية في التنبؤ بانتشار صدع التعب في ظل ظروف التحميل المختلفة.

الكلمات المفتاحية: التعب، طول الشق، التحميل المستمر، سبائك الألمنيوم 2024

T351 الشبكات العصبية الاصطناعية، الدالة جاما

LISTE DES FIGURES

Chapitre I : Généralité sur l'endommagement par fatigue

Figure I.1 : Rupture catastrophique de pétrolier Schenectady.....	6
Figure I.2 : Fissuration du pipeline.....	7
Figure I.3 : Rail cassé.....	7
Figure I.4: Fissure autour des hublots de l'avion de ligne Havilland COMET.....	8
Figure I.5 : Rupture d'un fil d'acier sous l'effet d'une contrainte cyclique.....	9
Figure I.6: Rupture de train d'atterrissage.....	9
Figure I.7: Rupture par flexion dans les ailes éoliennes.....	10
Figure I.8: Rupture de turbomachine.....	10
Figure I.10: Définition d'un chargement cyclique à amplitude constante.....	11
Figure I.11 : Sollicitation ondulée ($\sigma_m > 0$).....	12
Figure I.12: Sollicitation ondulée ($\sigma_m < 0$).....	12
Figure I.13: Sollicitation alternée symétrique ($\sigma_m = 0, R = -1$).....	13
Figure I.14: Sollicitation alternée dissymétrique ($\sigma_m < 0$).....	13
Figure I.15 : Sollicitation alternée dissymétrique ($\sigma_m > 0$).....	13
Figure I.16 : Sollicitation statique ($\sigma_m > 0$).....	13
Figure I.9 : Différents types de contrainte.....	14
Figure I.17 : Evolution de la rupture par fatigue.....	15
Figure I.19: Etat de contrainte au niveau de la pointe de la fissure.....	17
Figure I.20 : Courbe de la propagation de fissure par fatigue	20

Chapitre II : État de l'art sur les modèles de propagation de fissure sous chargement constante

Figure II.1: Hypothèse de l'ampleur de la propagation des fissures de fatigue.....	29
Figure II.2: Principe d'ouverture et de fermeture de la fissure.....	33
Figure II.3 : Catégorie d'application des réseaux de neurones sur le phénomène de	

fatigue.....	38
Chapitre III : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par la fonction Gamma	
Figure III.1 : Assemblage schématique et dimensions de l'éprouvette.....	43
Figure III.2 : Machine des essaie de fatigue a servo-hydraulique "MTS 810".....	45
Figure III.3 : Essais de fatigue en flexion quatre points. (b) assemblage réel avec suivi électrique(c) éprouvette rompu	45
Figure III.4 : Durée de vie expérimentale en fatigue d'alliage d'aluminium 2024 T351.....	47
Figure III.5 : Comparaison de la durée de vie en fatigue prévue et expérimentale à R = 0,1.....	50
Figure III.6 : Comparaison de la durée de vie en fatigue prévue et expérimentale à R=0,2.....	51
Figure III.7 : Comparaison de la durée de vie en fatigue prévue et expérimentale à R= 0,3.....	51
Figure III.8: Comparaison de la durée de vie en fatigue prévue et expérimentale à R= 0,5.....	52
Figure III.9: Vitesses de propagation des fissures de fatigue prédites et expérimentales à R=0,1.....	53
Figure III.10: Vitesses de propagation des fissures prédites expérimentaux à R=0,2.....	54
Figure III.11: Vitesses de propagation des fissures prédites expérimentaux à R=0,3.....	54
Figure III.12 : Vitesses de propagation des fissures prédites expérimentaux à R=0,5.....	55
Figure III.13: Diffusion des bandes d'erreur de la durée de vie prévue à R = 0,1.....	57
Figure III.14: Diffusion des bandes d'erreur de la durée de vie prévue à R = 0,2.....	57
Figure III.15 : Diffusion des bandes d'erreur de la durée de vie prévue à R = 0,3.....	58
Figure III.16 : Diffusion des bandes d'erreur de la durée de vie prévue	

à R = 0,5.....	58
Chapitre IV : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par réseaux de neurones	
Figure IV.1 : Structure d'un réseau de neurone biologique.....	62
Figure IV.2: Structure d'un réseau de neurone artificiel.....	62
Figure IV.3: Type des fonctions d'activation.....	63
Figure IV.4: Apprentissage supervisé.....	65
Figure IV.5 : Architecture d'un réseau multicouche à action directe.....	68
Figure IV.6 : Architecture d'un réseau neuronal récurrent.....	69
Figure IV.7: Architecture d'un Réseaux Elman.....	69
Figure IV.8 : Architecture d'un réseau de mémoire à long terme et à court terme.....	70
Figure IV.9 : Architecture d'un réseau d'unités récurrentes fermées.....	71
Figure IV.10 : Architecture d'un réseau neurones convolutifs.....	71
Figure IV.11: Architecture d'AlexNet.....	72
Figure IV.12 : Architecture d'un réseau Système d'inférence neuro-flou adaptatif...73	
Figure IV.13 : Algorithme de rétropropagation.....	74
Figure IV.14 : Organigramme de la méthode d'optimisation LM	80
Figure IV.15 : Comparaison de la longueur de fissure en fatigue prévue et expérimentale R =0,1.....	83
Figure IV.16 : Comparaison de la longueur de fissure en fatigue prévue et expérimentale R =0,2.....	83
Figure IV.17 : Comparaison de la longueur de fissure en fatigue prévue et expérimentale R =0,3.....	84
Figure IV.18 : Comparaison de la longueur de fissure en fatigue prévue et expérimentale R =0,5.....	84
Figure IV.19 : Comportement social des loups gris.....	86
FigureIV.20: Comportement de chasse.....	87

Figure IV.21 : Attaque de la proie.....	89
Figure IV.22 : Organigramme de l’algorithme GWO.....	89
Figure IV.23 : Comparaison de la durée de vie en fatigue prévue et expérimentale à $R = 0,1$	91
Figure IV.24 : Comparaison de la durée de vie en fatigue prévue et expérimentale à $R = 0,2$	91
Figure IV.25 : Comparaison de la durée de vie en fatigue prévue et expérimentale à $R = 0,3$	92
Figure IV.26 : Comparaison de la durée de vie en fatigue prévue et expérimentale à $R = 0,5$	93

LISTE DES TABLEAUX

Tableau III.1 : Dimension de l'éprouvette en flexion quatre points.....	44
Tableau III.2 : Composition chimique de l'alliage d'aluminium 2024 T351.....	44
Tableau III.3 : Propriétés mécaniques de l'alliage d'aluminium 2024 T351.....	44
Tableau III.4: Conditions de chargement expérimentales et longueurs de fissures initiales et finales équivalentes pour différents rapports de contrainte	47
Tableau III.5. Valeurs des constantes des courbes d'ajustement.....	49
Tableau III.6: Coefficient de modèle de paris.....	53
Tableau III.7: Performance du modèle Gamma.....	56
Tableau IV.1 : Valeurs de R pour le choix de fonction de d'activation (Sigmoide/Linéaire) (Sigmoide/Sigmoide) et (TangH/Linéaire).....	79

ABRÉVIATIONS ET NOMENCLATURE

- σ_{max} : La contrainte maximale (Mpa)
- σ_{min} : La contrainte minimale (Mpa)
- σ_m : La contrainte moyenne (Mpa)
- σ_a : Amplitude de contrainte (Mpa)
- $2\sigma_a$: Étendue variation de la contrainte (Mpa)
- R** : Rapport de charge
- K** : Facteur d'intensité de contraintes (MPa. \sqrt{m})
- σ_{ij} : Tenseur des contraintes.
- r, θ** : Coordonnées polaires.
- f_{ij}** : Fonction adimensionnelle
- C et m** : propriétés du matériau
- $\frac{da}{dN}$: Vitesse de propagation des fissures (mm/cycle)
- G** : taux de restitution d'énergie (J/m²)
- u, R_d** : vecteurs de déplacements
- f** : Matrice de rigidité
- dE** : énergie totale (J)
- π : énergie potentielle (J)
- w_s** : Travail de création de nouvelles surfaces (Nm)
- A** : l'aire fissurée (m²)
- ΔK_{th}** : Facteur d'intensité de contrainte seuil
- K_{IC}** : Facteur d'intensité de contrainte critique (MPa. \sqrt{m})
- K_{max}** : Facteur d'intensité de contrainte maximale (Mpa)
- β** : Facteur géométrique

S : Contrainte appliquée (Mpa)

a : Longueur de fissure (mm)

K_C : Ténacité du matériau (MPa. \sqrt{m})

E : Module de Young (Mpa)

Δk_{eff} : Facteur d'intensité de contrainte effective (MPa. \sqrt{m})

σ_{ff} : Résistance théorique des matériaux métalliques (Mpa)

σ_u : la contrainte ultime (Mpa)

RA : la réduction de la surface des éprouvettes à la rupture lors de l'essai de traction

ϵ_f : ductilité à la rupture des matériaux

h : Constante dépendant du matériau

σ_y : Résistance locale à la rupture (Mpa)

$\overline{\sigma_y}$: Résistance locale moyenne à la rupture (Mpa)

ΔJ : l'intégrale de contour

k_{op} : Facteur d'intensité de contrainte d'ouverture de fissure) (Mpa)

N : Nombre de cycle

A, B, C, D, E, F : Les constantes d'approximations

RNA : Réseaux de neurones artificiels

RNAD : Réseau neuronal à action directe

RNFB : Réseaux neuronaux à fonction de base radiale

SNF : Systèmes neuro-flou

EA : L'émission acoustique

P : chargement (Kn)

B : épaisseur de l'éprouvette (mm)

h : hauteur de l'éprouvette (mm)

- a_0 : Longueur de l'entaille (mm)
- L : longueur de l'éprouvette (mm)
- Γ : La fonction Gamma
- m : le taux de croissance spécifique
- σ_{ys} : Limite d'élasticité (Mpa)
- %**Ecart** : Pourcentage d'écart
- P_r : Rapport de prédiction
- GWO** : Grey Wolf Optimization
- LM** : Levenberg-Marquardt Optimization
- GN** : Algorithme de Gauss-Newton
- w_{ij} : poids ou la force des connexions du RNA
- b_{ij} : bais du RNA
- RNR** : Réseaux neuronaux récurrents
- RMLCT** : Réseaux de mémoire à long terme et à court terme
- RURF** : Réseau d'unités récurrentes fermées
- RNC** : Réseaux de neurones convolutifs
- ANFIS** : L'Adaptive Neuro-flou Inférence System
- z_k : Somme pondérée des entrées du neurone
- $h(z_k)$: Fonction d'activation
- y : sortie prédite
- ∂E : Gradient de l'erreur
- $J(x)$: Matrice jacobienne
- I : Matrice d'identité
- λ : Paramètre d'amortissement
- PML** : Perceptron Multi-Layer

ABRÉVIATIONS ET NOMENCLATURE

Rc : coefficient de corrélation linéaire

t_i : valeur expérimentale

\vec{r}_1, \vec{r}_2 : Vecteurs de valeurs générées

SOMMAIRE

Dédicace	I
Remerciement.....	II
Résumé	III
Abstract	IV
ملخص	V
Liste des figures	VI
Liste des Tableaux	VII
ABRÉVIATIONS ET NOMENCLATURE	VIII
Sommaire	XII
Introduction Générale	1
Chapitre I : Généralité sur l’endommagement par fatigue....	4
I. Introduction	5
II. Historique des rupture catastrophique	5
III.Endommagement par fatigue.....	8
III.1.Cycle de contrainte.....	10
III.2 Type d’amplitude de contrainte	13
III.3 Mécanisme de rupture par fatigue	14
IV. Conclusion.....	20
Chapitre II : État de l’art sur les modèles de propagation de fissure sous chargement constante	22
I.Introduction	23
II.Modèles classique	24
II.1 Modèle de paris	24
II.2 Modèle de Walker.....	25
II.3 Modèle de Forman.....	26

II.4 Modèle de Forman modifié.....	26
II.5 Modèle de Collipriest	27
II.6 Modèle de McEvily	27
II.7 Modèle de Zheng.....	28
II.8 Modèle de Wang.....	31
II.9 Modèle de Dowling et Begley	32
II.10 Modèle de fermeture de fissure (modèle d'Elber)	33
II.11 Modèle de NASGRO	34
III. Modèles récents	35
III.1 Modèle exponentiel.....	35
III.2 Modèle Gamma.....	36
III.3 Modèle des réseaux de neurones	36
IV. Conclusion	40

Chapitre III : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par la fonction Gamma.....42

I. Introduction	43
II. Partie expérimentale	43
III. Modélisation par la fonction Gamma	47
IV. Résultat & discussion	49
V. Conclusion.....	58

Chapitre IV : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par réseaux de neurones59

I. Introduction	60
II. Généralité sur les réseaux de neurones artificielle	60
II.1 Type d'apprentissage d'un réseau de neurones	63
II.2 Règles d'apprentissage	65
II.3 Types des Réseaux de neurones artificiel	66

III. Propagation de fissures de fatigue par algorithme de retropropagation optimisé par la méthode Levenberg-Marquardt (LM).....	73
III.1 Algorithme de rétropropagation.....	73
III.2 Algorithme de la méthode d'optimisation multivariable LM	75
III.3 Propagation de fissure de fatigue à l'aide d'algorithme de rétropropagation optimisé par la méthode de Levenberg-Marquardt	76
III.4. Résultats et discussion.....	81
IV. Propagation de fissures de fatigue par algorithme de retropropagation optimisé par la méthode Méta-heuristique de loup gris	83
IV.1 Algorithme d'optimisation méta-heuristique de loup gris (GWO)	84
IV.2 Résultats et discussion	89
V. Conclusion.....	91
 Conclusion Générale et perspective	 92
 REFERENCES	 95

***INTRODUCTION
GENERALE***

Introduction générale

La propagation des fissures de fatigue est un phénomène critique dans les structures industrielles soumises à des conditions de chargement cycliques. Comprendre et prédire avec précision le comportement des fissures de fatigue est primordial dans diverses industries, notamment l'aérospatiale, l'automobile et le génie civil. Au fil des années, des efforts de recherche approfondis ont été orientés vers le développement de méthodologies efficaces pour modéliser et prédire la croissance des fissures de fatigue, dans le but d'atténuer le risque de défaillances catastrophiques et d'optimiser la conception et la maintenance des composants critiques.

Cette thèse se lance dans une enquête approfondie sur la modélisation et la prédiction de la propagation des fissures de fatigue, en se concentrant sur l'intégration innovante des techniques d'intelligence artificielle et des méthodes mathématiques traditionnelles. La recherche vise à dépasser les limites des approches existantes en tirant parti d'outils et de méthodologies informatiques avancées pour améliorer la précision et l'efficacité des modèles de prévision des fissures de fatigue.

La thèse contient quatre chapitres principaux, chacun consacré à des aspects distincts mais interconnectés de la modélisation et de la prévision de la propagation des fissures de fatigue. Le premier chapitre sera initié par un historique sur les dégâts de rupture par fatigue. Ensuite, nous présenterons une bibliographie sur l'endommagement par fatigue. Aussi, une description de différents paramètres qui influencent la propagation de fissures. Le chapitre sera clôturé par la compréhension approfondie des mécanismes fondamentaux de rupture.

Le deuxième chapitre est consacré à un état de l'art sur les modèles de propagation de fissures par fatigue sous chargement constant. De nombreux modèles proposés à ce jour sont répartis en deux parties dans le but de prédire avec précision la durée de propagation des fissures de fatigue dans diverses conditions de chargement. La

première partie s'occupera aux modèles classiques qui sont basés sur les principes de la mécanique de la rupture, et la deuxième partie montre les progrès récents des techniques informatiques en particulier les réseaux neuronaux artificiels et leurs applications dans la prédiction de la propagation de fissures par fatigue.

Le troisième chapitre détaille la modélisation de la propagation des fissures de fatigue à l'aide de la fonction gamma, présentant de nouvelles informations et méthodologies pour caractériser le comportement de croissance des fissures dans diverses conditions de chargements.

Le quatrième chapitre présente les démarches adoptées pour le développement de Réseaux de Neurones Artificiels dédiés à la modélisation de la propagation des fissures de fatigue, notamment l'apprentissage de réseaux couplés par la méthode d'optimisation Levenberg-Marquardt et également l'apprentissage de réseaux combiné avec la méthode d'optimisation méta-heuristique des loups gris (Grey Wolf Optimization) (GWO). Cette intégration des méthodes d'optimisation vise à améliorer les capacités prédictives des réseaux de neurones pour déterminer la longueur des fissures de fatigue. Les résultats de simulation seront confrontés à ceux déterminés expérimentalement. La thèse est finalisée par une conclusion générale qui regroupe le bilan de la présente contribution et des perspectives.

CHAPITRE I :
GENERALITES SUR L'ENDOMMAGEMENT
PAR FATIGUE

I. INTRODUCTION

De nombreuses structures ou composants métalliques peuvent contenir des défauts ou des imperfections inhérents. Sous l'effet de charges cycliques, ces défauts s'accumulent et entraînent l'amorçage de la fissure. Avec d'autres charges appliquées, les petites fissures se propagent et finissent par atteindre une taille critique, ce qui conduit à la rupture finale du composant. Ce phénomène complexe est connu sous le nom de « fatigue » dans le domaine de la science des matériaux. L'analyse complète et la compréhension approfondie des mécanismes fondamentaux régissant les dommages dus à la fatigue sont impératives pour la modélisation et la prévision précises de la durée de vie d'un composant. Cette compréhension est cruciale dans diverses applications d'ingénierie, garantissant la fiabilité et la sécurité des composants structurels soumis à des conditions de chargement répétitives.

II. HISTORIQUE DES RUPTURE CATASTROPHIQUE

La révolution industrielle, qui a débuté à la fin du XVIIIe siècle, a marqué un changement important des économies agraires et a mené à des progrès technologiques rapides et au passage à une production mécanisée dans tous les domaines (transport, énergie), caractérisée par la construction de structures de plus en plus complexes et à plus grande échelle.

À cette époque, la conception des structures reposait principalement sur des méthodes empiriques et des critères conventionnels de la rupture. Les concepteurs utilisaient souvent des facteurs de sécurité pour tenir compte des incertitudes liées aux propriétés des matériaux et aux conditions de chargement, et ces facteurs étaient basés sur des estimations prudentes pour garantir une marge de sécurité. La compréhension du comportement des matériaux sous différentes conditions de chargement était limitée et il n'existait aucune théorie systématique régissant la prédiction de la rupture des matériaux.

Parallèlement à l'industrialisation, une augmentation significative des défaillances structurelles catastrophiques a entraîné la perte de vies humaines, souvent causées par des ruptures soudaines et inattendues. Entre novembre 1942 et décembre 1952, près de 200 navires rencontrèrent des dysfonctionnements importants [1]. Environ 25 navires présentaient des fractures totales, tandis que dix pétroliers et trois navires

Chapitre I : Généralités sur l'endommagement par fatigue

Liberty (Figure I.1) se brisaient complètement en deux. Il y a eu plus de pannes de navires par mer agitée que par mer calme, et plusieurs de ces ruptures se sont produites à des contraintes nettement inférieures à la limite d'élasticité du matériau.

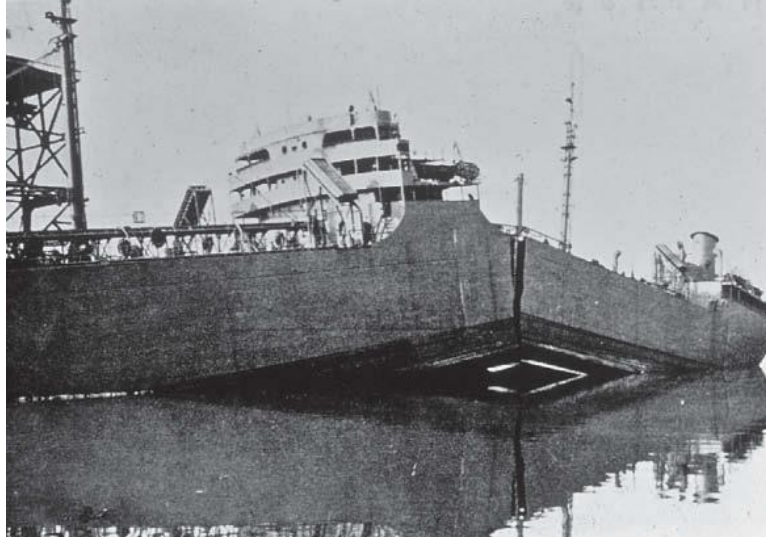


Figure I.1 : Rupture catastrophique de pétrolier Schenectady [1]

Le problème a surgi rapidement avec l'introduction de conceptions entièrement soudées. Les soudures pouvaient entraîner une défaillance structurelle globale. En 1938, un pont soudé du type à treillis Vierendeel construit sur le canal Albert en Belgique s'est effondré dans le canal par temps assez froid [1]. Le King's Bridge à Melbourne, en Australie, s'est fissuré en 1962 lorsqu'une travée a cédé à cause de fissures apparues dans une poutre soudée [1].

De plus, les soudures peuvent présenter des défauts de toutes sortes (Figure I.2), notamment des fissures, et introduire généralement des contraintes résiduelles de haute traction [2]. Les accidents ferroviaires en 1842 du train Paris-Roubaix et de Versailles en France [1]. Récemment, une locomotive a déraillé en Inde [3] en raison d'un rail cassé (Figure I.3), ces accidents ont entraîné des dégâts et des victimes importants.



Figure I.2 : Fissuration du pipeline [2]



Figure I.3 : Rail cassé [3]

De nombreux accidents interviennent également sur des avions. Le 10 Janvier 1954, l'avion de la BOAC s'écrase en Méditerranée sur l'île d'Elbe tuant 35 personnes, Les premières fissures ont été causées par les contraintes concentrées au niveau des angles vifs autour des hublots de l'avion de ligne [4], et les cycles de contraintes dans le fuselage produits par la pressurisation de l'avion lors de chaque vol ont conduit à la propagation des fissures au fil du temps. Finalement, la fissure an atteint une longueur critique et s'est fracturée rapidement comme montre la figure I.4.

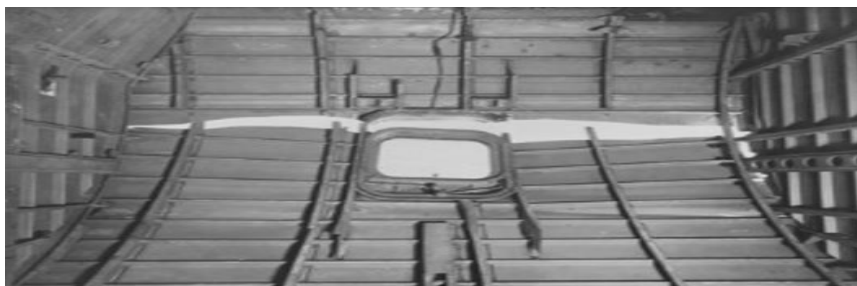


Figure I.4: Fissure autour des hublots de l'avion de ligne Havilland COMET [4]

Pour approfondir une étude détaillée des ruptures fragiles étendues ces références offrent des informations précieuses à ceux qui souhaitent explorer les occurrences de ruptures fragiles étendues dans différents domaines. [5] pour un aperçu des grandes machines tournantes, [6] pour comprendre les ruptures fragiles dans les récipients sous pression et pipelines, [7] pour un se concentrer sur les structures de munitions, et [8] pour une analyse complète des défaillances fragiles des aériens.

III. ENDOMMAGEMENT PAR FATIGUE

La fatigue, dans le contexte de la science des matériaux et du génie mécanique, fait référence aux dommages structurels progressifs et localisés qui se produisent lorsqu'un matériau subit une charge cyclique. Pour comprendre ce phénomène, coudez un fil d'acier dans un sens et puis dans l'autre sens plusieurs fois jusqu'à ce qu'il s'endommage (Figure I.5), même lorsque la contrainte est nettement inférieure à la limite d'élasticité conventionnelle.

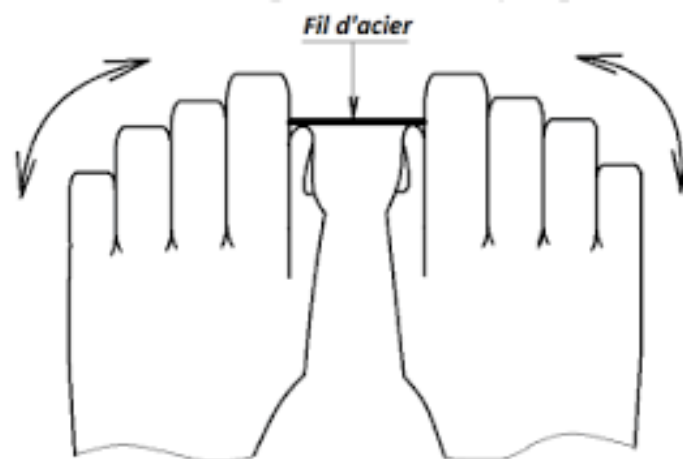


Figure I.5 : Rupture d'un fil d'acier sous l'effet d'une contrainte cyclique [9]

Ce phénomène intervient à la ruine d'un nombre important de structures dans différents domaines d'ingénierie. La contrainte appliquée peut être assimilée à une contrainte constante ou bien variable dans le temps pour diverses sollicitations mécaniques telles que la traction et la compression au niveau de mécanisme de train d'atterrissage (Figure I.6), la flexion alternée ou rotative en prend l'exemple de la rupture des ailes éoliennes sous l'effet de la pression de vent (Figure I.7), la rupture par la torsion dans les machines tournantes (Figure I.8).



Figure I.6: Rupture de train d'atterrissage [9]



Figure I.7: Rupture par flexion dans les ailes éoliennes [10]



Figure I.8: Rupture de turbomachine [11]

III.1 Cycle de contrainte

Dans le domaine des essais de fatigue, diverses conditions de chargement sont systématiquement utilisées pour comprendre de manière globale le comportement des matériaux sous différents profils de contraintes. Une approche courante consiste à soumettre les matériaux à un chargement cyclique, où la contrainte appliquée suit une fonction sinusoïdale. Cette charge sinusoïdale reproduit des scénarios réels, car les structures et les composants subissent souvent des forces fluctuantes au fil du temps. Les forces répétées varient périodiquement, créant un modèle de chargement cyclique qui permet aux chercheurs d'évaluer la réponse du matériau aux contraintes répétitives. Un cycle de contrainte est finement défini par plusieurs paramètres clés (Figure I.10), chacun jouant un rôle distinct dans la compréhension de la réponse du matériau aux charges cycliques.

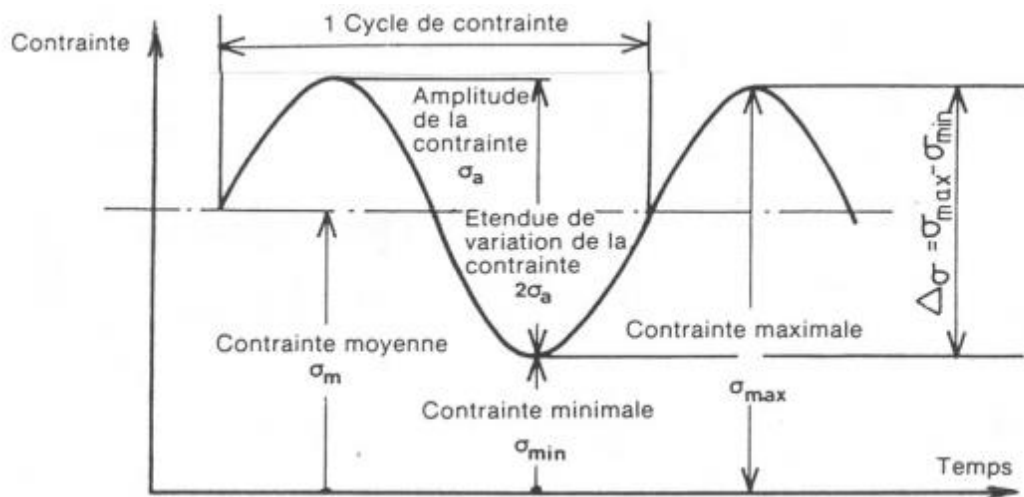


Figure I.10: Définition d'un chargement cyclique à amplitude constante [12].

- **La contrainte maximale σ_{max}** : Représente le point le plus élevé atteint au cours de chaque cycle, ce qui signifie la charge maximale subie par le matériau.
- **La contrainte minimale σ_{min}** : à l'inverse de la contrainte maximale reflète le point le plus bas, se produisant généralement lors de la phase de déchargement.
- **La contrainte moyenne σ_m** : Calculée sur l'ensemble du cycle, fournit une

Chapitre I : Généralités sur l'endommagement par fatigue

mesure de la tendance centrale de la répartition des contraintes. Il offre un aperçu des conditions globales de chargement et joue un rôle essentiel pour évaluer les performances à long terme du matériau. Elle est définie par la valeur algébrique d'équation (I.1) :

$$\sigma_m = \frac{\sigma_{\max} + \sigma_{\min}}{2} \quad (\text{I.1})$$

- **Amplitude des contraintes σ_a** : Appelée aussi contrainte alternée dérivée de la différence entre les contraintes maximales et minimales, quantifie l'intensité de la variation cyclique. L'amplitude des contraintes est un paramètre critique dans l'analyse de fatigue, influençant l'initiation et la propagation des fissures dans le matériau. Elle est définie par l'équation algébrique (I.2) :

$$\sigma_a = \frac{\sigma_{\max} - \sigma_{\min}}{2} \quad (\text{I.2})$$

- **Étendue variation de la contrainte $2\sigma_a$** : Représente la différence entre les niveaux de contraintes maximales et minimales subis par un matériau au cours d'un cycle de contraintes mathématiquement définie par l'équation (I.3) :

$$2\sigma = \sigma_{\max} - \sigma_{\min} \quad (\text{I.3})$$

- **Rapport de contrainte R** : Définie aussi par rapport de charge est un paramètre utilisé dans l'analyse de fatigue pour décrire la relation entre les contraintes minimales et maximale. Mathématiquement, cela s'exprime par l'équation (I.4) :

$$R = \frac{\sigma_{\min}}{\sigma_{\max}} \quad (\text{I.4})$$

Le rapport de contrainte fournit des informations précieuses sur les conditions de chargement et la nature du cycle de contrainte. Les scénarios de chargement peuvent être classés en trois types principaux en fonction du rapport de contrainte :

- Sollicitation ondulée ($R > 0$) : Dans ce cas Les termes σ_{\max} et σ_{\min} sont positifs (Figure I.11) ou bien négatifs (Figure I.12).

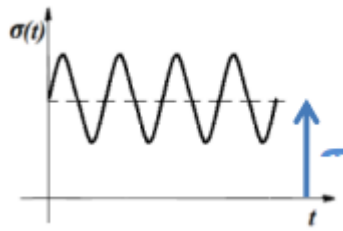


Figure I.11 : Sollicitation ondulée ($\sigma_m > 0$) [9]

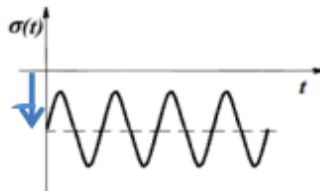


Figure I.12: Sollicitation ondulée ($\sigma_m < 0$) [9]

- Sollicitation alternée ($R < 0$) : Dans ce cas le matériau subit a des contrainte alterne, si ($\sigma_m = 0, R = -1$) la charge est symétrique (Figure I.13) et dans le cas ou ($0 < \sigma_m < \sigma_a, -1 < R < 0$) elle est dissymétrique (Figure I.14 et Figure I.15).



Figure I.13: Sollicitation alternée symétrique ($\sigma_m = 0, R = -1$) [9]

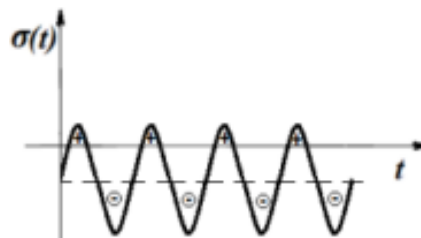


Figure I.14: Sollicitation alternée dissymétrique ($\sigma_m < 0$) [9]

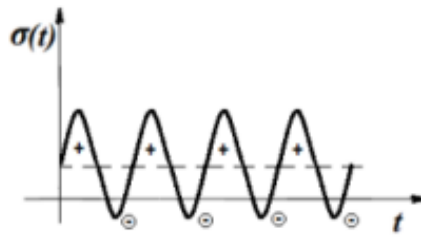


Figure I.15 : Sollicitation alternée dissymétrique ($\sigma_m > 0$) [9]

- Sollicitation statique ($R=1$) : C'est le cas où $\sigma_a = 0$ et $\sigma_m \neq 0$ (Figure I.16)

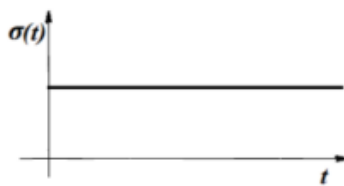


Figure I.16: Sollicitation statique ($\sigma_m > 0$) [9]

Ces paramètres forment un cadre complet pour caractériser les cycles de contraintes, permettant aux chercheurs de quantifier et d'analyser les conditions de chargement répétitives subies par les matériaux.

III.2. Type d'amplitude de contrainte

Dans le domaine de la modélisation de la propagation des fissures par fatigue, diverses amplitudes de contraintes jouent un rôle central en influençant le comportement des matériaux. Ces amplitudes de contraintes sont des considérations cruciales pour comprendre et prédire la propagation des fissures de fatigue. Les principaux types d'amplitudes de contraintes sont illustré dans la figure I.9.

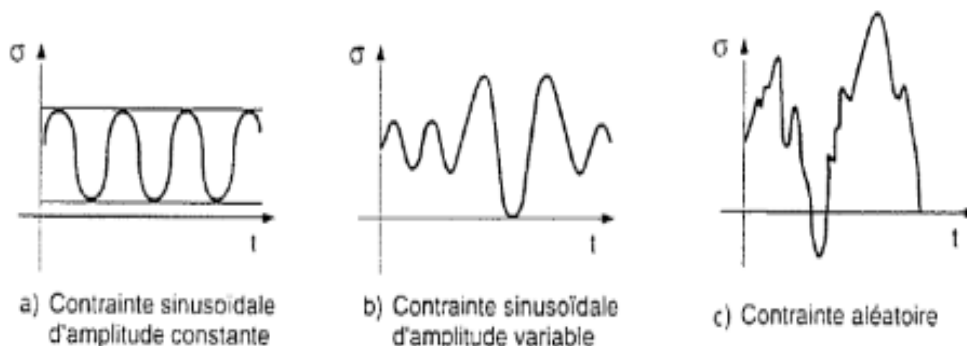


Figure I.9 : Différents types de contrainte [12]

Charges à amplitude constante : impliquent de soumettre le matériau à un chargement cyclique avec une amplitude de contrainte constante, fournissant ainsi une compréhension fondamentale du comportement de base en fatigue.

Charges à amplitudes variables : en revanche, simulent plus précisément les conditions réelles en introduisant des fluctuations dans les amplitudes et les fréquences des contraintes. Cela reflète la nature dynamique des charges subies par les structures dans les applications pratiques.

Charges d'amplitude aléatoire : vont encore plus loin, introduisant de l'imprévisibilité dans le modèle de chargement, imitant fidèlement les contraintes complexes et variées observées dans certains scénarios d'ingénierie.

III.3 Mécanisme de rupture par fatigue

Le phénomène de fatigue est défini par la soumission d'une pièce ou structure à une charge cyclique, que son amplitude reste constante ou variable, cette charge induit une manifestation de fissure en trois phases. L'amorçage de fissure, la propagation et la rupture finale [13] (Figure I.17). Comprendre les mécanismes à l'origine de la fissuration par fatigue est essentiel pour concevoir des matériaux durables et garantir l'intégrité des structures.

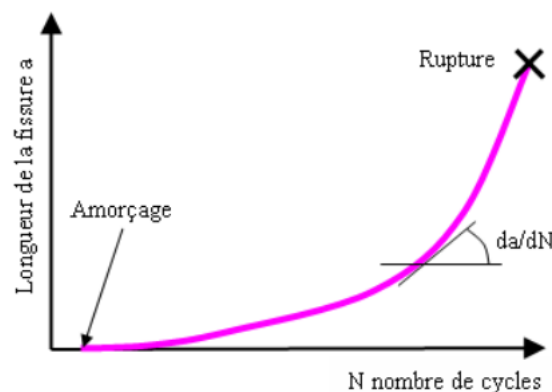


Figure I.17 : Evolution de la rupture par fatigue [13]

❖ Amorçage de fissure

L'amorçage de fissure fait référence à la phase initiale du développement d'une fissure dans un matériau soumis à une charge cyclique. L'initiation d'une fissure est influencée par divers facteurs tels que :

- **Défaut microstructural** : Un défaut microstructural fait référence à une irrégularité, une imperfection ou une discontinuité à l'échelle microscopique au sein de la structure d'un matériau. Des exemples de défauts microstructuraux comprennent les lacunes (atomes manquants), les dislocations (désalignements atomiques dans le réseau cristallin), les joints de grains (interfaces entre différents grains cristallins) et les précipités (petites particules dans le matériau) Ces défauts peuvent survenir lors du processus de fabrication ou être inhérents à la composition du matériau [14].
- **Contraintes résiduelles** : Les contraintes résiduelles sont des contraintes internes qui existent dans un matériau sans application de forces externes. Ces contraintes résultent de divers facteurs, parmi lesquels les procédés de fabrication, les gradients thermiques, les transformations de phase ou encore la déformation plastique subie par le matériau, Le développement de contraintes résiduelles est une conséquence de la répartition non uniforme de la température, des charges mécaniques ou d'autres influences externes lors de la fabrication ou du traitement d'un matériau [15]. Par exemple, en soudage, les vitesses de refroidissement peuvent conduire à des gradients thermiques, provoquant des contractions et des dilatations localisées qui entraînent des contraintes résiduelles.
- **L'effet d'entaille** : Le facteur d'entail, souvent appelé « K_t », est un paramètre sans dimension utilisé en ingénierie pour quantifier l'effet de concentration de contraintes ,elle fait référence à l'augmentation localisée des niveaux de contraintes dans un matériau provoquée par la présence d'irrégularités géométriques, telles que des encoches, des trous ou des changements soudains de forme, En conséquence, la concentration des contraintes peut conduire à des niveaux de contraintes significativement plus élevés au voisinage de ces caractéristiques géométriques par rapport à la contrainte nominale ou appliquée [13].
- **Effet d'environnement** : L'interaction entre un matériau et son environnement peuvent influencer de manière significative l'initiation de fissures dans les matériaux. Les environnements corrosifs, tels que l'eau salée ou les produits chimiques, La fragilisation par l'hydrogène, les cycles thermiques et les températures élevées, L'oxydation dans des environnements

à haute température et la présence d'humidité, peuvent accélérer l'apparition de fissures en affaiblissant le matériau [16].

❖ *Propagation de fissures*

La propagation des fissures fait référence à la croissance ou à l'extension progressive d'une fissure préexistante dans un matériau. Une fois qu'une fissure est apparue, elle peut s'étendre progressivement à travers le matériau, augmentant en taille et en longueur avec le temps. Plusieurs facteurs mécaniques et microstructuraux influencent la propagation des fissures de fatigue. Ces facteurs influents peuvent être globalement classés en deux groupes principaux :

- **Facteurs intrinsèques :** Les paramètres intrinsèques englobent les caractéristiques microstructurales (Les joints de grains, l'orientation cristallographique) et les propriétés des matériaux (module d'élasticité, la résistance à la rupture, la ténacité).
- **Facteurs extrinsèques :** Le terme "extrinsèques" fait référence à des influences ou conditions externes qui peuvent avoir un impact sur le comportement de la structure tel que rapport de charge R , fréquence, température, amplitude de contrainte, la géométrie de la pièce.

Deux approches principales sont couramment utilisées pour modéliser la propagation de la fissure. La première approche consiste à examiner les champs de contraintes et de déplacements au voisinage de la pointe de fissure (Figure I.19). En 1957 Irwin [17] utilise la solution de Westergaard [18] afin d'établir la notion de facteur d'intensité de contraintes K qui permet de définir l'état de contrainte et de déformation avec précision à proximité d'un front de fissure.

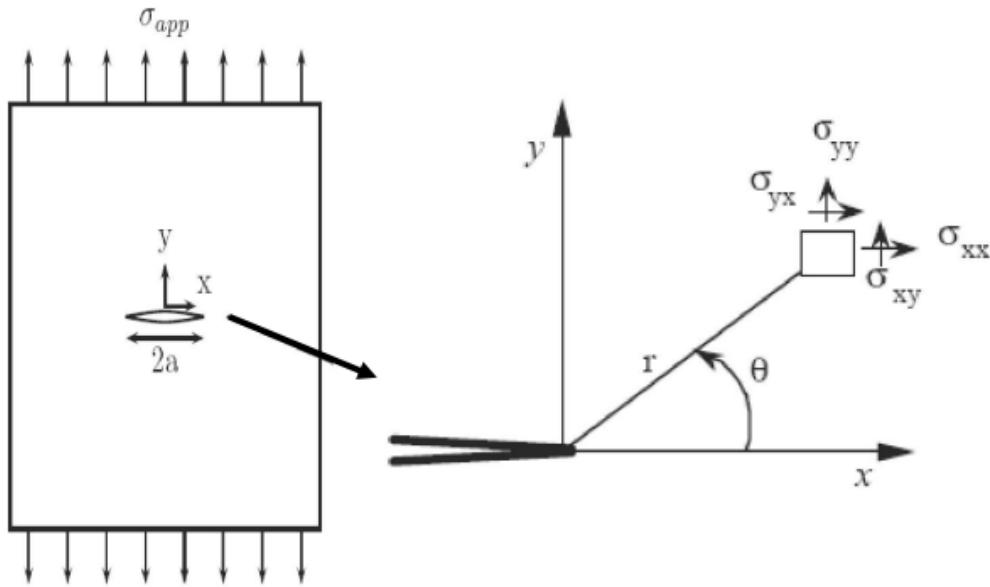


Figure I.19: Etat de contrainte au niveau de la pointe de la fissure

Le système d'équations (I.5) suivant montre l'état de contrainte au niveau de la pointe de fissure

$$\begin{aligned}\sigma_{xx} &= \frac{K_1}{\sqrt{2\pi r}} \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) \left[1 - \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) \sin\left(\frac{3\theta}{2}\right)\right] \\ \sigma_{yy} &= \frac{K_1}{\sqrt{2\pi r}} \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) \left[1 + \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) \sin\left(\frac{3\theta}{2}\right)\right] \\ \tau_{xy} &= \frac{K_1}{\sqrt{2\pi r}} \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) \left[\sin\left(\frac{\theta}{2}\right) \sin\left(\frac{3\theta}{2}\right)\right]\end{aligned}\quad (I.5)$$

$$\tau_{zx}, \tau_{zy} = 0$$

En contrainte plan

$$\sigma_{zz} = 0 \quad (I.6)$$

En déformation plan

$$\sigma_{zz} = \nu(\sigma_{xx} + \sigma_{yy}) \quad (I.7)$$

Avec K_1 représente le facteur d'intensité de contrainte en mode 1, Dans sa formulation générale (l'équation I.8) :

$$K_I = \frac{\sigma_{ij} \sqrt{2\pi r}}{f_{ij}(\theta)} \quad (I.8)$$

Avec

σ_{ij} : est le tenseur des contraintes.

r, θ : sont les coordonnées polaires.

f_{ij} : est une fonction adimensionnelle, dépendant de la position angulaire θ , du mode de chargement et de la géométrie de la pièce.

L'une des principales difficultés liées à l'examen de la rupture d'une structure réside dans la validation de la vitesse de propagation des fissures, ce qui permet de prédire la durée de vie jusqu'à la rupture. Paris et al. [19] ont utilisé le facteur d'intensité de contrainte ΔK , dérivé de la mécanique de la rupture linéaire, pour calculer la propagation de la fissure à chaque cycle. Pour faciliter cela, ils ont formulé une relation empirique établissant un lien entre ΔK et la vitesse de propagation des fissures, représentée par l'équation (I.9) :

$$\frac{da}{dN} = C(\Delta K)^m \quad (I.9)$$

Avec C et m sont des propriétés du matériau déterminées expérimentalement.

La deuxième approche s'articule autour de la loi de conservation de l'énergie au sein du matériau étudié. Cette méthode prend en compte le bilan énergétique du système et évalue la façon dont l'énergie est distribuée et transformée au cours du processus de propagation des fissures. Les techniques énergétiques employées en mécanique de la rupture dérivent fondamentalement des recherches menées par Griffith [20], qui liait l'avancement des fractures au taux de restitution d'énergie (équation I.10).

$$\pi = \frac{1}{2} \mathbf{u}^T \mathbf{R}_d \mathbf{u} - \mathbf{u}^T \mathbf{f} \quad (I.10)$$

Avec \mathbf{u} , \mathbf{R}_d et \mathbf{f} sont respectivement les vecteurs déplacements, la matrice de rigidité et le vecteur des forces appliquées.

Ce dernier concept postule que l'émergence d'une fissure entraîne une transition d'un état du non-équilibre à celui de l'équilibre par une réduction d'énergie conformément aux principes de la première loi de la thermodynamique. Par

Chapitre I : Généralités sur l'endommagement par fatigue

conséquent, la progression d'une fissure au sein de tout objet s'accompagne d'une altération de l'énergie. Griffith affirme que ce progrès se produit lorsque l'énergie potentielle dépasse l'énergie requise pour la formation de la surface du matériau (équation I.11).

$$dE = \frac{d\pi}{dA} + \frac{dW_s}{dA} \quad (I.11)$$

Où

dE : L'énergie totale,

π : L'énergie potentielle

W_s : Travail de création de nouvelles surfaces

A : L'aire fissurée.

La propagation des fissures de fatigue représente le 2^{ème} stade d'endommagement par fatigue [21]. Le processus de fatigue en ce stade est lié à l'évolution des vitesses de propagation " da/dN " en fonction du facteur d'intensité de contrainte FIC (ΔK) (Figure I.20). L'étude du stade de propagation depuis les années 60 a fait l'objet de diverses études expérimentales et analytique vu à l'importants du facteurs associés à ce stade [22-30]. L'évolution de la vitesse de propagation en fonction du ΔK et les paramètres qui affectant la propagation de fissure est donnée par la figure I.20. Le stade de propagation est divisé en trois domaines :

- Domaine I : Domaine des faibles vitesses de fissuration. L'environnement et la microstructure sont des paramètres prédominants. Dans ce domaine on évalue le facteur d'intensité de contrainte seuil ΔK_{th} .
- Domaine II : Représente le domaine de vitesses moyennes régit par une loi puissance dite loi de Paris [22, 23].
- Domaine III : Domaine correspondant au cas du facteur FIC élevé pour lequel une déchirure se produit dans le matériau en pointe de fissure. Les vitesses de propagation élevées conduisent à la rupture de la pièce et le FIC atteint le facteur d'intensité de contrainte critique ($K_{max} = K_{IC}$).

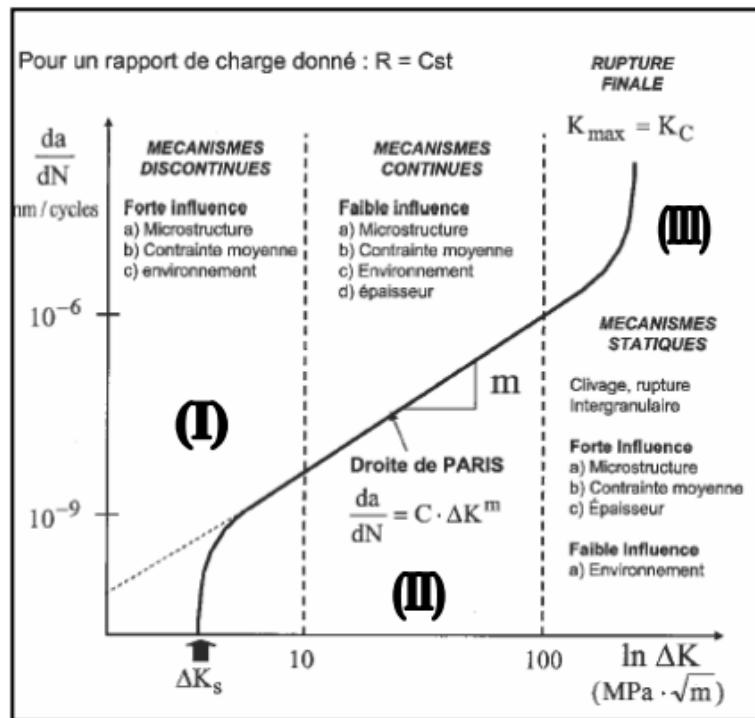


Figure I.20 : Courbe de la propagation de fissure par fatigue [13]

❖ Rupture

En fonction du comportement des matériaux on cite deux classes de rupture [31], d'une part la rupture fragile, et d'autre part la rupture ductile.

- Rupture fragile : Identifie pour les matériaux qui ne développent pas un degré significatif de plasticité avant rupture (céramique, verre). Le terme « fragile » implique un manque de ténacité et de résistance à la propagation des fissures, entraînant une rupture rapide et brutale.
- Rupture ductile : La ductilité, qui est la capacité d'un matériau à subir de grandes déformations plastique sans rupture, permet l'absorption d'une énergie substantielle lors du processus de fracture. Contrairement à la rupture fragile il est caractérisé par une déformation plastique importante avant la séparation finale du matériau.

IV. CONCLUSION

En conclusion, l'objectif principal de ce chapitre a été de présenter une compréhension globale de l'endommagement dus à la fatigue. Une description détaillée sur l'aspect théorique de ce phénomène a été présentée. L'influence des

Chapitre I : Généralités sur l'endommagement par fatigue

facteurs influant le mécanisme et les vitesses de propagation par fatigue est présentée et cela nous permet d'aborder l'état de l'art sur les modèles régissant la propagation des fissures de fatigue et les paramètres d'influence.

CHAPITRE II
ÉTAT DE L'ART SUR LES MODELES
DE PROPAGATION DES FISSURES
SOUS CHARGEMENT CONSTANTE

I. INTRODUCTION

Les charges de fatigue dans les ouvrages d'art peuvent être globalement classées en deux types principaux : les charges à amplitude constante et les charges à amplitude variable. Le chargement à amplitude constante fait référence à des conditions de chargement dans lesquelles la contrainte appliquée reste relativement constante tout au long de la durée de vie en fatigue du composant. Ce type de chargement est souvent rencontré dans des applications où les conditions de fonctionnement sont cohérentes et prévisibles, comme dans certains composants aérospatiaux soumis à des cycles de vol réguliers ou dans les systèmes de suspension automobile subissant des vibrations répétitives de la route. D'un autre côté, les chargements à amplitude variable impliquent des niveaux de contraintes fluctuants qui varient dans le temps, ce qui entraîne un historique de chargement plus complexe. Les conditions de charge à amplitude variable peuvent résulter d'une multitude de facteurs, notamment des changements dans les conditions opérationnelles, des influences environnementales et des forces externes. Des exemples de scénarios de chargement à amplitude variable incluent les pales d'éoliennes soumises à des vitesses de vent variables ou les structures offshore soumises à des charges de vagues aléatoires.

De nombreux modèles ont été proposés à ce jour dans le but de prédire avec précision la durée de propagation des fissures de fatigue dans diverses conditions de chargement. Dans ce chapitre on traite les modèles à amplitude constant, ces modèles constituent des outils indispensables dans l'analyse technique, aidant à l'évaluation de l'intégrité structurelle et à la détermination des calendriers de maintenance pour garantir la sécurité et la fiabilité des composants critiques soumis à des charges cycliques. Alors que les modèles classiques basés sur les principes de la mécanique de la rupture sont établis depuis longtemps et largement utilisés, les progrès récents des techniques informatiques, en particulier dans le domaine des réseaux neuronaux, ont introduit des approches innovantes pour prédire la propagation des fissures de fatigue.

II. MODELES CLASSIQUES

La croissance des fissures de fatigue sous chargement d'amplitude constante est un aspect essentiel de l'évaluation de l'intégrité structurelle dans les applications d'ingénierie. Au fil des années, divers modèles classiques ont été développés pour comprendre et prédire la propagation des fissures de fatigue dans les matériaux soumis à des chargements cycliques à amplitude constante. Compte tenu de la vaste littérature sur les modèles de croissance des fissures de fatigue, tenter de discuter de tous les modèles disponibles serait peu pratique et difficile [32]. Par conséquent, cette section se concentrera sur la mise en évidence des modèles prometteurs pour prédire avec précision le comportement de croissance des fissures de fatigue ou qui sont couramment utilisés dans la pratique de l'ingénierie.

II.1 Modèle de Paris

La phase de croissance de la fracture pourrait représenter une part importante de la durée de vie en fatigue à des amplitudes de contrainte plus élevées. Déterminer quand commence la phase de croissance des fissures et quand se termine la phase d'initiation est une difficulté unique. En 1961 Paris [22], Gomez et Anderson ont dépassé cette difficulté et publié le premier modèle de propagation de fissure par fatigue. Dans cet article ils ont corrélé le taux de croissance des fissures, da/dN , et la plage du facteur d'intensité de contrainte, ΔK créé par Irwin [17] en 1957 qui exprime le champ de contraintes autour de la pointe d'une fissure (équation II.1).

$$\sigma_{ij} = \frac{k}{\sqrt{2\pi r}} f(\theta_{ij}) \quad (\text{II.1})$$

Avec r et θ les coordonnées polaires et K le facteur d'intensité de contrainte exprimé par l'équation II.2

$$k = \beta S \sqrt{\pi a} \quad (\text{II.2})$$

Avec β comme facteur géométrique, S la contrainte appliquée, a la longueur de fissure. Une relation linéaire a été observée entre $\log(da/dN)$ et $\log(\Delta K)$ lorsque les résultats des tests de croissance des fissures de Paris et a , qui a conduit à la célèbre équation de Paris (équation I.9) 1963[22]. L'applicabilité de la loi de Paris est limitée par sa capacité à représenter uniquement les données de la région II. Si les données

Chapitre II : État de l'art sur les modèles de propagation des fissures sous chargement constante

présentent des caractéristiques telles qu'un seuil (région I) ou une croissance accélérée (région III), la loi de Paris n'a pas la capacité pour modéliser efficacement ces régions. Aussi la loi de Paris ne prend pas l'effet de rapport de charge en considération.

II.2 Modèle de Walker

Le principal inconvénient de la loi de Paris est son l'incapacité à prendre en compte l'effet de rapport de charge. Walker [33] a pris conscience de ce défaut, ce qui l'a amené à inclure l'influence du rapport de Charge dans le modèle de Paris. Walker a introduit le paramètre $\overline{\Delta k}$ (équation II.3), qui correspond au facteur d'intensité de contrainte lorsque $R=0$ et induit le même taux de propagation au courant k_{max} , ainsi que la combinaison du rapport R s'exprimé la même équation (II.3) :

$$\overline{\Delta k} = k_{max}(1 - R)^{\gamma_w} \quad (II.3)$$

Avec

$$k_{max} = \frac{\Delta k}{(1-R)} \quad (II.4)$$

De coup l'équation de Walker devient :

$$\frac{da}{dN} = C_w \left[\frac{\Delta k}{(1-R)^{1-\gamma_w}} \right]^{m_w} \quad (II.5)$$

Pour $R = 0$, l'équation II.5 et s'écrier sous la forme :

$$\frac{da}{dN} = C_w (\Delta k)^{m_w} \quad (II.6)$$

Les paramètres C_w et m_w sont respectivement équivalents aux paramètres C et m de la loi de Paris [22].

Le modèle de Walker représente une avancée par rapport au modèle de Paris, visant à intégrer l'influence du rapport de charge sur le comportement de croissance des fissures de fatigue. Dans cette modification, un troisième paramètre, noté « γ_w », est introduit. Ce paramètre joue un rôle crucial dans l'ajustement des prévisions du taux de croissance des fissures de fatigue afin de mieux s'aligner sur les observations expérimentales sur une gamme de rapports de charge. En considérant l'effet du rapport de charge grâce à l'inclusion de γ_w , le modèle Walker [33] améliore la

Chapitre II : État de l'art sur les modèles de propagation des fissures sous chargement constante

précision des prévisions de durée de vie en fatigue et offre une compréhension plus complète de la propagation des fissures dans diverses conditions de chargement. Grâce à l'incorporation des paramètres supplémentaires, le modèle Walker fournit aux ingénieurs et aux chercheurs un outil précieux pour analyser la croissance des fissures de fatigue dans les composants structurels soumis à des scénarios de chargement complexes.

II.3 Modèle de Forman

L'amélioration du modèle de Walker [33] par Forman [34] représente une avancée significative dans l'analyse de la croissance des fissures par fatigue. En proposant un nouveau modèle capable de décrire la région III de la courbe de vitesse de propagation, Forman a abordé une limitation critique des modèles précédents. De plus, le modèle de Forman intègre l'effet du rapport de charge, affinant ainsi sa précision prédictive et capturant des nuances supplémentaires du comportement de propagation des fissures. La loi de Forman est exprimée par l'équation II.7:

$$\frac{da}{dN} = \frac{C(\Delta k)^m}{(1-R)(K_C - K_{\max})} \quad (\text{II.7})$$

Avec K_C la ténacité du matériau en fonction de l'épaisseur considérée.

II.4 Modèle de Forman modifié

Le modèle Forman [34] se distingue par sa capacité à caractériser efficacement à la fois le stade de propagation stable (région II) et le stade de propagation instable (région III) de la croissance des fissures de fatigue. Cette polyvalence en fait un outil précieux pour comprendre le spectre complet du comportement de croissance des fissures dans diverses conditions de chargement. Reconnaisant l'importance d'incorporer le facteur d'intensité de contrainte seuil Δk_{th} , qui caractérise l'initiation de la croissance des fissures (région I) [32], des modifications du modèle Forman ont été proposées par Hartman et Schijve [35]. Ces améliorations visent à affiner la précision prédictive du modèle en tenant compte du seuil critique en dessous duquel la propagation des fissures ne se produit pas. En intégrant ces modifications, le modèle Forman évolue vers un cadre plus complet qui aborde les trois domaines clés de la croissance des fissures de fatigue, le modèle modifié est représenté par l'équation II.8 :

Chapitre II : État de l'art sur les modèles de propagation des fissures sous chargement constante

$$\frac{da}{dN} = \frac{C(\Delta k - \Delta k_{th})^m}{(1-R)K_C - \Delta k} \quad (II.8)$$

Le modèle Forman modifié, bien qu'offrant des améliorations significatives dans la capture du comportement de croissance des fissures de fatigue dans différentes régions, n'est pas sans inconvénients. Un inconvénient notable souligné par Dowling [36] est la sensibilité du modèle et sa dépendance au rapport de charge « R ». Cette sensibilité aux variations du rapport de charge pose un défi pour prédire avec précision les taux de croissance des fissures de fatigue dans différentes conditions de chargement et souligne la nécessité d'un étalonnage et d'une validation minutieuse des paramètres du modèle pour garantir des résultats fiables. Malgré cette limitation, le modèle Forman modifié [35] reste un outil précieux dans l'analyse de la fatigue, offrant des informations sur le comportement de croissance des fissures et contribuant à l'avancement des méthodologies d'évaluation de l'intégrité structurelle.

II.5 Modèle de Collipriest

En 1972, Collipriest [37] a introduit une loi de propagation des fissures visant à décrire de manière exhaustive les trois régions de croissance des fissures de fatigue, tout en considérant également l'impact du rapport de charge. Ce modèle représente une avancée significative dans la fatigue, offrant un cadre holistique pour comprendre le comportement de propagation des fissures dans diverses conditions de chargement. Cependant, il convient de noter que le modèle décrit ci-dessus peut paraître complexe en raison de l'incorporation de plusieurs paramètres.

$$\frac{da}{dN} = C(k_c \Delta k)^{\frac{m}{2}} e^{\left[\ln \left(\frac{k_c}{\Delta k_{th}} \right)^{\frac{m}{2}} \text{ARCTAN} \left(\frac{\ln \left[\frac{\Delta k^2}{(1-R)k_c \Delta k_{th}} \right]}{\ln \left[\frac{(1-R)k_c}{\Delta k_{th}} \right]} \right) \right]} \quad (II.9)$$

II.6 Modèle de McEvily

En 1974, un modèle novateur a été présenté par McEvily [38] qui explique la propagation des fissures en mode striation en les corrélant avec le comportement d'ouverture des fissures, tout en prenant également en considération l'effet de seuil Δk_{th} . Voir l'équation II.10:

Chapitre II : État de l'art sur les modèles de propagation des fissures sous chargement constante

$$\frac{da}{dN} = \frac{8}{\pi E^2} (\Delta k^2 - \Delta k_{th}^2) \quad (II.10)$$

Une modification de ce modèle a été proposée pour intégrer l'influence du rapport de charge « R » et tenir compte de la zone de propagation instables en incluant le paramètre de ténacité K_c [38]. Cette amélioration aborde un aspect critique de la propagation des fissures de fatigue, étant donné que le rapport de charge « R » affecte de manière significative le comportement de croissance des fissures. De plus, l'inclusion de la zone de propagation instable est cruciale car elle caractérise la transition d'une croissance de fissure stable à instable. En intégrant ces facteurs dans le modèle, celui-ci devient plus complet et mieux adapté pour prédire la durée de vie en fatigue des composants structurels dans diverses conditions de chargement. (Équation II.11)

$$\frac{da}{dN} = \frac{8}{\pi E^2} (\Delta k^2 - \Delta K_{th}^2) \left(1 + \frac{\Delta k}{k_c - k_{max}} \right) \quad (II.11)$$

Avec

$$\Delta k_{th} = \frac{1.2(\Delta k_{th0})}{1 + 0.2\left(\frac{1+R}{1-R}\right)} \quad (II.12)$$

II.7 Modèle de Zheng

En 1978, Lal et Weiss [39] ont présenté un modèle de rupture statique, dans lequel l'avancement de la fissure se produisait lorsque la contrainte normale maximale dépassait la contrainte de rupture critique du métal sur une distance spécifique au cours de chaque cycle de chargement, comme le montre la Figure II.1. Malgré un succès modéré dans la prévision en raison de la croissance des fissures par fatigue, leur modèle a négligé le phénomène d'émoussement des pointes de fissure et s'est appuyé sur des constantes matérielles dépourvues de signification physique [39]. Cette limitation a entravé sa capacité à capturer avec précision les subtilités du comportement de propagation des fissures, en particulier dans les matériaux sujets aux mécanismes d'émoussement [32]. L'absence de prise en compte de l'émoussement des pointes de fissure et l'utilisation de constantes de matériaux arbitraires soulignent

Chapitre II : État de l'art sur les modèles de propagation des fissures sous chargement constante

la nécessité de modèles plus complets englobant l'ensemble du spectre des phénomènes mécaniques de rupture, améliorant ainsi la précision prédictive de l'analyse de la croissance des fissures par fatigue.

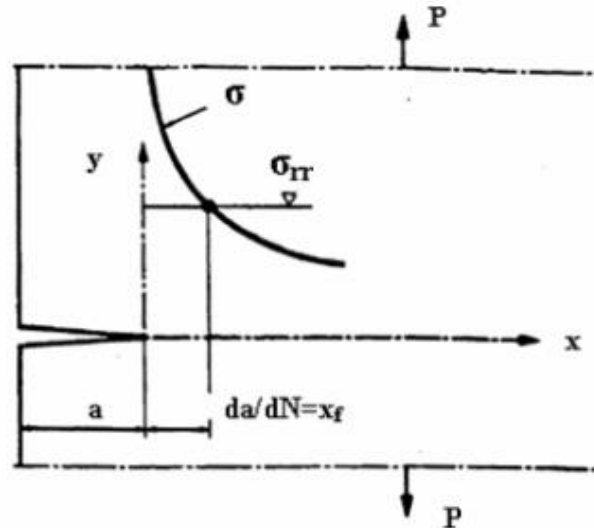


Figure II.1: Hypothèse de l'ampleur de la propagation des fissures de fatigue par incrément [32]

Zheng en 1983 [40] a affiné le modèle proposé par Lal et Weiss [39] en apportant des modifications au segment de fracture statique et en déterminant les constantes du matériau en fonction des propriétés de traction du métal. Essentiellement, Zheng a observé que lors du chargement, la fissure subit une ouverture élastique, conduisant à un émoussement de la pointe de la fissure, qui s'amorce à un seuil d'intensité de contrainte désigné par k_{th} . Pour formuler son modèle, Zheng [40] a introduit le facteur d'intensité de contrainte effective $\Delta k_{eff} = k_{max} - k_{th}$, s'écartant du paramètre conventionnel $\Delta k = k_{max} - k_{min}$, car aucune croissance de fissure ne se produit en dessous k_{th} . En employant ce nouveau paramètre parallèlement à l'hypothèse établie par Lal et Weiss, Zheng [39] a dérivé son modèle comme suit (équation II.13):

$$\frac{da}{dN} = X_f = X(\sigma = \sigma_{ff}) \quad (II.13)$$

Maintenant d'après la mécanique linéaire de la rupture, la contrainte dans la direction de la charge appliquée le long de la fissure (axe des x) est calculée à partir l'équation II.14

Chapitre II : État de l'art sur les modèles de propagation des fissures sous chargement constante

$$\sigma_{yy} = \frac{k_I}{\sqrt{2\pi x}} \quad (\text{II.14})$$

Et à l'emplacement x_f sur la figure II.1 :

$$X_f = \frac{k_I^2}{2\pi\sigma_{ff}^2} \quad (\text{II.15})$$

En combinant les équations (II.14) et (II.15) et en utilisant le nouveau paramètre de rupture Δk_{eff} la nouvelle expression exprimée sous la forme suivante :

$$\frac{da}{dN} = \frac{1}{2\pi\sigma_{ff}^2} k_{ff}^2 = \frac{1}{2\pi\sigma_{ff}^2} (k_{\text{max}} - k_{\text{th}})^2 \quad (\text{II.16})$$

Avec σ_{ff} , si La résistance théorique des matériaux métalliques égale à $\sqrt{E\sigma_f\varepsilon_f}$ et $\sigma_f = \sigma_u(1 + RA)$ et $\varepsilon_f = -\ln(1 - RA)$ sont respectivement la résistance à la rupture et la ductilité à la rupture des matériaux.

σ_u : la contrainte ultime

RA : la réduction de la surface des éprouvettes à la rupture lors de l'essai de traction.

Alors l'équation (II.16) devient

$$\frac{da}{dN} = \frac{1}{2\pi E\sigma_f\varepsilon_f} (k_{\text{max}} - k_{\text{th}})^2 \quad (\text{II.17})$$

Lorsque $R=0$, $\Delta K = k_{\text{max}}$ et $\Delta k_{\text{th}} = k_{\text{th}}$ sa donne

$$\frac{da}{dN} = B(\Delta K - \Delta k_{\text{th}})^2 \quad (\text{II.18})$$

Avec

$$B = \frac{1}{2\pi E\sigma_f\varepsilon_f} \quad (\text{II.19})$$

Il est déterminé à partir des propriétés de traction métalliques. Pour les situations où $R = 0$, Δk_{th} est défini par l'équation suivante :

$$\Delta k_{\text{th}} = \Delta k_{\text{th}0}(1 - R)^Y \quad (\text{II.20})$$

Chapitre II : État de l'art sur les modèles de propagation des fissures sous chargement constante

Dans l'étude de Zheng en 1983 [40], Δk_{th0} représente la valeur seuil de propagation des fissures pour un rapport de contrainte égal à zéro, tandis que γ est une constante comprise entre 0 et 1. Zheng a établi que l'équation (II.18) reste applicable lorsque $\frac{da}{dN} \leq 10^{-3}$ mm/cycle, correspondant aux régions I et II pour les matériaux testés dans son étude. Les résultats expérimentaux, ainsi que les résultats prévus pour divers métaux, sont résumés dans le tableau 2 des travaux de Zheng [40]. Ce modèle est attrayant en raison de son efficacité à prédire la croissance des fissures de fatigue dans les régions I et II [32], et les paramètres impliqués sont facilement obtenables avec une signification physique apparente. Une exploration et une validation plus approfondies de ce modèle sur une gamme plus large de matériaux pourraient améliorer son applicabilité et son utilité dans l'analyse de la croissance des fissures par fatigue.

II.8 Modèle de Wang

Wang et al [41] ont introduit un nouveau cadre pour évaluer l'accumulation de dommages, dans lequel ils ont incorporé la composante plastique de l'intégrale J [36] comme facteur significatif contribuant aux dommages, issu d'une formulation simple de la propagation des fissures de fatigue. Leurs recherches ont démontré que la vitesse de propagation des fissures ne dépend pas uniquement de ΔK , mais plutôt de la résistance moyenne à la rupture et de l'amplitude du facteur d'intensité de contrainte effectif dans les régions II et III. Le modèle résultant, délimité par l'équation (II.21), résume ces complexités, offrant une compréhension plus complète de la dynamique de croissance des fissures de fatigue. Ce modèle représente une avancée significative dans l'analyse de la fatigue, car il prend en compte non seulement les propriétés mécaniques du matériau mais également les effets de la déformation plastique, offrant ainsi une compréhension plus approfondie des mécanismes régissant le comportement de propagation des fissures.

$$\frac{da}{dN} = h \frac{k_{\max}^4}{\sigma_y^2} \left[\frac{1}{1-\varepsilon^2} - \frac{1}{1-(R\varepsilon)^2} \right] \left[\frac{1}{\sqrt{1-\varepsilon^2}} - \frac{1}{\sqrt{1-(R\varepsilon)^2}} \right]^2 \quad (\text{II.21})$$

Avec

Chapitre II : État de l'art sur les modèles de propagation des fissures sous chargement constante

$$\varepsilon^2 = \frac{k_{\max}^2}{2k_{\text{eff}}} \quad (\text{II.22})$$

$$k_{\max} = \sigma_y \sqrt{\overline{\sigma}_y} a \quad (\text{II.23})$$

Où

h : Constante dépendant du matériau

σ_y : Résistance local à la rupture

$\overline{\sigma}_y$: Résistance locale moyenne à la rupture

La validité du modèle a été confirmée par la validation par rapport aux données expérimentales décrites dans ASTM STP 789 par Miller et Gallagher [42]. L'analyse ultérieure a révélé un alignement satisfaisant entre les données du test et la formule proposée, indiquant une bonne corrélation.

II.9 Modèle de Dowling et Begley

Les modèles de propagation des fissures de fatigue décrits précédemment utilisent le facteur d'intensité de contrainte ΔK comme paramètre fondamental pour caractériser le comportement de rupture, maintenant ainsi l'applicabilité de la mécanique de rupture linéaire. Cependant, dans des scénarios spécifiques où ΔK est jugé inadéquat pour caractériser la propagation des fissures de fatigue, Dowling et Begley [36] proposent d'utiliser l'intégrale de contour ΔJ comme paramètre de fracture alternatif. Ils ajustent les taux de propagation des fissures de fatigue sur la base d'une relation de loi de puissance avec ΔJ , telle qu'exprimée par l'équation II.24 :

$$\frac{da}{dN} = C_{BD} \Delta J^{m_{BD}} \quad (\text{II.24})$$

Cette équation est utilisée dans des scénarios dans lesquels la formation de fissure de fatigue se produit dans des conditions de déformation à grande échelle, et elle est assez similaire à l'équation de Paris (I.9) dans la mesure où elle s'adapte aux données de la zone II sans prendre en compte l'effet du rapport de charge R .

II.10 Modèle de fermeture de fissure (modèle d'Elber)

Le première modèle basée sur le concept de fermeture de fissure introduit par Elber [43]. Il a proposé que lorsqu'une charge de traction est appliquée loin de la région des contraintes résiduelles de compression derrière le fond de la fissure, les fissures de fatigue peuvent potentiellement se fermer. Ce phénomène, connu sous le nom de fermeture de fissure induite par la plasticité, est représenté visuellement sur la figure II.2. La formation d'une zone plastique en fond de fissure contribue activement au mécanisme de fermeture de la fissure, représentant un aspect essentiel du comportement de propagation des fissures par fatigue. Ce concept souligne l'interaction dynamique entre le chargement mécanique et le comportement des matériaux en mécanique de la rupture, offrant des informations précieuses sur les mécanismes sous-jacents régissant la fermeture des fissures.

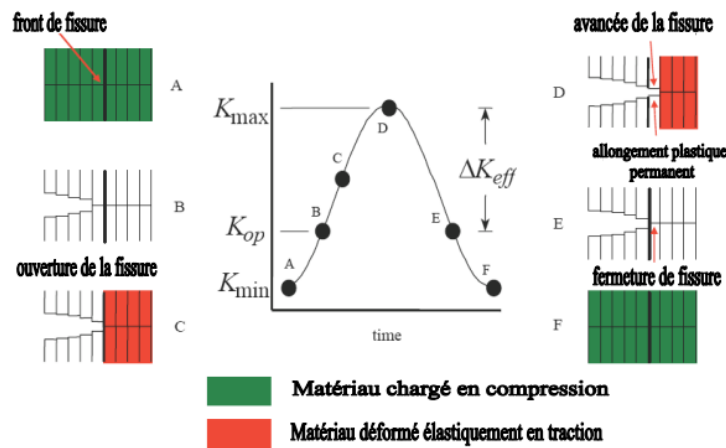


Figure II.2: Principe d'ouverture et de fermeture de la fissure [13]

$$\frac{da}{dN} = C\Delta k_{eff}^m \tag{II.25}$$

Où :

$$\Delta k_{eff} = k_{max} - k_{op} \tag{II.26}$$

C et m sont des paramètres expérimentaux du modèle d'Elber.

Le facteur d'intensité de contrainte peut être exprimé par la fonction $U(R)$ (l'équation II.28)

Chapitre II : État de l'art sur les modèles de propagation des fissures sous chargement constante

$$\Delta k_{\text{eff}} = U(R)\Delta k \quad (\text{II.27})$$

Avec

$$U(R) = \frac{k_{\text{max}} - k_{\text{op}}}{k_{\text{max}} - k_{\text{min}}} \quad (\text{II.28})$$

La fonction $U(R)$, un élément essentiel dans la compréhension du comportement des matériaux sous chargement de fatigue, a été au centre de nombreuses recherches. Elber [43] a mené des études révolutionnaires pour établir la fonction $U(R)$ de l'alliage d'aluminium 2024 T351 dans des conditions de contrainte plane.

$$U(R) = 0.5 + 0.4R \quad -0.1 \leq R \leq 0.7 \quad (\text{II.30})$$

Plusieurs modèles alternatifs de fermeture de fissures de fatigue, inspirés du modèle Elber, ont été conçus pour s'adapter à diverses compositions d'alliages d'aluminium. Parmi ceux-ci, il convient de noter le modèle proposé par Katcher et Kaplan [44] adopté à l'alliage d'aluminium 2219 T851 (équation II.31). De plus, le modèle introduit par Kumar et Garg [45] est spécifiquement conçu pour l'alliage d'aluminium 6061 T6 (équation II.32). De plus, le modèle de Chand et Garg [46] représente une autre contribution significative dans ce domaine (équation II.33).

$$U = 0.68 + 0.91R \quad 0.08 < R < 0.3 \quad (\text{II.31})$$

$$U = 0.69 + 0.5R + 0.12R^2 \quad 0.2 < R < 0.3 \quad (\text{II.32})$$

$$U = \frac{k_{\text{max}}}{1000} \left(\frac{8.80R + 60}{8.80} \right) + 1.30R + 0.20 \quad (\text{II.33})$$

II.11 Modèle de NASGRO

Le modèle NASGRO [24] est une méthodologie largement utilisée pour prédire la croissance des fissures de fatigue dans les matériaux métalliques, en particulier dans les applications d'ingénierie aérospatiale et structurelle. Développé par le "Fatigue Crack Growth and S-N data Retrieval Project (NASGRO)" de la NASA, il offre un

Chapitre II : État de l'art sur les modèles de propagation des fissures sous chargement constante

cadre complet pour caractériser le comportement de croissance des fissures dans des conditions de chargement cyclique. Le modèle intègre divers paramètres tels que les propriétés des matériaux, les facteurs d'intensité de contrainte et les facteurs environnementaux pour estimer le taux de propagation des fissures au fil du temps exprimé sous la forme suivante :

$$\frac{da}{dN} = C \left[\frac{1-f}{1-R} \Delta k \right]^n \frac{\left(1 - \frac{\Delta k_{th}}{\Delta k}\right)^p}{\left(1 - \frac{k_{max}}{k_{crit}}\right)^q} \quad (\text{II.34})$$

C, n, p, q sont des paramètres empiriques

k_{max} et k_{crit} sont respectivement le facteur d'intensité de contrainte maximale et le facteur d'intensité de contrainte critique.

III. MODELES RECENTS

L'évaluation de la durée de vie en fatigue à l'aide des modèles précédents nécessite des procédures numériques approfondies pour évaluer tous les paramètres. Pour remédier à ces limites, Mohanty et al [25]. A conçu un nouveau modèle simple connu sous le nom de modèle exponentiel. Ce modèle établit une relation entre la longueur de la fissure "a" et le nombre de cycles "N", en s'appuyant sur les paramètres du matériau et les conditions de chargement pour sa détermination.

III.1 Modèle exponentiel

Le modèle proposé par Mohanty et al en 2009 [25] est basé sur le caractère exponentiel de la croissance des fissures de fatigue avec le nombre de cycles de chargement. La principale caractéristique du modèle est que l'exposant (c'est-à-dire le taux de croissance spécifique m_{ij}) de l'équation exponentielle. Le modèle a été judicieusement corrélé avec diverses variables physiques telles que les paramètres de chargement et les propriétés des matériaux sous forme non dimensionnelles nommé I (l'équation II.35) afin que le même modèle puisse être utilisé pour différentes conditions de chargement ainsi que différents régimes (II et III) de croissance des fissures, ce référencé [25] offre les différent étapes du formulation de modèle exponentiel pour deux alliage d' aluminium 7020-T7 et Al 2024-T3.

Chapitre II : État de l'art sur les modèles de propagation des fissures sous chargement constante

$$l = \left[\left(\frac{\Delta K}{K_c} \right) \left(\frac{K_{\max}}{K_c} \right) \left(\frac{\sigma_{ys}}{E} \right) \right]^{\frac{1}{4}} \quad (\text{II.35})$$

Où

K_c = la ténacité en contrainte plane

E = module de Young

$$N_j = \frac{\ln \left(\frac{a_j}{a_i} \right)}{m_{ij}} + N_i \quad (\text{II.36})$$

N = nombre de cycle

a : la longueur de fissure

Les différentes valeurs de « m » et « l » sont corrélées par un polynôme de degré 3 (l'équation II.37)

$$m_{ij} = A.l^3 + B.l^2 + C.l + D \quad (\text{II.37})$$

Les constantes A , B , C et D sont des paramètres d'approximation.

Une contribution améliorant le modèle exponentiel a été proposé par Benachour et al. [47] pour l'alliage d'aluminium 2024 T351 sous chargement constant avec différent rapport de charge.

III.2 Model Gamma

Pawan et al [48]. Ont formulé un nouveau modèle nommé « Fonction Gamma » basé sur les procédures de formulation de modèle exponentiel [20] pour modéliser la propagation de fissure par fatigue dans des échantillons de tuyaux fissurés partiellement en 3016 L.

III.3 Modèle des réseaux de neurones

Pour répondre aux contraintes des modèles conventionnels et améliorer la précision de la prévision de la propagation des fissures de fatigue, les chercheurs se sont de plus en plus penchés sur des méthodologies plus sophistiquées et interdisciplinaires au cours des dernières décennies. Récemment, les techniques d'apprentissage automatique, en particulier celles utilisant des réseaux de neurones

Chapitre II : État de l'art sur les modèles de propagation des fissures sous chargement constante

artificiels (RNA), ont pris de l'importance dans la détection des fissures de fatigue et la prévision de la durée de vie en fatigue dans le domaine de la science des matériaux [49]. Les RNA présentent une compétence notable dans la compréhension des relations entrées-sorties complexes des systèmes dynamiques non linéaires grâce à une formation approfondie avec de nombreux ensembles de données. Compte tenu des complexités inhérentes aux processus de croissance des fissures sous chargement cyclique, comme en témoignent à la fois les études de comportement mécanique et les modèles traditionnels de croissance des fissures évoqués précédemment, le phénomène peut être considéré comme un système dynamique hautement non linéaire, variable dans le temps et multivariable. Par conséquent, dans les scénarios où une compréhension globale du comportement du système fait défaut, l'utilisation d'une approche basée sur RNA devient particulièrement intéressante pour caractériser la dynamique complexe de propagation des fissures. D'après Jie Chen et al [49], la modélisation par réseau de neurones de fatigue classé en plusieurs catégories de 1990 jusqu'à 2021, cette classification tout dépend de modèle de réseau de neurones applique, type de matériaux de l'éprouvette ou bien les Structure et enfin le problème de fatigue résolue [49]. L'approche prédominante adoptée dans une partie importante de la littérature publiée implique l'utilisation de réseaux neuronaux à action directe, principalement en raison de leur simplicité. Ces réseaux de neurones sont privilégiés pour leur efficacité à modéliser la propagation des fissures de fatigue, notamment dans le contexte des métaux. Il convient toutefois de noter que l'accent mis sur les métaux est relativement disproportionné par rapport aux autres types de matériaux [49]. Cette section propose un état de l'art de l'utilisation des réseaux de neurones dans les applications liées à la fatigue. L'organisation de cette section s'aligne sur deux catégories distinctes décrites dans la Figure II.3: prévision de la durée de vie en fatigue, propagation des fissures de fatigue.

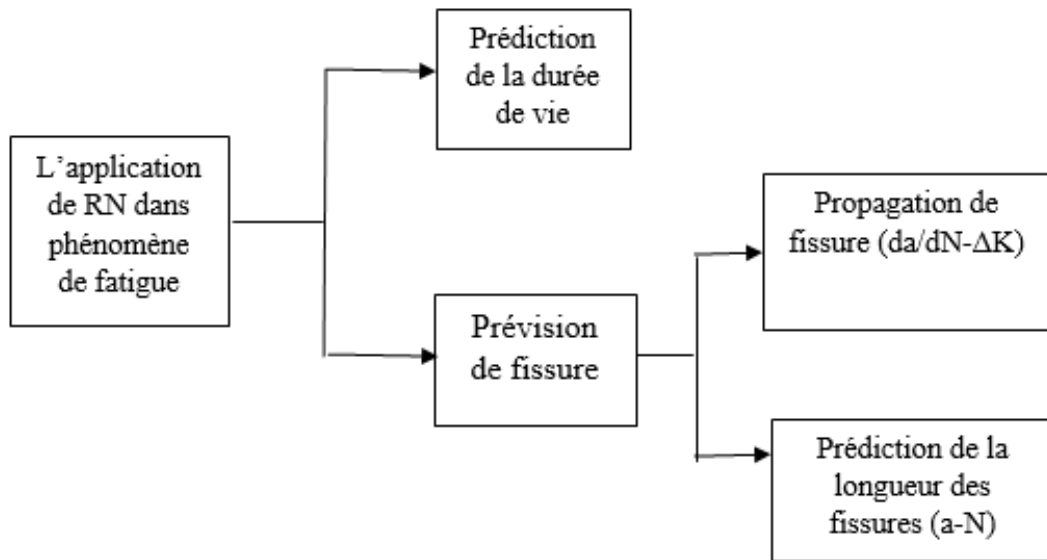


Figure II.3 : Catégorie d'application des réseaux de neurones sur le phénomène de fatigue

❖ Prédiction de la durée de vie

La prédiction de la durée de vie en fatigue apparaît comme un point central dans le domaine des applications des réseaux neuronaux (RN) dans l'analyse de la fatigue, attirant une attention considérable de la part des chercheurs. Une méthodologie répandue implique l'utilisation de divers paramètres matériels et expérimentaux comme variables d'entrée, la durée de vie en fatigue servant de variable de sortie. Dans une étude de Maleki et al. [50], l'influence des traitements de grenailage sur les performances en fatigue des aciers au carbone a été examinée expérimentalement. Yan et coll. [51] ont conçu un modèle de réseau neuronal à action directe (RNAD) pour estimer la durée de vie des mélanges d'asphalte soumis à des charges de fatigue en flexion en quatre points. De même, Dresia et al. [52] ont utilisé un (RNAD) pour prédire la durée de vie en fatigue des chambres de combustion des moteurs-fusées liquides. Les réseaux neuronaux à fonction de base radiale (RNFB) ont également trouvé des applications dans la prévision de la durée de vie en fatigue, comme l'ont démontré Guo et al. [53], qui ont étudié l'impact de la température de revenu et des milieux de trempes sur la durée de vie en fatigue de l'acier au carbone à l'aide de RNFB. Zhi et al. [54] ont développé un modèle RNFB pour éclairer la relation entre les variables d'optimisation et la durée de vie en fatigue des robots de soudage, dans le

Chapitre II : État de l'art sur les modèles de propagation des fissures sous chargement constante

but de contourner les inefficacités informatiques associées aux modèles physiques complexes. De plus, d'autres architectures de réseaux neuronaux ont été utilisées pour prédire la durée de vie en fatigue. Zhou et al [55] a développé un ensemble de réseaux neuronaux multiples pour prédire la fatigue de contact durée de vie d'un revêtement céramique. Ahmad et coll. [56] ont opté pour un réseau neuronal convolutif pour modéliser la durée de vie en fatigue. Jarrah et al. [57] et Vassilopoulos et al. [58] utilisant des systèmes neuro-flou (SNF) pour prédire la durée de vie en fatigue des composites. Les réseaux de neurones bayésiens ont également été exploités, SolanoÁlvarez et al. [59] ont utilisé un réseau neuronal bayésien pour étudier les effets des traitements thermiques et des compositions chimiques sur la durée de vie en fatigue par contact de roulement des aciers.

❖ Prévission de la fissure

L'application du réseau neuronal (RN) pour les fissures de fatigue englobe diverses facettes, notamment la prédiction, la détection et les mesures, chacune jouant un rôle crucial dans l'avancement de l'analyse de fatigue et de l'évaluation de l'intégrité structurelle.

• Propagation de fissure ($da/dN-\Delta K$)

La prédiction dans l'analyse de fatigue implique l'utilisation de modèles de réseaux neuronaux (RN) pour estimer le comportement de croissance et les caractéristiques de propagation des fissures de fatigue dans diverses conditions de chargement et compositions de matériaux. Par exemple, Mohanty et al. [60] ont mené une étude axée sur l'impact du rapport de charge sur la propagation des fissures de fatigue dans les alliages d'aluminium, en utilisant des réseaux neuronaux à action directe. Les entrées du modèle comprenaient des paramètres tels que la plage d'intensité de contrainte (ΔK), le facteur d'intensité de contrainte maximale (K_{max}) et le rapport de charge (R), tandis que la variable de sortie était le taux de croissance des fissures (da/dN). En revanche, Iacoviello et al [61] ont adopté une approche différente en utilisant da/dN comme variable d'entrée et ΔK comme variable de sortie pour modéliser la relation $\Delta K-da/dN$, abordant cet aspect de l'analyse des fissures de fatigue. Diverses autres architectures de réseaux neuronaux ont été utilisées dans la littérature pour modéliser les taux de croissance des fissures de fatigue. Par exemple, Allegri[62] a utilisé des méthodes d'apprentissage extrêmes pour étudier les effets des modes de rupture et des

Chapitre II : État de l'art sur les modèles de propagation des fissures sous chargement constante

rapports de charge sur la croissance des fissures de fatigue. De plus, des réseaux neuronaux à fonction de base radiale ont été utilisés par Zhang et al. [63] pour considérer le rapport de stress et les effets de surcharge, ainsi que par Mortazavi et al. [64] pour analyser le comportement de croissance des fissures courtes et longues. Xie et al. [65] ont utilisé des réseaux neuronaux dynamiques pour déterminer les charges d'ouverture des fissures. Haque et al [66] ont développé un modèle de conception d'architecture (RNAD) pour prédire la ténacité des matériaux en fonction des caractéristiques de la microstructure. De plus, Schooling et al. [67] ont appliqué des réseaux neuronaux bayésiens et des réseaux neuro-flou pour prédire les seuils de fatigue dans les superalliages à base de Ni,

- **Prédiction de la longueur des fissures (a-N)**

En plus de l'analyse détaillée de la croissance des fissures, la longueur des fissures peut également être directement modélisée via la relation taille des fissures-nombre de cycles (a-N). La prédiction de la longueur des fissures fait référence à l'utilisation de techniques NN pour quantifier avec précision les paramètres clés liés à la géométrie des fissures de fatigue. Okafor et al [68] ont été étudiés à l'aide de l'émission acoustique (EA) pour la prédiction de la longueur de fissure en fatigue. Les réseaux neuronaux à action directe sont utilisés Avec le nombre de cycles, le signal EA est utilisé comme entrées.la sortie est la longueur de la fissure. De même Younis et al. [69] ont étudié l'effet du rapport de charge sur la croissance des fissures de fatigue à l'aide de réseaux neuronaux à fonction de base radiale. Li et al [70] ont utilisé des réseaux neuronaux à filtrage flou pour prédire la longueur des fissures.

V. CONCLUSION

En conclusion, la littérature sur les modèles de croissance des fissures de fatigue met en évidence à la fois les approches classiques ancrées dans les principes de la mécanique de la rupture et les techniques informatiques émergentes telles que les réseaux de neurones et l'apprentissage automatique. Même si les modèles classiques fournissent des informations fondamentales, ils peuvent être limités par des simplifications. Les modèles avancés sont prometteurs dans les captures de comportements complexes des fissures par fatigue, mais nécessitent une validation et un perfectionnement supplémentaires.

Chapitre II : État de l'art sur les modèles de propagation des fissures sous chargement constante

L'objectif principal du développement de modèle de propagation de fissure de fatigue est de fournir des outils fiables pour prévoir la longueur de fissure propagée en fatigue des éléments structurels. Cependant, l'essence d'un modèle scientifique réside dans sa simplicité et sa mise en œuvre rapide. Le but de cette étude est d'introduire deux modèles de prédiction de la longueur de fissure propagée de fatigue adaptés au chargement à amplitude constante, en s'efforçant d'englober divers paramètres de matériaux et condition de chargement. Cette initiative s'appuie sur des études expérimentales sur la propagation des fissures de fatigue menées sur l'alliage d'aluminium 2024 T351 par Benachour [71]. Une explication complète de chaque modèle et des procédures expérimentales sera fournie respectivement dans les chapitres trois et quatre.

CHAPITRE III :
MODELISATION DE LA PROPAGATION
DE FISSURES DE FATIGUE
PAR LA FONCTION GAMMA

I. INTRODUCTION

Dans ce chapitre on a visée à prédire la propagation des fissures de fatigue dans les échantillons Charpy à encoche en V fabriqués en alliage d'aluminium 2024 T351. Une nouvelle approche a été introduite de la croissance des fissures de fatigue utilisant la « fonction Gamma ». Des essais expérimentaux de fatigue sont effectués sur des rapports de contraintes allant de 0,1 à 0,5 dans des conditions de chargement à amplitude constante. Le modèle empirique repose principalement sur des paramètres physiques et des propriétés matérielles représentés sous forme non dimensionnelle. La validation de la prévision de durée de vie en fatigue est effectuée à l'aide de mesures de pourcentage d'écart, de taux de prédiction et d'erreur de bande.

II. PARTIE EXPERIMENTALE

Dans cette partie, les données sur la propagation des fissures de fatigue utilisées dans le processus de modélisation proviennent de travaux précédemment publiés par Benachour et al. [47,71]. De plus, des détails expérimentaux complets relatifs aux essais de fatigue sont fournis dans les mêmes références. Les tests de fatigue expérimentaux ont été réalisés sur des éprouvettes types V-Charpy dans une configuration de flexion en quatre points en alliage d'aluminium 2024 T351 extrait d'une plaque dans l'orientation TS, conformément aux directives décrites par la norme ASTM E647. Les éprouvettes utilisées dans les essais de fatigue ont une section transversale carrée ($B \times h$) de $10 \times 10 \text{ mm}^2$ (Figure III.1) et ont été soumises à des charges cycliques par flexion quatre points.

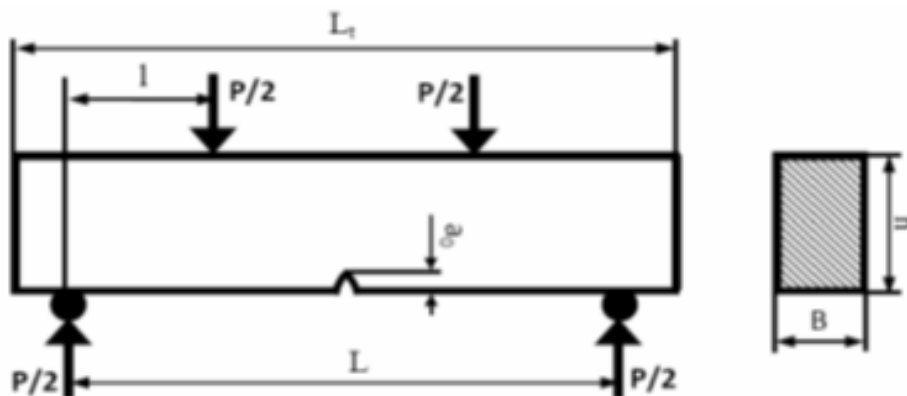


Figure III.1 : Assemblage schématique et dimensions de l'éprouvette

Chapitre III : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par la fonction Gamma

Avec :

P : chargement

B : épaisseur de l'éprouvette

h : hauteur de l'éprouvette

a_0 : Longueur de l'entaille

L : longueur de l'éprouvette

Les dimensions des éprouvettes sont présentées dans le tableau III.1, fournissant des détails essentiels pour la géométrie de l'éprouvette. La composition chimique et les propriétés mécaniques de l'alliage d'aluminium sont données par respectivement par les tableaux III.2 et III.3.

Tableau III.1 : Dimension de l'éprouvette en flexion quatre points

Lt	L	l	h	B	a₀
64	50	14.5	10	10	2

Tableau III.2 : Composition chimique de l'alliage d'aluminium 2024 T351

Élément	Si	Fe	Cu	Mn	Mg	Cr	Ti	Zn	Pb	Ni	Al
%	0.105	0.159	3.97	0.449	1.5	0.05	0.018	0.109	0.056	0.02	reste

Tableau III.3 : Propriétés mécaniques de l'alliage d'aluminium 2024 T351

$\sigma_{0.2}$	σ_R	A	E	G	ν
363	477	12.5	74	27.82	0.33

Les essais de fatigue ont été réalisés sur la machine Servo-hydraulique "MTS 810" d'une capacité de 100 KN (Figure III.2). Les échantillons ont subi des essais de fatigue pour un chargement à amplitude constante à une fréquence de 10 Hz, utilisant un profil de signal sinusoïdal, et ont été maintenus à température ambiante (23 °C) tout au long des essais. Le suivi des fissures est assuré à l'aide de deux lunettes

Chapitre III : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par la fonction Gamma

micrométriques positionnées pour suivre l'avancement de la fissure sur les faces avant et arrière (Figure III.3).

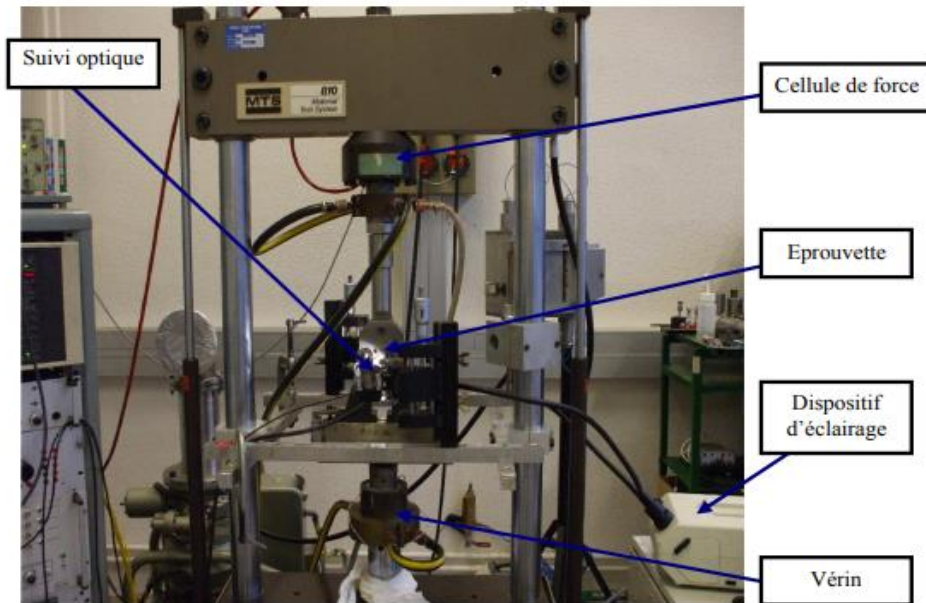


Figure III.2 : Machine des essais de fatigue à servo-hydraulique "MTS 810" [71]

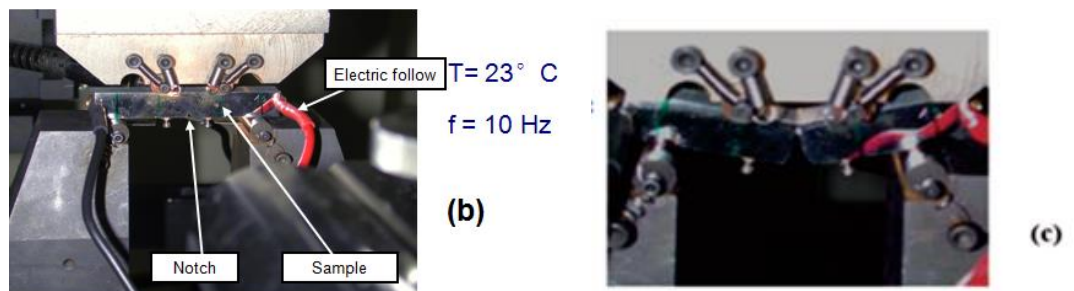


Figure III.3 : Essais de fatigue en flexion quatre points. (b) assemblage réel avec suivi électrique (c) éprouvette rompu [71]

Pour déterminer la paire (a_i, N_i) , un micromètre optique avec un grossissement de $20 \times$ a été utilisé pour mesurer la longueur de fissure " a_i ", tandis que le nombre correspondant de cycles " N_i " a été enregistré sur le compteur de nombre de cycles. Ce compteur est positionné dans la section Commande.

Chapitre III : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par la fonction Gamma

Comme mentionné dans le chapitre 02 le facteur d'intensité de contrainte est un paramètre important pour modéliser la propagation de la fissure, il dépend de la géométrie de chaque éprouvette. Dans notre cas le facteur d'intensité de contrainte est calculé à l'aide de l'équation (III.1) [2] :

$$k = \frac{3pl\sqrt{\pi a}}{Bh^2} f\left(\frac{a}{h}\right) \quad (III.1)$$

Avec "f" la fonction de correction géométrique [71] donné par l'équation III.2

$$f\left(\frac{a}{h}\right) = 14\left(\frac{a}{h}\right)^4 - 13,08\left(\frac{a}{h}\right)^3 + 7,33\left(\frac{a}{h}\right)^2 - 1,4\left(\frac{a}{h}\right) + 1,122 \quad (III.2)$$

De plus, « a » désigne la longueur de fissure mesurée à partir de la surface libre des éprouvettes, tandis que les valeurs de charge appliquée répertoriées dans le tableau III.4 sont référencées à partir de la longueur de fissure initiale, a_0 , sous divers rapports de charge (voire l'équation III.3).

$$R = \frac{\sigma_{min}}{\sigma_{max}} = \frac{P_{min}}{P_{max}} \quad (III.3)$$

Où P_{min} et P_{max} est le chargement minimal et chargement maximale.

Les données expérimentales et les paramètres de chargement correspondant aux différents rapports de charge "R" sont détaillés au tableau 4, avec R allant de 0,1 à 0,5. Pour cette étude, la charge maximale appliquée est maintenue approximativement constante donc ont modifié la charge minimale pour avoir différents rapports de charge.

Tableau III.4: Conditions de chargement expérimentales et longueurs de fissures initiales et finales équivalentes pour différents rapports de contrainte

R	a_0 (mm)	a_f (mm)	P_{min} (kN)	P_{max} (kN)	ΔP (kN)	N (Cycles)	ΔK_0 (MPA \sqrt{m})	ΔK_f (MPA \sqrt{m})
0.1	3.34	7.875	0.115	1.149	1.034	382000	5.395	22.696
0.2	3.31	7.14	0.237	1.184	0.947	569700	4.85	16.88
0.3	3.365	7.365	0.348	1.16	0.812	547000	4.22	15.90
0.5	2.735	6.28	1.25	2.50	1.25	240000	5.535	15.82

Chapitre III : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par la fonction Gamma

Les données expérimentales collectées à partir d'essais de propagation des fissures de fatigue menés sous divers rapports de charges notés R sont illustrés à la Figure III.4 [71]. En examinant les résultats, il devient évident que le rapport de charge et l'amplitude du chargement son influencent de manière significative sur le comportement de propagation des fissures.

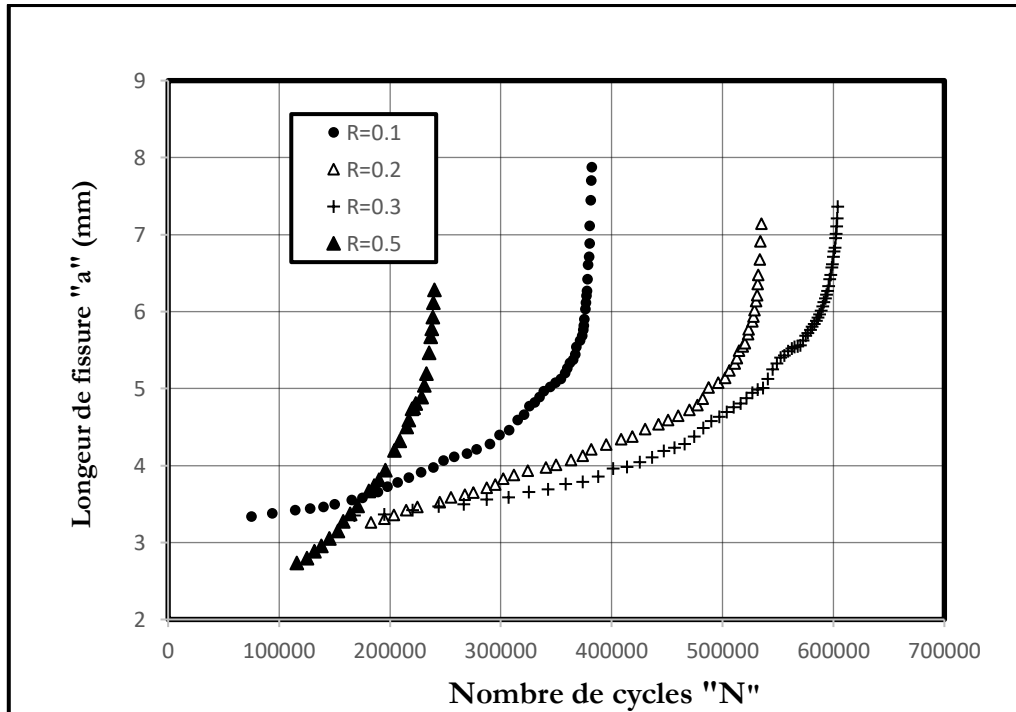


Figure III.4 : Durée de vie expérimentale en fatigue d'alliage d'aluminium 2024 T351[71]

III. MODELISATION PAR LA FONCTION GAMMA

Pour éviter les dysfonctionnements et les ruptures catastrophiques liés au phénomène de fatigue, nous avons développé un modèle empirique de propagation des fissures en fonction du nombre de cycles utilisant une fonction Gamma. La fonction Gamma « Γ » est une fonction complexe, également considérée comme une fonction particulière. Cela a été introduit par le mathématicien suisse Leonhard Euler au XVIIIe siècle [72]. Pour tout nombre complexe z tel que $\text{Re}(z) > 0$, nous définissons la fonction Gamma comme suit :

Chapitre III : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par la fonction Gamma

$$\Gamma(z) = \int_0^{\infty} t^{z-1} e^{-t} dt \quad (III.4)$$

Pour mener une étude empirique, il faudrait passer par différentes étapes. Tout d'abord, nous modifions la fonction Gamma avec "t" représentant le nombre de cycles N, et prenons Z comme rapport sans dimension, permettant ainsi la corrélation des paramètres agissant sur la propagation de la fissure (intrinsèque, extrinsèque) :

$$\frac{ma_j}{B} = \int_0^N N^{\left(\frac{ma_i}{B}-1\right)} e^{-N} dN \quad (III.5)$$

Avec :

$$Z = \frac{m_{ij}a}{B} \quad (III.6)$$

Où a_i et a_j représentent la longueur de la fissure, "B" l'épaisseur de l'éprouvette et "m" le taux de croissance spécifique. Le taux de croissance spécifique m_{ij} est décrit comme un paramètre ajustable du modèle Gamma. Sur la base des données expérimentales précédentes (a-N) et à l'aide d'un programme MATLAB, nous calculons les valeurs de m_{ij} de manière incrémentale à chaque cycle jusqu'à (N) finale et avec un pas régulier de 0,05 mm de la longueur de fissure "a" afin de réduire les dispersions liées aux mesures. Dans la suite les valeurs de « m » seront corrélées aux paramètres qui agissent sur la propagation des fissures représentés par le facteur "I" (équation III.7)

$$I = \left[\left(\frac{\Delta K}{K_c} \right) \left(\frac{K_{max}}{K_c} \right) \left(\frac{\sigma_{ys}}{E} \right) \right]^{\frac{1}{4}} \quad (III.7)$$

Où ΔK représente l'amplitude du facteur d'intensité de contrainte, K_{max} le facteur d'intensité de contrainte maximal, K_C la ténacité en contrainte plane, K_{IC} la ténacité en déformation plane, E est le module de Young et σ_{YS} la limite d'élasticité.

La valeur de la ténacité à la contrainte plane K_C pour le matériau considéré est calculée à partir de la ténacité à la déformation plane K_{IC} à partir de la relation empirique d'Irwin [19] :

Chapitre III : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par la fonction Gamma

$$K_C^2 = K_{IC}^2 (1 + 1.4\beta_{IC}^2) \quad (III.8)$$

Avec :

$$\beta_{IC}^2 = \frac{1}{t} \left(\frac{K_{IC}}{\sigma_{ys}} \right) \quad (III.9)$$

Un polynôme de degré 5 (équation III.10) a donné une meilleure approximation de $m(l)$ que le polynôme de degré 3 donné par Pawan et al. [48].

$$m = A.l^5 + B.l^4 + C.l^3 + D.l^2 + E.l + F \quad (III.10)$$

Les valeurs des constantes des courbes d'ajustement (A, B, C, D, E et F) pour différents rapports de charge sont fournies au tableau III.5. Ces valeurs des constantes (A, B, C, D, E et F) dans l'équation. (III.10) sont déterminés à l'aide d'un code Excel par interpolation polynomiales des valeurs de m_{ij} en fonction des valeurs de « l ».

Tableau III.5. Valeurs des constantes des courbes d'ajustement

R- ratio	A	B	C	D	E	F
0.1	-44.955×10^4	282.743×10^3	-71.01×10^3	8932,6	-566,95	15,047
0.2	-16.18×10^4	139.644×10^3	-42.59×10^3	6101,5	-424,49	12,113
0.3	-109.75×10^4	603.626×10^3	-132.97×10^3	14714,2	-823,39	19,20
0.5	-56.762×10^4	384.000×10^3	-104.62×10^3	14404	-1008,9	29,449

Au final, la longueur de la fissure prédite est calculée à partir de l'équation III.11 :

$$a_j = \frac{t}{m_{ij}} \int_0^N N^{\left(\frac{m_{ij} a_i}{t} - 1\right)} e^{-N} dN \quad (III.11)$$

IV. RESULTAT & DISCUSSION

Le modèle empirique a été examiné en comparant les courbes de fissuration (a-N) du matériau étudié obtenues à partir du modèle Gamma avec les résultats expérimentaux et celle de modèle exponentiel [47]. Les figures III.5 à III.8 montrent l'évolution de la longueur de fissure "a" en fonction de la durée de vie en fatigue pour

Chapitre III : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par la fonction Gamma

différents rapports de charges R de 0,1 à 0,5. On remarque que la différence entre les résultats prédits par le modèle Gamma et les résultats expérimentaux est très faible pour les rapports de contraintes 0,1, 0,3 et 0,5. Concernant le décalage illustré pour le rapport de charge 0,2 est lié aux dispersions des résultats expérimentaux. Il est noté que la longueur de fissure pour les résultats prédits varie des valeurs initiales aux valeurs finales des données expérimentales avec un pas de 0,05 mm.

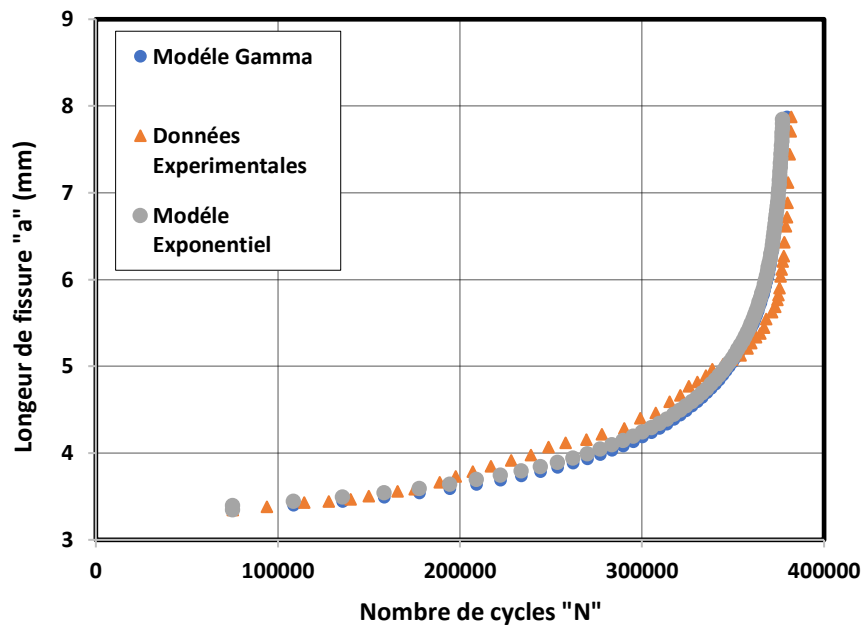


Figure III.5 : Comparaison de la longueur de fissure en fatigue prévue et expérimentale à $R = 0,1$

Chapitre III : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par la fonction Gamma

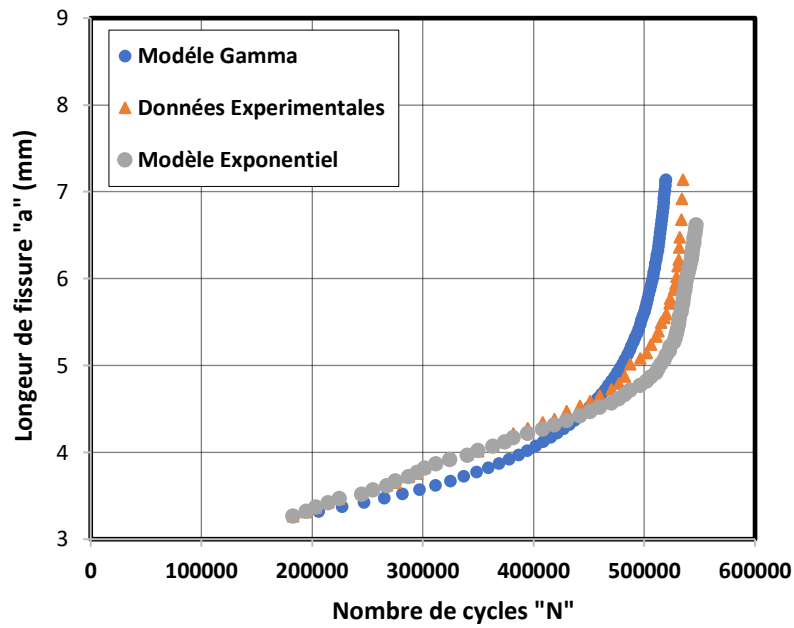


Figure III.6 : Comparaison de la longueur de fissure en fatigue prévue et expérimentale à $R = 0,2$

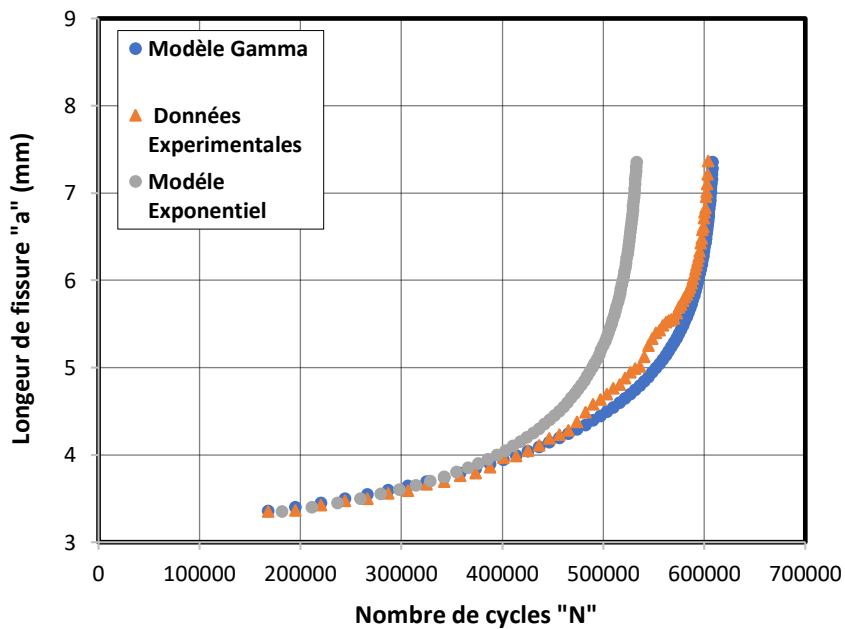


Figure III.7 : Comparaison de la longueur de fissure en fatigue prévue et expérimentale à $R = 0,3$

Chapitre III : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par la fonction Gamma

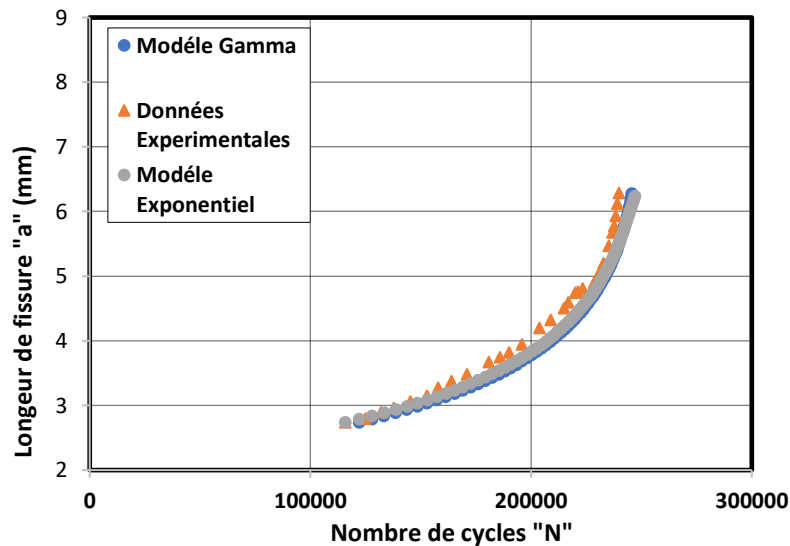


Figure III.8: Comparaison de la longueur de fissure en fatigue prévue et expérimentale à $R = 0,5$

Les évolutions des vitesses de propagation de fissure par fatigue " da/dN " en fonction de l'amplitude du facteur d'intensité de contrainte ΔK pour différents rapports de charge R variant de 0,1 à 0,5 sont présentées respectivement par les figures III.9 à III.12. Les vitesses de propagations des fissures sont déterminées par la méthode sécante. Les résultats tracés selon le modèle de Paris [22] sont tracés aussi. Les coefficients " m " et " C " sont déterminés à l'aide de la fonction puissance intégrée dans code Excel et sont donnés au tableau 6. Le modèle Gamma couvre bien le stade 2 (stade de propagation stable) de propagation des fissures. Les différentes courbes des vitesses de fissuration sont dans une position moyenne par rapport aux résultats expérimentaux, et le modèle proposé donne une relation unique de " da/dN " en fonction " ΔK " et exclut les dispersions observées dans les résultats expérimentaux.

Tableau III.6: Coefficient de modèle de paris

R	C	M
0.1	$1 \cdot 10^{-8}$	3.645
0.2	$1 \cdot 10^{-8}$	3.705
0.3	$9 \cdot 10^{-9}$	3.8712
0.5	$5 \cdot 10^{-8}$	2.928

Chapitre III : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par la fonction Gamma

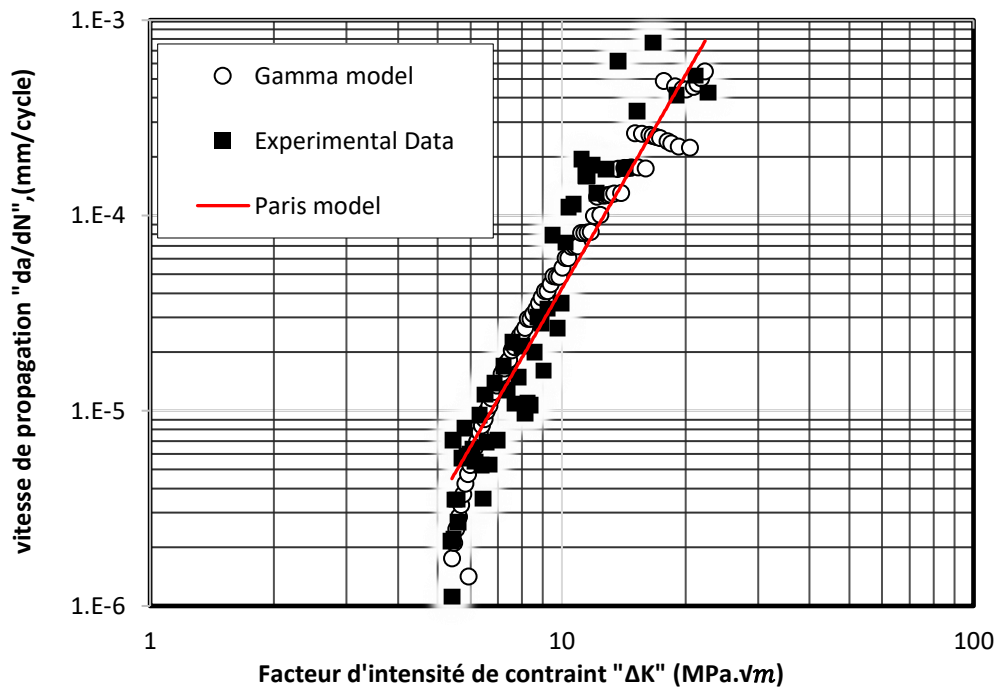


Figure III.9: Vitesses de propagation des fissures de fatigue prédites et expérimentales à $R=0,1$.

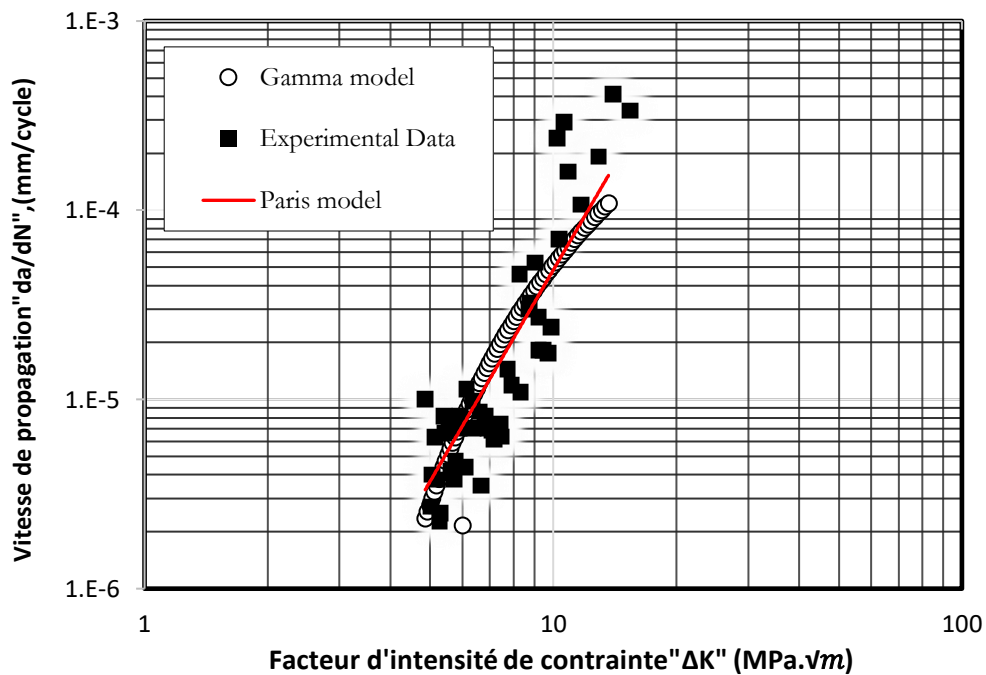


Figure III.10: Vitesses de propagation des fissures prédites expérimentaux à $R=0,2$

Chapitre III : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par la fonction Gamma

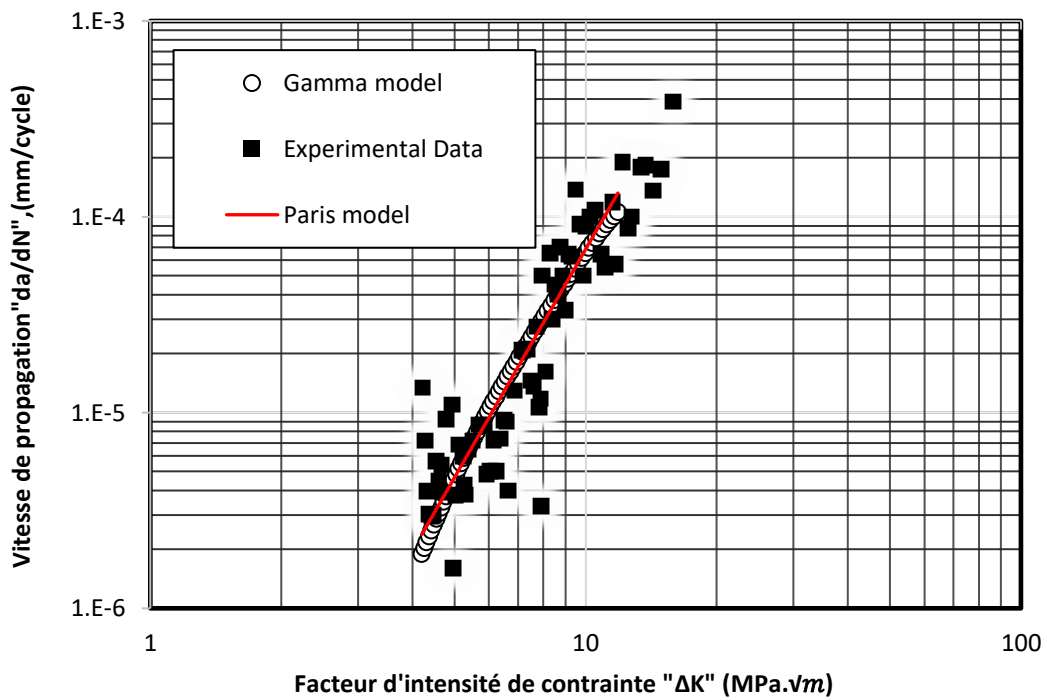


Figure III.11: Vitesses de propagation des fissures prédites expérimentaux à $R=0,3$

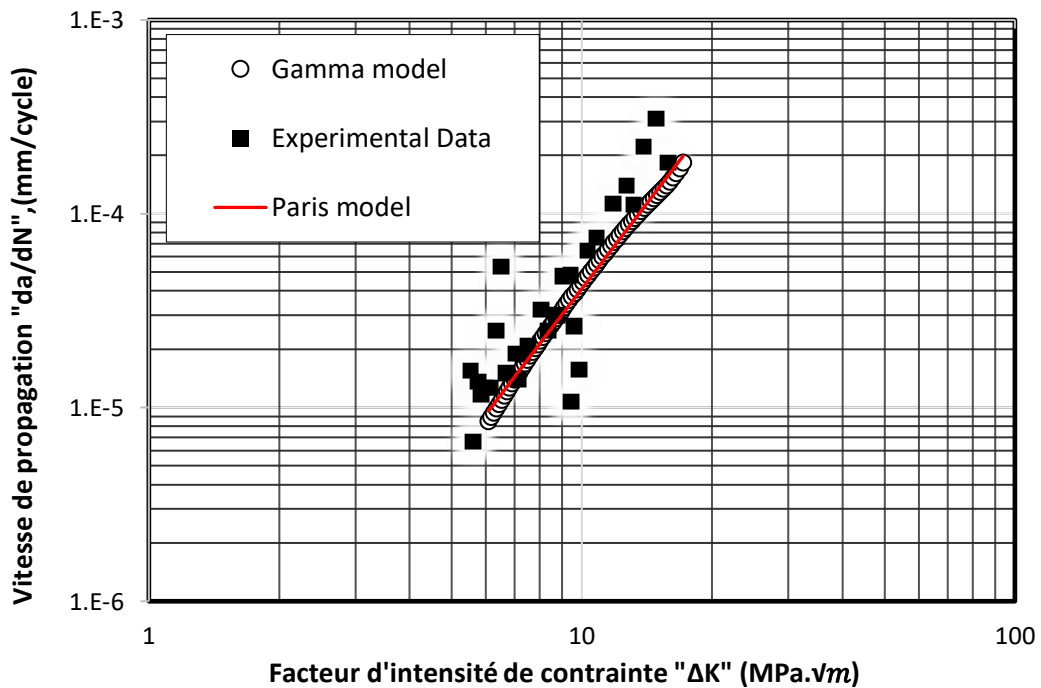


Figure III.12 : Vitesses de propagation des fissures prédites expérimentaux à $R=0,5$

❖ Discussion

Cette partie aborde la discussion des résultats prédits par la fonction Gamma et les résultats expérimentaux et aussi la précision du modèle développé. Une fois le modèle élaboré, il passera à une phase de validation. Pour faciliter une comparaison entre les résultats prédits et les données expérimentales, ainsi que pour valider les performances du modèle [25, 47], trois critères sont appliqués, à savoir le pourcentage d'écart, le rapport de prédiction et la bande d'erreur.

- **Pourcentage d'écart**

Le pourcentage d'écart définit le rapport entre les résultats (prédits-expérimentaux) sur les résultats expérimentaux et est donné par l'équation suivante :

$$\% \text{Ecart} = \frac{\text{Résultats prédit} - \text{Résultats Expérimentale}}{\text{Résultats Expérimentale}} \times 100 \quad (\text{III.12})$$

- **Rapport de prédiction**

Le rapport de prédiction définit le rapport entre les résultats expérimentaux et les résultats prédits et est donnée par l'équation suivante :

$$P_r = \frac{\text{Résultats Expérimentale}}{\text{Résultats prédit}} \quad (\text{III.13})$$

- **Bande d'erreur :**

Elle définit la dispersion de la durée de vie des résultats prédits par rapport aux résultats expérimentaux.

Le tableau III.7 montre les résultats des deux premiers critères pour différents pourcentages d'écart moyen du rapport de charge et les rapports de prédiction pour les différents rapports de charge. L'écart moyen est de 3,708%, et le rapport de prédiction est de l'ordre de 0,967. Ce résultat est cohérent avec les résultats obtenus par Heuler et al. (1986) [73], qui montrent que l'approche de prédiction sur la durée de vie est appropriée si le rapport de prédiction se situe dans l'intervalle [0,5–2].

Chapitre III : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par la fonction Gamma

Tableau III.7: Performance du modèle Gamma

R	0.1	0.2	0.3	0.5	Moyen
Ecart %	4.520	3.892	1.220	5.200	3.708
Rapport de prédiction	0.961	0.968	0.988	0.951	0.967

Les figures III.13 à III.16 illustrent les résultats du troisième critère pour différents rapports de charge. Il est à noter que les résultats pour l'alliage d'aluminium 2024 T351 étudié varient de 2% à 6%. Les résultats prévus de la durée de vie en fatigue sont déterminés pour une longueur de fissure fixe obtenue à partir de la durée de vie en fatigue expérimentale spécifiée. On le remarque sur toutes les figures de III.13 à III.16 que la bande de dispersion diminue à mesure que le nombre des mêmes points augmente. Les erreurs des bandes de dispersion pour l'alliage étudié sont du même ordre de grandeur par rapport aux résultats obtenus sur les alliages d'aluminium 2024 T3 et 7020 T7 dans les recherches de Mohanty [25, 47]. Les bandes de dispersion sont de l'ordre de 2,5% à 5% et 2,5% à 8% respectivement pour les alliages 7020 T7 et 2024 T3 pour un rapport de contrainte $R = 0,1$.

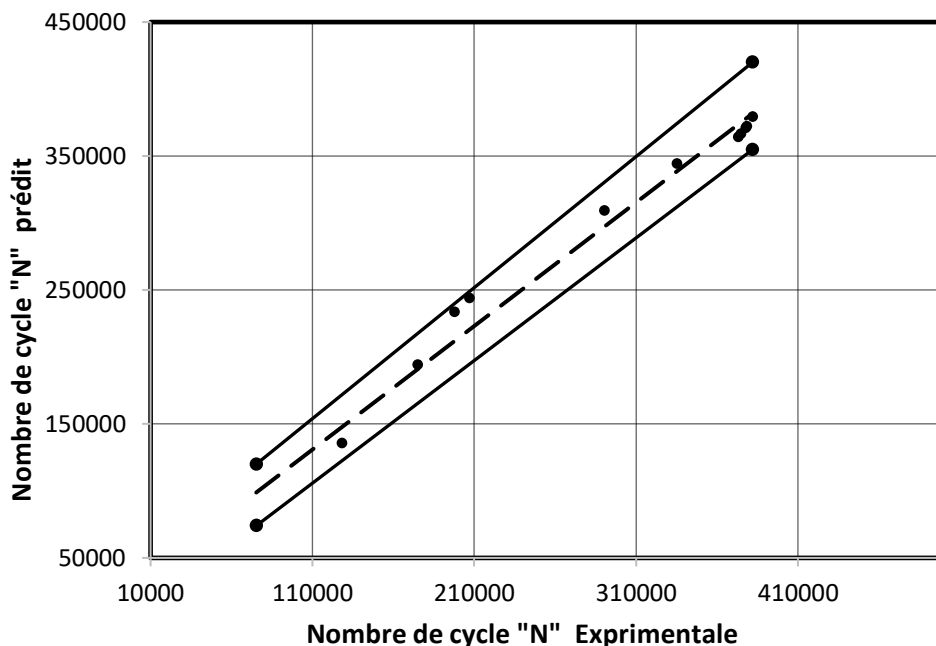


Figure III.13: Diffusion des bandes d'erreur de la longueur de fissure prévue à $R = 0,1$

Chapitre III : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par la fonction Gamma

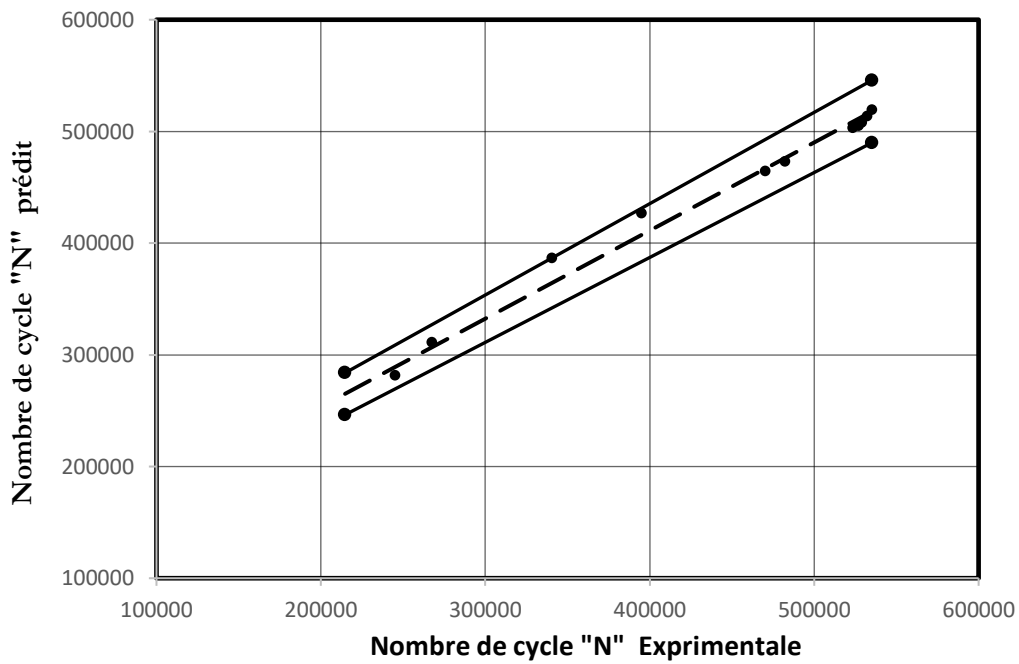


Figure III.14: Diffusion des bandes d'erreur de la longueur de fissure prévue à $R=0,2$.

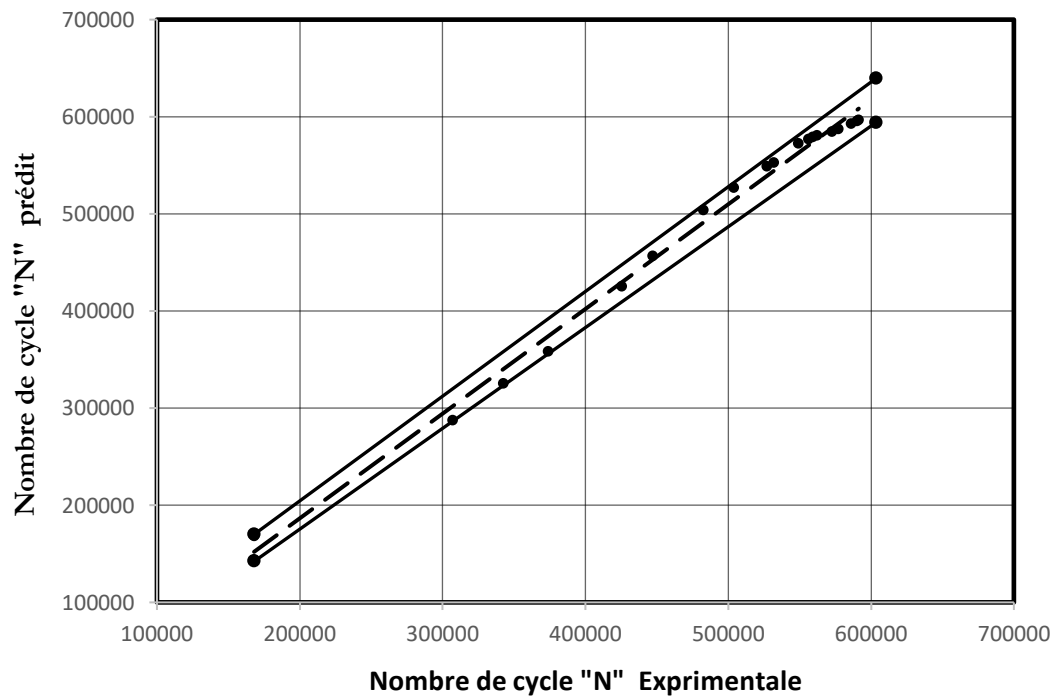


Figure III.15 : Diffusion des bandes d'erreur de la longueur de fissure prévue à $R=0,3$

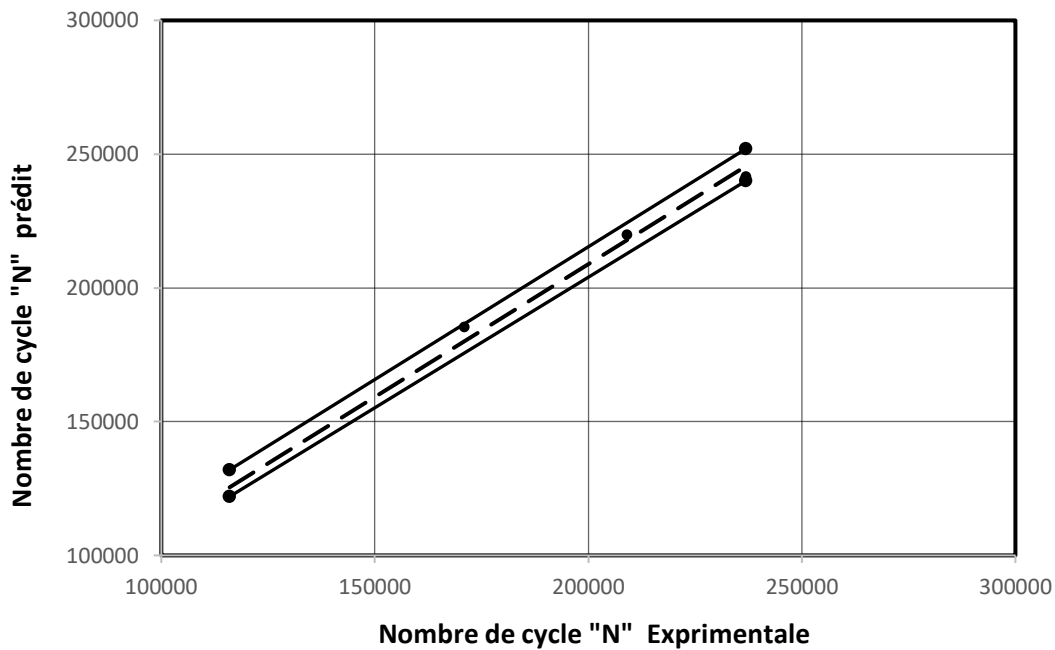


Figure III.16 : Diffusion des bandes d'erreur de la longueur de fissure prévue à $R = 0,5$.

V. CONCLUSION

L'objectif principal de ce chapitre a été de modéliser la propagation de fissure de fatigue par la fonction Gamma. Une description détaillée sur les données expérimentales utilisée pour différente valeur du rapport de charge (0.1 à 0.5). La fonction Gamma apparaît comme un outil puissant pour étudier la propagation des fissures par fatigue, offrant un aperçu de la dynamique complexe de la croissance des fissures. Le taux de propagation des fissures, noté « m », manifeste une dépendance aux paramètres de propriétés mécaniques non dimensionnelles et aux paramètres de rupture, soulignant la nature multiforme du comportement des fissures de fatigue. L'analyse comparative montre un accord favorable avec les résultats expérimentaux et celle de la loi de paris. Les résultats prédits présentent une variance moyenne mineure de 2 % à 6 % par rapport aux résultats expérimentaux pour différente rapport de charge.

CHAPITRE IV :
MODELISATION DE LA PROPAGATION
DES FISSURES DE FATIGUE
PAR RESEAUX DE NEURONES

I. INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous visons à fournir un aperçu historique complet des réseaux de neurones artificiels, en commençant par leur création et en retraçant leur évolution au fil du temps. Nous approfondissons les concepts fondamentaux qui sous-tendent la modélisation d'un neurone artificiel, élucidant sa structure et son fonctionnement dans le contexte des architectures de réseaux neuronaux. De plus, nous explorons les mécanismes complexes impliqués dans le processus d'apprentissage des réseaux de neurones artificiels, englobant diverses techniques et algorithmes utilisés pour la formation. Enfin, nous terminons le chapitre en proposant une approche innovante combinant la méthode Levenberg-Marquardt et la méthode Méta-Heuristique loups gris (Grey Wolf Optimization) (GWO) avec la règle d'apprentissage rétropropagation des réseaux de neurones. Cette intégration vise à améliorer les capacités prédictives des réseaux de neurones pour déterminer la longueur des fissures de fatigue.

II. GENERALITES SUR LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELLE

L'histoire des réseaux de neurones artificiels (RNA) remonte au milieu du 19^{ème} siècle, lorsque les chercheurs se sont inspirés des réseaux de neurones biologiques du cerveau humain pour développer des modèles informatiques. Les premiers fondements conceptuels peuvent être attribués à Warren McCulloch et Walter Pitts en 1943 [74], qui ont proposé un modèle mathématique de neurones artificiels. Leur hypothèse est que l'influx nerveux provient d'un simple calcul effectué par des neurones individuels, tandis que la pensée émerge de l'influence combinée d'un réseau de neurones interconnectés (FigureIV.1). Plus tard ce domaine fourni constamment de nouvelles théories, de nouvelles structures et de nouveaux algorithmes Pour approfondir une étude détaillée de développement des réseaux de neurones ce référence offre un historique de 1943 jusqu'à 2017 [76].

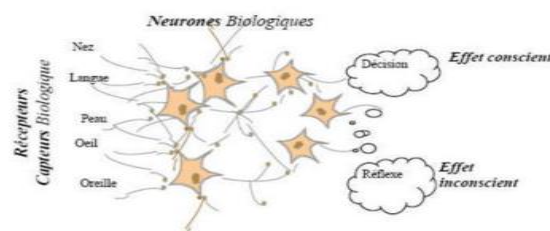


Figure IV.1 : Structure d'un réseau de neurone biologique [76]

Chapitre IV : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par réseaux de neurones

Un réseau de neurone artificiel se compose à des nœuds interconnectés, appelés neurones ou unités artificiels, organisés en couches [75]. Les informations circulent à travers le réseau, chaque neurone traitant les signaux d'entrée, appliquant des transformations mathématiques et produisant des signaux de sortie qui contribuent au calcul global par des fonctions d'activation (figure IV.2).

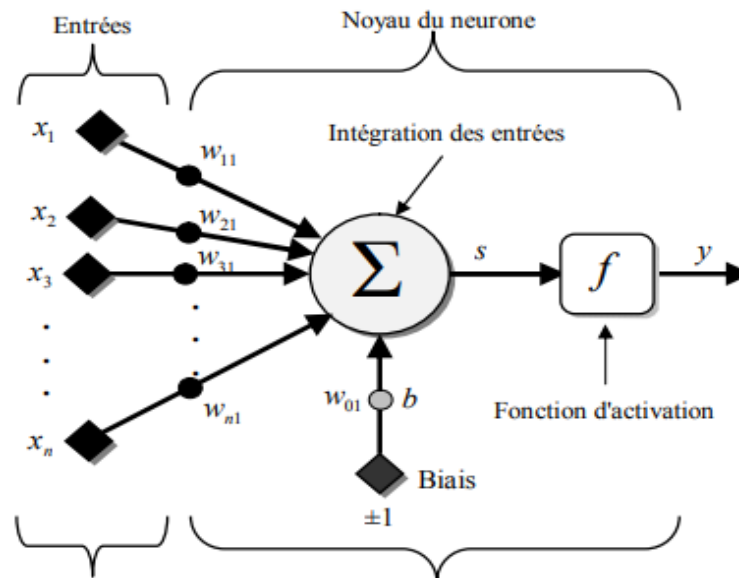


Figure IV.2: Structure d'un réseau de neurone artificiel [76]

- **Couche d'entrée :** La couche d'entrée est constituée à des nœuds Représenté par des vecteurs \$X_i\$, qui peuvent être des caractéristiques d'un ensemble de données ou des signaux provenant de capteurs. Chaque nœud représente un paramètre ou une variable qui influe directement au phénomène étudié [76].

- **Couches cachées (Noyaux des neurones) :** les couches cachées sont des couches reliées les nœuds d'entrée et de sortie. De sorte qu'ils effectuent des calculs algébriques (équation IV.1) sur les données d'entrée via des connexions pondérées et des fonctions d'activation, transformant l'entrée en une forme utile pour la couche de sortie [76]. Le modèle mathématique d'un neurone artificiel est donné par l'équation IV.1 :

$$s = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i \pm b \tag{IV.1}$$

$$s = w_{11}x_1 + w_{21}x_2 + w_{31}x_3 \dots \dots \dots + w_{n1}x_n \pm b$$

Avec :

Chapitre IV : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par réseaux de neurones

w_{ij} : Représentent les poids ou la force des connexions entre les nœuds des couches adjacentes. Ils déterminent l'impact des signaux d'entrée sur la sortie de chaque nœud. Pendant la formation, ces poids sont ajustés pour minimiser l'erreur entre les résultats prévus et réels.

- Biais (b) : les biais sont des paramètres supplémentaires ajoutés à chaque nœud d'une couche. Comme les poids, les biais sont ajustés pendant l'entraînement pour améliorer les performances du modèle [75].

Afin de simuler un réseau neuronal, nous allons discrétiser le temps dans nos équations. Ce qui signifie qu'à chaque pas de temps "t", ils calculeront collectivement leurs sommes pondérées et généreront des sorties simultanément par des fonctions d'activation (équation IV.2), qui introduisent des non-linéarités dans le réseau pour lui permettant d'apprendre et modélisé des phénomènes plus complexes [76]. Les fonctions d'activation courantes sont données par la figure IV.3.

$$y = f(s) = f(w^T x \pm b) \quad (\text{IV.2})$$

- Couche de sortie : la couche de sortie produit les résultats finaux ou les prédictions basées sur les calculs effectués dans les couches cachées. Le nombre de nœuds dans la couche de sortie dépend de la nature de la tâche (par exemple, classification, régression) [75].

Chapitre IV : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par réseaux de neurones


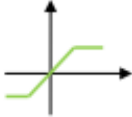

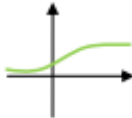

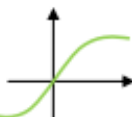
Function name	Mathematic forme	Geometric forme
Linear or Purline	$f = n$	
Satlins	$f = \begin{cases} -1, & \text{if } n \leq -1 \\ n, & \text{if } -1 \leq n \leq 1 \\ 1, & \text{if } 1 \leq n \end{cases}$	
ReLue	$f = \begin{cases} n & \text{if } n > 0 \\ 0 & \text{if } n \leq 0 \end{cases}$	
Sigmoïde or Logsig	$f = \alpha \frac{e^{kn} - 1}{e^{kn} + 1}$	
Radbas	$f = e^{-n^2/\beta^2}$	
Tansig	$f = \frac{1 - e^{-2n}}{1 + e^{2n}}$	

Figure IV.3: Type des fonctions d'activation [76]

II.1 Type d'apprentissage d'un réseau de neurones

Le processus d'apprentissage au sein d'un réseau neuronal se caractérise par sa nature dynamique et itérative, facilitant l'adaptation des paramètres du réseau en fonction des stimuli qu'il rencontre de son environnement [77]. Ce mécanisme adaptatif permet au réseau d'affiner continuellement sa configuration interne en fonction des informations entrantes, améliorant ainsi sa capacité à traiter et à répondre aux nouvelles données. Il existe trois types d'apprentissage :

- **Apprentissage supervise**

Dans l'apprentissage supervisé, le réseau est formé sur un ensemble de données constitué de paires d'entrées-sorties. Pendant la formation, le réseau apprend à mapper

Chapitre IV : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par réseaux de neurones

les entrées aux sorties correspondantes en ajustant ses paramètres pour minimiser une fonction de perte (erreur) prédéfinie qui quantifie la différence entre les sorties prévues et réelles [75]. Ce type d'apprentissage est appelé "supervisé" car le réseau reçoit des exemples étiquetés et apprend à faire des prédictions basées sur la supervision fournie (figure IV.4). L'apprentissage supervisé est couramment utilisé dans des tâches telles que la classification, la régression et la prédiction de séquences.

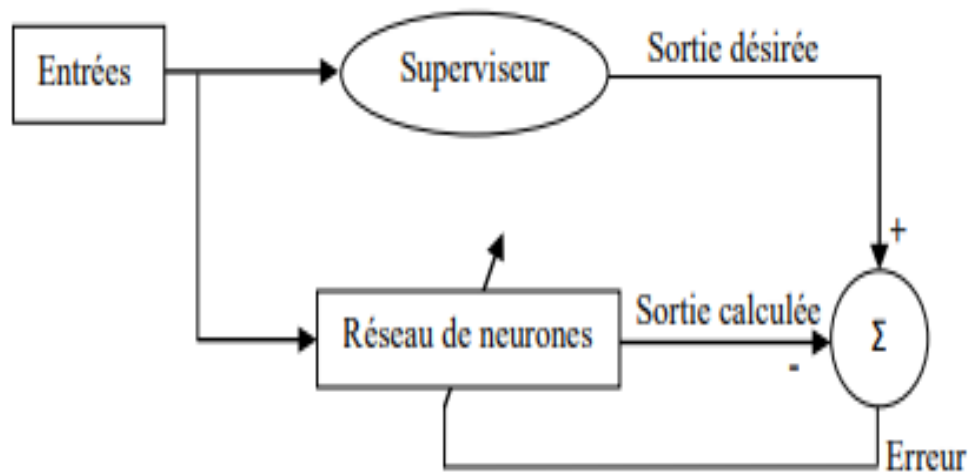


Figure IV.4: Apprentissage supervisé [75]

- **Apprentissage non supervisé**

L'apprentissage non supervisé est un type d'apprentissage automatique dans lequel l'algorithme apprend des modèles et des structures à partir de données d'entrée sans supervision explicite ni sortie étiquetée [75]. Dans l'apprentissage non supervisé, l'algorithme explore la structure inhérente des données pour trouver des modèles ou des représentations significatives sans qu'on lui dise quoi rechercher. Il est essentiel pour l'analyse exploratoire des données, la reconnaissance de formes. On se trouve dans diverses applications, notamment la détection des défauts, les systèmes de recommandation, le prétraitement des données et la visualisation des données.

- **Apprentissage par renforcement**

L'apprentissage par renforcement est un type de paradigme d'apprentissage automatique dans lequel un agent apprend par essais et erreurs et prendre des décisions séquentielles en interagissant avec un environnement afin de maximiser les récompenses cumulatives [75]. L'apprentissage par renforcement a des applications

dans un large éventail de domaines, notamment la robotique, les véhicules autonomes, les jeux, les systèmes de recommandation et la finance, où les agents doivent apprendre de l'interaction pour atteindre des objectifs à long terme dans des environnements dynamiques.

II.2 Règles d'apprentissage

Dans le contexte de l'apprentissage automatique, les « règles d'apprentissage » font référence à des algorithmes ou à des méthodes qui définissent la manière dont un modèle d'apprentissage automatique ajuste ses paramètres en fonction des données d'entrée pour améliorer ses performances au fil du temps [78]. Le développement et la mise en œuvre de diverses règles d'apprentissage ont joué un rôle essentiel dans l'avancement du domaine des réseaux de neurones artificiels et de leurs applications. Parmi ces règles figurent des algorithmes notables tels que la règle de Hebb, la règle d'apprentissage Perceptron, la règle de Widrow-Hoff (également connue sous le nom de règle Delta ou règle des moindres carrés moyens) et la règle Delta généralisée, pour n'en nommer que quelques-unes. Chacune de ces règles offre des informations et des approches uniques pour former les RNA, contribuant à leur efficacité dans l'apprentissage à partir des données.

- **Règle de Hebb**

Il permet l'ajustement des poids synaptiques en fonction de l'activité des unités de connexion. L'objectif premier est le suivant : si deux unités sont activées simultanément, leur connexion est renforcée (formant une connexion excitatrice) ; sinon, il est atténué (formant une connexion inhibitrice) [79].

- **Règle Delta (règle Widrow-Hoff)**

Ajuste les pondérations proportionnellement à la différence entre la sortie réelle et attendue, permettant un apprentissage supervisé dans des réseaux monocouches et multicouches simples [80].

- **Rétropropagation**

La règle de Rétropropagation utilise la règle de chaîne du calcul pour calculer le gradient de la fonction d'erreur par rapport aux poids, permettant un entraînement efficace des réseaux neuronaux multicouches en propageant l'erreur vers l'arrière[80].

Chapitre IV : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par réseaux de neurones

- **Apprentissage compétitive**

L'apprentissage par Favorise la compétition entre les neurones, où le neurone avec l'activation la plus élevée devient le gagnant et ses poids sont ajustés, favorisant l'auto-organisation et l'extraction de fonctionnalités [80].

- **Boltzmann Learning**

La règle de Boltzmann c'est une approche stochastique où les poids sont ajustés de manière probabiliste en fonction de la différence entre les états réels et attendus du réseau, utilisée dans les réseaux Hopfield [74] et les machines Boltzmann restreintes pour la mémoire associative et l'apprentissage non supervisé [80].

II.3 Types des Réseaux de neurones artificiel

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) englobent diverses architectures et types, chacun étant adapté à des tâches et des domaines spécifiques. Voici un aperçu des différents types d'RNA :

- **Réseau de neurones à action directe (propagation avant) :**

Dans un réseau multicouche à action directe, les neurones sont structurés en couches, facilitant le flux d'informations de l'entrée à la sortie. Cette architecture (figureIV.5) implique trois classes principales de neurones [76] : les neurones d'entrée, cachés et de sortie. Les neurones de chaque couche sont interconnectés avec ceux des couches précédentes et suivantes, formant un réseau dense de connexions qui permettent au réseau d'apprendre des modèles et des relations complexes au sein des données. Cette organisation permet la transformation progressive des données d'entrée brutes en prédictions de sortie significatives grâce à l'activation des neurones et à l'ajustement des poids de connexion au cours du processus d'entraînement. Faisant ainsi des réseaux multicouches à action directe de puissants outils pour des tâches telles que la classification, la régression et la reconnaissance de modèles.

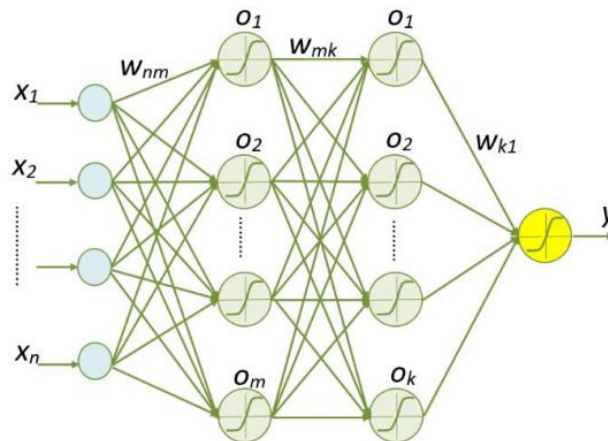


Figure IV.5 : Architecture d'un réseau multicouche à action directe [76]

- **Réseaux de neurones récurrents**

Les racines des réseaux neuronaux récurrents RNR remontent aux travaux de Paul Werbos, qui a introduit le concept de rétro propagation dans le temps dans son article en 1988 [81]. Le RNR est conçu pour détecter des modèles séquentiels au sein d'un ensemble de données, lui permettant ainsi de prédire la séquence probable ultérieure. Cela en fait un outil puissant pour analyser les données de séries chronologiques, où l'ordre temporel des événements revêt une importance. Contrairement aux réseaux neuronaux traditionnels, qui traitent chaque entrée et sortie comme des entités indépendantes, les RNR possèdent la capacité de conserver la mémoire des entrées passées, ce qui est crucial pour prévoir la prochaine valeur dans une chaîne de séries chronologiques [81]. Ce mécanisme de mémoire, illustré sur la figure (IV.6), permet au modèle de capturer et d'exploiter les informations accumulées au fil du temps, facilitant ainsi des prédictions plus précises. Essentiellement, les RNR excellent dans les tâches nécessitant une compréhension contextuelle et des dépendances temporelles, ce qui les rend courant dans divers domaines tels que le traitement du langage naturel, la reconnaissance vocale et les prévisions financières.

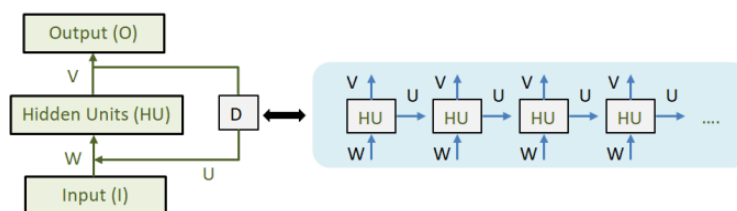


Figure IV.6 : Architecture d'un réseau neuronal récurrent [76]

Chapitre IV : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par réseaux de neurones

Ces dernières années, d'importantes recherches et développements ont été réalisés dans le domaine des RNR, conduisant à des progrès dans la conception de l'architecture, les techniques de formation et les applications

♦ Réseaux Elman

En 1990, Jeffrey Elman a introduit les réseaux Elman, qui sont un type de RNR avec une structure récurrente simple [82]. Les réseaux Elman ont introduit le concept de connexions récurrentes entre les couches cachées (figure IV.7), permettant au réseau de conserver des informations au fil du temps et d'apprendre les dépendances temporelles au sein des données séquentielles.

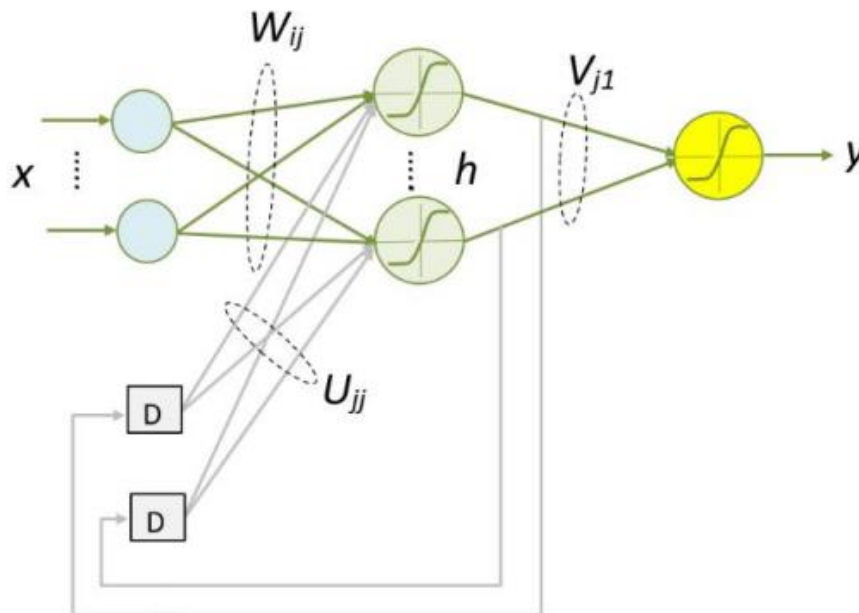


Figure IV.7: Architecture d'un Réseaux Elman [76]

♦ Réseaux de mémoire à long terme et à court terme (RMLCT)

Les réseaux RMLCT ont été proposés par Sepp Hochreiter et Jürgen Schmidhuber en 1997 [83]. Pour objectif de améliorer efficacement la mémoire. Contrairement au RNN conventionnel, les couches cachées du modèle LSTM ont des structures plus complexes et représentent le retour d'informations sous la forme d'une série de modules de base répétés. L'idée de base du modèle LSTM est une cellule mémoire capable de stocker des données contrôlées au fil du temps par des unités de porte particulières. Un exemple de cellule LSTM (figure IV.8) est un bloc mémoire avec

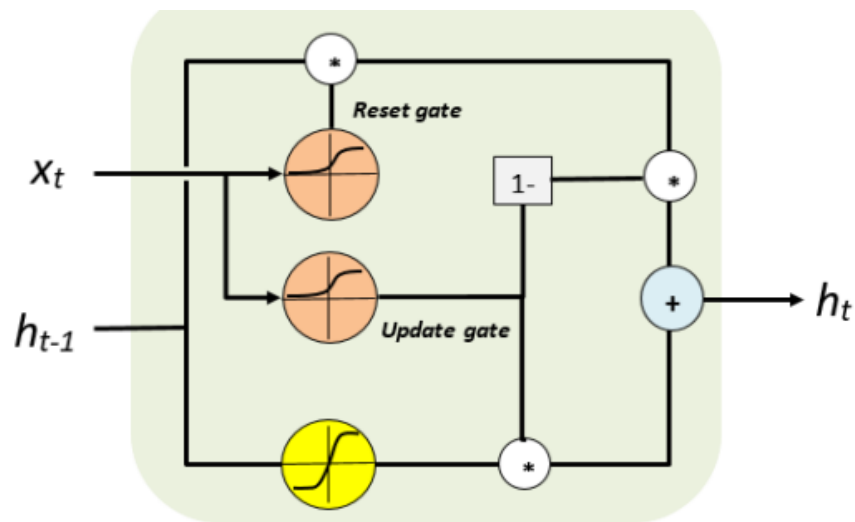


Figure IV.9 : Architecture d'un réseau d'unités récurrentes fermées [76]

- Réseaux de neurones convolutifs (RNC)

Les fondements des RNC remontent aux années 1960 et 1970 avec les travaux de Hubel et Wiesel [86], qui ont mené des recherches révolutionnaires sur le cortex visuel des chats et des singes. Ils ont découvert que les neurones du cortex visuel répondent à des stimuli spécifiques sous la forme de bords et de textures orientés, inspirant ainsi le développement de modèles hiérarchiques de traitement visuel [85]. Les réseaux de neurones convolutifs (RNC) sont un type d'architecture d'apprentissage en profondeur principalement conçu pour traiter des données de type grille (figure IV.10), telles que des images et des vidéos. Des contributions importantes qui ont façonné leur développement vers les modèles puissants que nous utilisons aujourd'hui.

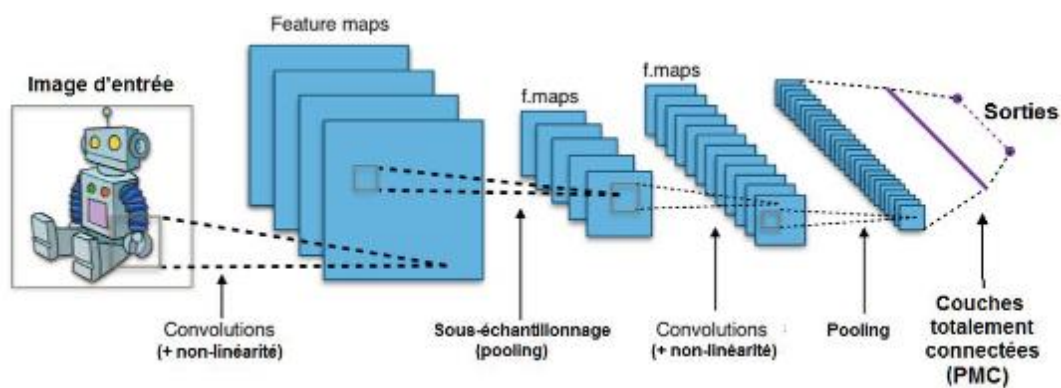


Figure IV.10 : Architecture d'un réseau neurones convolutifs [85]

♦ AlexNet

En 2012, Alex Krizhevsky, et al [87] ont révolutionné le domaine de la vision par ordinateur avec l'introduction d'AlexNet. IL était une architecture RNC profonde (figure IV.11) composée de cinq couches convolutives suivies de trois couches entièrement connectées. Il a remporté largement le « ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge », démontrant l'efficacité des RNC profonds pour les tâches de classification d'images.

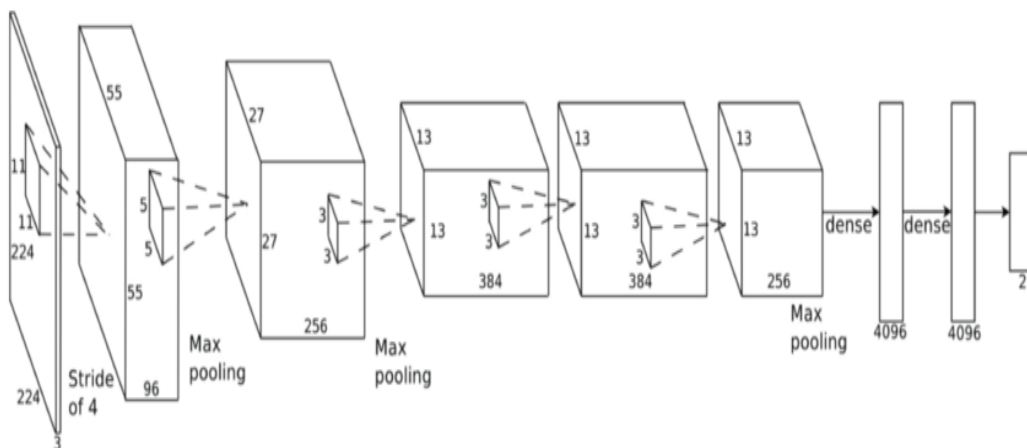


Figure IV.11: Architecture d'AlexNet [87]

• Système d'inférence neuro-flou adaptative

L'Adaptive Neuro-flou Inférence System (ANFIS) est un système intelligent hybride qui combine les capacités d'apprentissage des réseaux neuronaux avec l'interprétabilité de la logique floue. Il a été introduit par Jang au début des années 1990 comme un outil puissant pour modéliser des systèmes complexes [88], en particulier dans les cas où les approches de modélisation mathématique traditionnelles peuvent s'avérer insuffisantes en raison de la non-linéarité ou de l'incertitude du système. ANFIS utilise une architecture de système d'inférence floue (SIF) dans laquelle les paramètres des fonctions d'appartenance floues et des règles floues sont adaptés à l'aide d'un algorithme d'apprentissage, généralement une méthode de descente de gradient telle que la rétropropagation ou les moindres carrés. Ce processus d'adaptation permet à l'ANFIS d'approcher efficacement les relations entrée-sortie non linéaires et de faire des prédictions ou des classifications précises

Chapitre IV : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par réseaux de neurones

basées sur les données d'entrée. L'architecture ANFIS se compose généralement de cinq couches (figure IV.12) [76] :

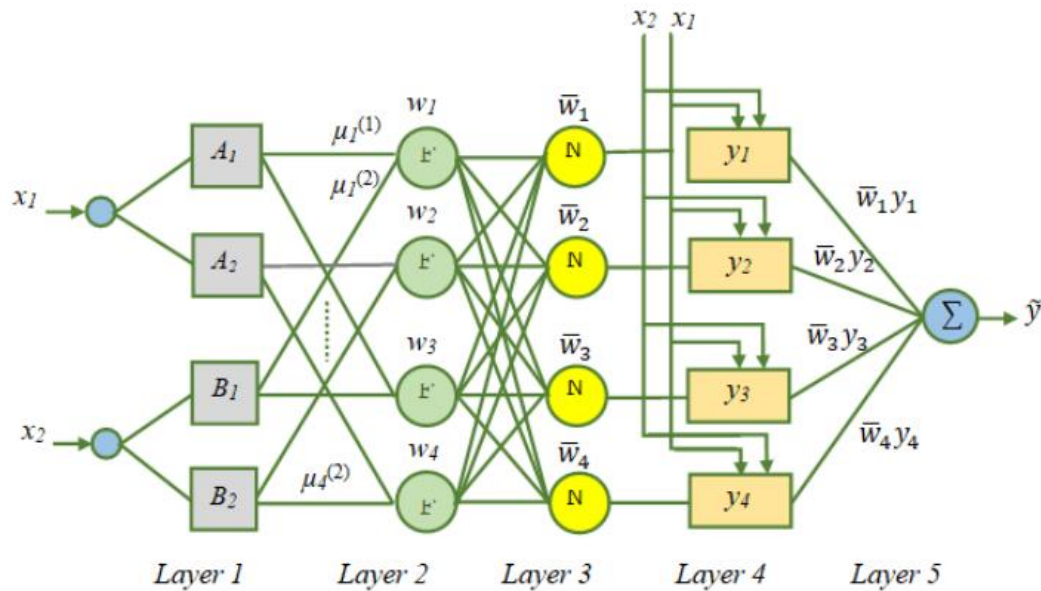


Figure IV.12 : Architecture d'un réseau Système d'inférence neuro-flou adaptatif [76]

- ♦ **Couche de fuzzification** : convertit les données d'entrée nettes en ensembles flous à l'aide de fonctions d'adhésion.
- ♦ **Couche de règles** : calcule le degré de déclenchement pour chaque règle floue en combinant les appartenances aux variables d'entrée à l'aide d'opérateurs de logique floue.
- ♦ **Couche de normalisation** : normalise les forces de déclenchement des règles pour garantir la cohérence entre les différentes règles.
- ♦ **Couche conséquent** : calcule la sortie de chaque règle, généralement sous la forme d'une combinaison linéaire pondérée de variables d'entrée.
- ♦ **Couche de défuzzification** : Regroupe les sorties de toutes les règles pour produire une valeur de sortie unique et nette.
- ♦

III. PROPAGATION DE FISSURES DE FATIGUE PAR ALGORITHME DERETROPROPAGATION OPTIMISE PAR LA METHODE LEVENBERG-MARQUARDT

L'apprentissage par la règle de rétropropagation (figure IV.13) est fondamentalement utilisé pour entraîner des réseaux de neurones artificiels à des tâches d'apprentissage supervisé [89]. Il fonctionne en ajustant de manière itérative les pondérations du réseau pour minimiser la différence entre la sortie prévue et les valeurs cibles réelles grâce à la méthode de descente de gradient.

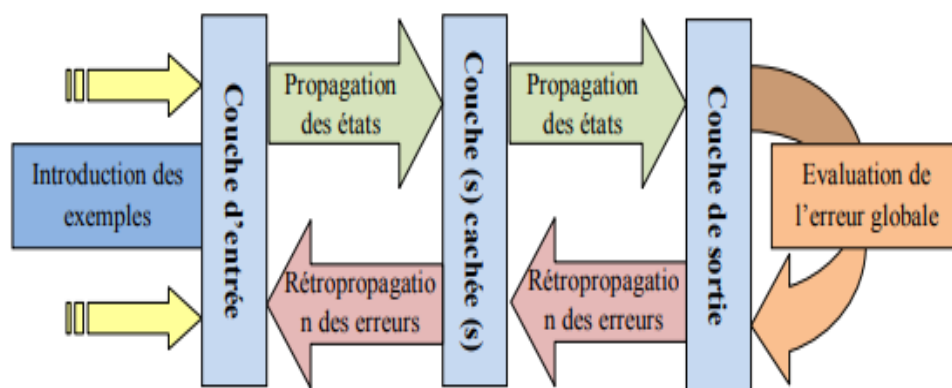


Figure IV.13 : Algorithme de rétropropagation [75]

III.1. Algorithme de rétropropagation

L'algorithme de rétropropagation du gradient comporte deux phases principales la propagation et la rétropropagation, les différentes étapes sont détaillées ci-dessus [89].

- **Initialisation**

Initialisez les poids du réseau neuronal de manière aléatoire ou en utilisant une méthode prédéfinie.

- **Propagation Avant**

Entrez un échantillon d'entraînement x dans le réseau neuronal. Propagez l'entrée à travers le réseau pour calculer la sortie prédite y . Appliquez la fonction d'activation h (équation IV.3) à la sortie de chaque neurone dans les couches cachées.

$$y_k = h(z_k) \quad (IV.3)$$

Avec z_k est la somme pondérée des entrées du neurone

Chapitre IV : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par réseaux de neurones

- **Calcule d'erreur**

Calculez l'erreur ou la perte entre la sortie prédite y et la sortie cible t en général à l'aide de la somme quadratique moyenne des erreurs (équation IV.4) pour tous les neurones de sortie.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (t_k - y_k)^2 \quad (\text{IV.4})$$

t_k Et y_k sont les valeurs cibles et prédites pour le neurone de sortie k , respectivement.

- **Propagation en arrière (rétropropagation d'erreur)**

Calculer le gradient de l'erreur (équation IV.5) par rapport aux activations de la couche de sortie.

$$\delta_k = \frac{\partial E}{\partial y_k} = -(t_k - y_k) \hat{h}(z_k) \quad (\text{IV.5})$$

Où \hat{h} désigne la dérivée de la fonction d'activation.

Propager l'erreur vers l'arrière à travers le réseau pour calculer le gradient de l'erreur (équation IV.6) par rapport aux poids :

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \delta_j y_i \quad (\text{IV.6})$$

w_{ij} Représente le poids reliant le neurone i de la couche précédente au neurone j de la couche actuelle.

- **Mettre à jour les poids**

Bien que la méthode de descente de gradient soit généralement l'un des principaux algorithmes de mise à jour du poids pour les réseaux de rétropropagation (BP), elle présente des inconvénients tels qu'une convergence lente et une sensibilité aux minima locaux [90]. Pour remédier à ces limitations, nous utilisons la méthode Levenberg-Marquardt (LM) pour former le modèle de réseau neuronal dans notre étude. L'algorithme LM offre une solution numérique pour minimiser les fonctions non linéaires [18] en combinant des éléments de la méthode de descente de gradient et

de l'algorithme de Gauss-Newton (GN) [91]. Avec la possibilité d'ajuster le facteur d'amortissement, l'algorithme LM présente une plus grande robustesse par rapport à la méthode de descente de gradient et à l'algorithme GN.

III.2. Algorithme de la méthode d'optimisation multivariable Levenberg-Marquardt

L'algorithme de Levenberg-Marquardt (LM) est une méthode d'optimisation polyvalente largement utilisée pour minimiser les fonctions non linéaires publié par le Statisticien Américain Donald Marquardt en 1963 [92], utilisé en particulier dans les problèmes d'optimisation multivariés avec une combinaison des informations de gradient et des informations de courbure fournies par la matrice Jacobien. En ajustant dynamiquement le paramètre d'amortissement λ , l'algorithme LM parcourt efficacement le paysage d'optimisation, convergeant vers un minimum local ou un point stationnaire de la fonction objectif. Vous trouverez ci-dessous une description de chaque étape de l'algorithme LM ainsi que les équations correspondantes :

- **Initialisation**

Initialisez les paramètres du problème d'optimisation, y compris la supposition initiale des variables à optimiser et le paramètre d'amortissement λ .

- **Calculer la fonction objective**

Évaluez la fonction objective $f(x)$ aux valeurs actuelles des paramètres x .

- **Calculer le gradient**

Calculez le vecteur gradient $\nabla f(x)$, qui représente la direction de montée la plus raide de la fonction objective par l'équation IV.7

$$\nabla f(x) = \left[\frac{\partial f}{\partial x_1}, \frac{\partial f}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_n} \right]^T \quad (\text{IV.7})$$

- **Calculer la matrice Jacobien**

Calculez la matrice jacobienne qui représente des dérivées partielles de la fonction objective par rapport aux variables

$$J(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1}, \frac{\partial f_1}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1}, \frac{\partial f_2}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial f_2}{\partial x_n} \\ \vdots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x_1}, \frac{\partial f_m}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial f_m}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (IV.8)$$

- **Étape de mise à jour**

Calculez Δx en résolvant l'équation suivante

$$(J^T J + \lambda I) \Delta x = -J^T f(x) \quad (IV.9)$$

Où

I est la matrice d'identité, J^T est la transposée de la matrice jacobienne, et λ est le paramètre d'amortissement.

Mettre à jour les paramètres x en utilisant l'étape de mise à jour calculée

$$x(t + 1) = x(t) + \Delta x \quad (IV.10)$$

- **Ajuster le paramètre d'amortissement**

Ajustez le paramètre d'amortissement λ en fonction du comportement de convergence. Par exemple, augmentez λ si Δx est trop grand, ou diminuez λ si Δx est trop petit, en parallèle Vérifiez les critères de convergence, tels que l'atteinte d'un niveau de tolérance prédéfini pour la fonction objective ou les valeurs des paramètres. Si la convergence est atteinte, terminez le processus d'optimisation ; sinon, revenez à l'étape 2.

III.3. Propagation de fissure de fatigue à l'aide d'algorithme de rétropropagation optimisé par la méthode de Levenberg-Marquardt

Dans cette étude, nous nous concentrons sur la prédiction de la propagation des

Chapitre IV : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par réseaux de neurones

fissures de fatigue à l'aide d'un code Matlab en utilisant une combinaison de l'algorithme d'apprentissage rétropropagation et de la méthode d'optimisation de Levenberg-Marquardt [92]. En intégrant ces deux techniques puissantes, nous visons à améliorer la précision et l'efficacité des modèles de prédiction de la croissance des fissures de fatigue.

- **Choix et préparations des données**

La phase initiale de construction d'un réseau neuronal artificiel (RNA) commence toujours par la sélection et le prétraitement des ensembles de données d'entrée et de sortie pour le réseau [93]. Cela nécessite d'identifier les points qui exercent un impact substantiel sur le phénomène étudié. Dans cette étape préliminaire, les entrées désignées pour être saisies dans l'RNA développé, sont constituées de variables directement associées au paramètre affectant la propagation des fissures de fatigue (chapitre 1), tel que : Facteur d'intensité de contrainte ΔK , rapport de charge R , nombre de cycles N , Facteur d'intensité de contrainte critique K_C . Et pour la sortie le paramètre prédit dans notre cas la longueur de fissure a . Les différentes valeurs des paramètres utilisés font partis de la base de données expérimentale présentée au 3^{ème} chapitre. Pour construire un réseau de neurones artificiels (RNA), il devient essentiel de partitionner la base de données en deux sous-ensembles [93] : 70% destiné à entraîner le réseau et 30% à évaluer ses performances. Afin d'améliorer la convergence de l'algorithme d'apprentissage, il devient impératif de contraindre les données à des intervalles spécifiques à des plages de valeurs, généralement comprises entre -1 et 1.

- **Architecture de RNA**

Le réseau construit suit une configuration à action directe, comprenant une couche d'entrée avec 4 neurones, une couche cachée contenant 12 neurones utilisant des fonctions de transfert tangente hyperbolique (T)(équation IV.11) et une couche de sortie comportant un seul neurone avec une fonction de transfert linéaire (L) (équation IV.12). Cette architecture correspond à un Perceptron Multi-Layer (PML).

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (IV.11)$$

Chapitre IV : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par réseaux de neurones

$$y = X \tag{IV.12}$$

Les poids et biais synaptiques sont déterminés à l'aide de l'algorithme de rétropropagation du gradient d'erreur en conjonction avec la méthode d'optimisation de Levenberg-Marquardt.[93].

En utilisant l'indicateur de performance (coefficient de corrélation linéaire Rc (équation IV.13), nous mettrons en évidence le choix adéquat de la fonction de transfert, de l'algorithme d'optimisation et du nombre de couches cachées ainsi que du nombre de neurones qu'elles contiennent. Cette référence montre le choix de chaque paramètre en détail [93]. Les résultats obtenus sont illustrés dans le tableau IV.1.

$$Rc^2 = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^p (t_i - x_i)^2}{\sum_{i=1}^p (x_i)^2} \right) \tag{IV.13}$$

Avec t_i et x_i les valeurs ciblées (expérimentales) et prédits respectivement.

Tableau IV.1 : Valeurs de R pour le choix de fonction de d'activation (Sigmoid/Linéaire) (Sigmoid/Sigmoid) et (TangH/Linéaire)

	RNA		Rc(S/L)	Rc(S/S)	Rc(T/L)
4	1	1	0.97992	0.79129	0.9929
4	2	1	0.99189	0.87068	0.99095
4	3	1	0.99535	0.84521	0.99831
4	4	1	0.99985	0.74000	0.99731
4	5	1	0.99907	0.84000	0.99972
4	6	1	0.99949	0.84000	0.99812
4	7	1	0.99969	0.86000	0.99886
4	8	1	0.9986	0.80000	0.99905
4	9	1	0.99956	0.85000	0.99919
4	10	1	0.99985	0.79000	0.99915
4	11	1	0.99982	0.87000	0.99886
4	12	1	0.99759	0.84000	0.99991

Chapitre IV : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par réseaux de neurones

- **Algorithme d'optimisation**

L'algorithme LM met à jour de manière itérative les poids du réseau neuronal en utilisant une combinaison de la direction de descente la plus rapide et de la direction Gauss-Newton, minimisant ainsi efficacement la fonction d'erreur ou de perte et améliorant les performances du réseau (Figure IV.14.). L'algorithme d'optimisation de Levenberg-Marquardt intervient dans l'étape de mise à jour du poids pour l'apprentissage par rétropropagation, fournissant une méthode robuste et efficace pour entraîner les Réseaux de neurones [90]. Ci-dessous une explication détaillée de chaque étape de l'algorithme de Levenberg-Marquardt (LM) pour la rétropropagation dans les réseaux de neurones, ainsi que les équations correspondantes :

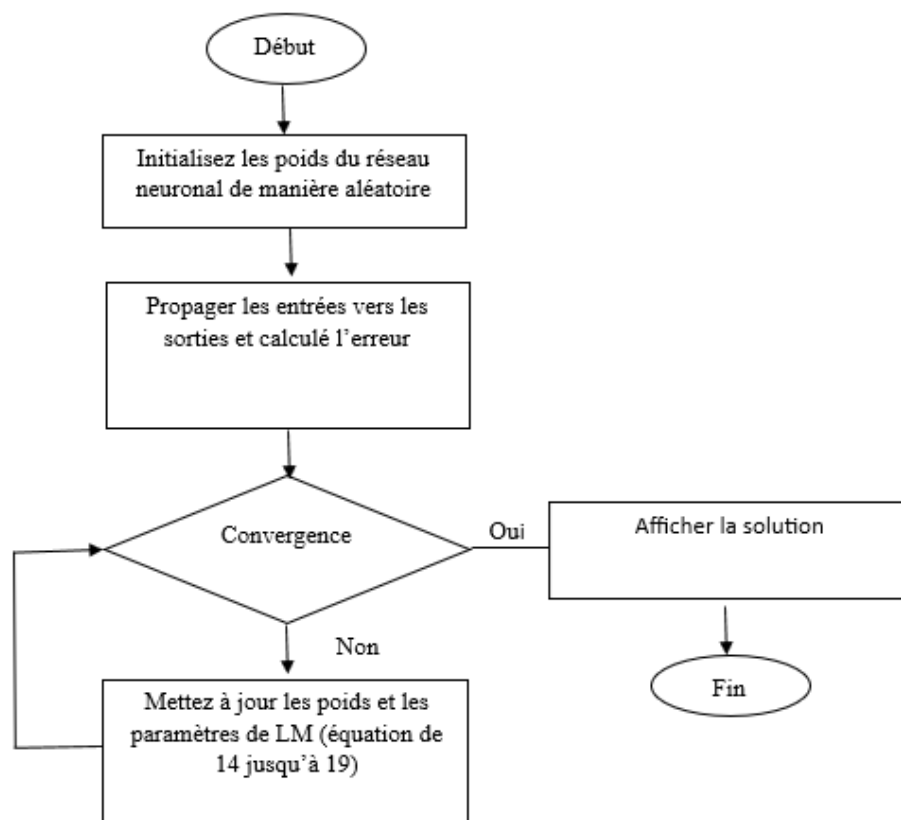


Figure IV.14 : Organigramme de la méthode d'optimisation LM

- **Initialisation**

Initialisez les poids du réseau neuronal de manière aléatoire ou en utilisant une

Chapitre IV : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par réseaux de neurones

méthode prédéfinie et Réglez le paramètre d'amortissement λ sur une petite valeur positive.

- **Propagation Avant**

Entrez un exemple d'entraînement x dans le réseau neuronal. Propager l'entrée vers l'avant à travers le réseau pour calculer la sortie prédite y puis calculez l'erreur (E) entre la sortie prédite y et la sortie cible t .

- **Propagation en arrière (rétropropagation d'erreur)**

Calculer le gradient de la fonction de perte par rapport aux activations de la couche de sortie du réseau

$$\delta = \frac{\partial E}{\partial y} \quad (\text{IV.14})$$

Où E représente la fonction d'erreur ou de perte. Après Propager l'erreur vers l'arrière à travers le réseau pour calculer le gradient de la fonction de perte par rapport aux poids :

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \delta_j \frac{\partial y_j}{\partial w_{ij}} \quad (\text{IV.15})$$

Où, w_{ij} représente le poids reliant le neurone i de la couche précédente au neurone j de la couche actuelle.

- **Calculer la matrice jacobienne**

Calculez la matrice jacobienne J , qui contient les dérivées partielles de la sortie du réseau par rapport à chaque poids.

$$J_{ij} = \frac{\partial y}{\partial w_{ij}} \quad (\text{IV.16})$$

- **Mettre à jour les poids**

Calculer le vecteur de mise à jour du poids Δw en utilisant la règle de mise à jour de l'algorithme LM (équation IV.17) :

$$\Delta w = -(J^T J + \lambda I)^{-1} J^T \delta \quad (IV.17)$$

Où J^T est la transposée de la matrice jacobienne, I est la matrice identité et δ est le vecteur d'erreur.

Mettez à jour les pondérations du réseau :

$$w(i + 1) = w(i) + \Delta w \quad (IV.18)$$

$$b(i + 1) = b(i) + \Delta b \quad (IV.19)$$

Remarque : les mêmes procédures sont suivies pour le mettre à jour des bais b (équations IV.19). Sinon en regroupe les poids et les bais dans le même vecteur.

- **Mettre à jour le paramètre d'amortissement**

Ajustez le paramètre d'amortissement λ en fonction des performances de l'itération actuelle pour contrôler la taille du pas et éviter tout dépassement. Répétez les étapes 2 à 5 pour chaque échantillon d'apprentissage de l'ensemble de données. Continuez à itérer jusqu'à ce que les critères de convergence soient remplis (par exemple, atteindre un seuil d'erreur prédéfini ou un nombre maximum d'itérations).

III.4. Résultats & discussion

La comparaison présentée par les figures IV.15 à IV.18 révèle un accord notable entre les longueurs de fissures de fatigue prévues générées par le réseau neuronal artificiel (RNA) et les données expérimentales pour différents rapports de charge (0,1, 0,2, 0,3 et 0,5). L'indicateur de performance **Rc=0.99991** confirme la bonne concordance des résultats prévus avec celles obtenus expérimentalement. Cet alignement souligne l'efficacité du couplage de la méthode d'optimisation de Levenberg-Marquardt avec RNA et la puissance à capturer avec précision le comportement de propagation des fissures de fatigue dans différentes conditions de chargement.

Chapitre IV : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par réseaux de neurones

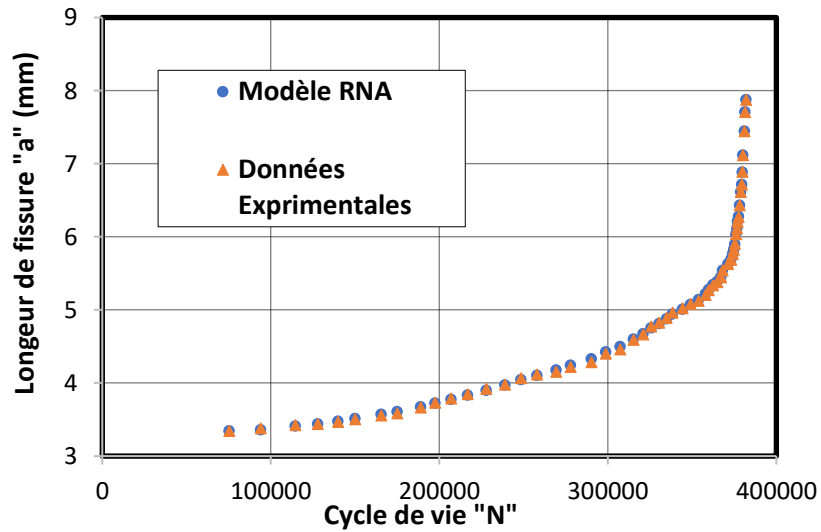


Figure IV.15 : Comparaison de la longueur de fissure en fatigue prévue et expérimentale R = 0,1

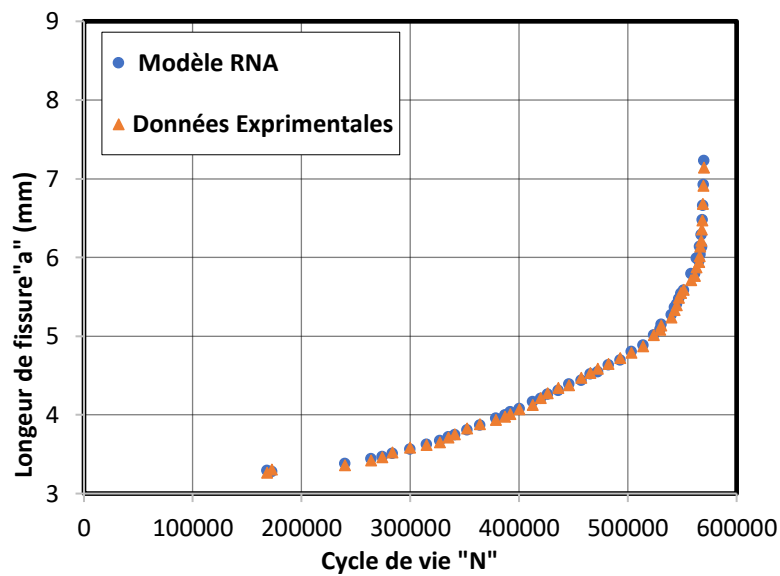


Figure IV.16 : Comparaison de la longueur de fissure en fatigue prévue et expérimentale à R = 0,2

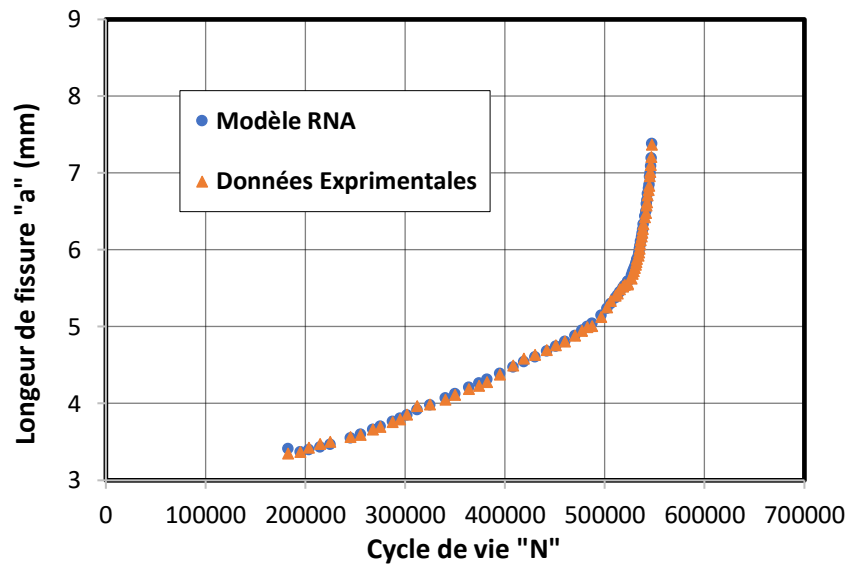


Figure IV.17 : Comparaison de la longueur de fissure en fatigue prévue et expérimentale à $R = 0,3$

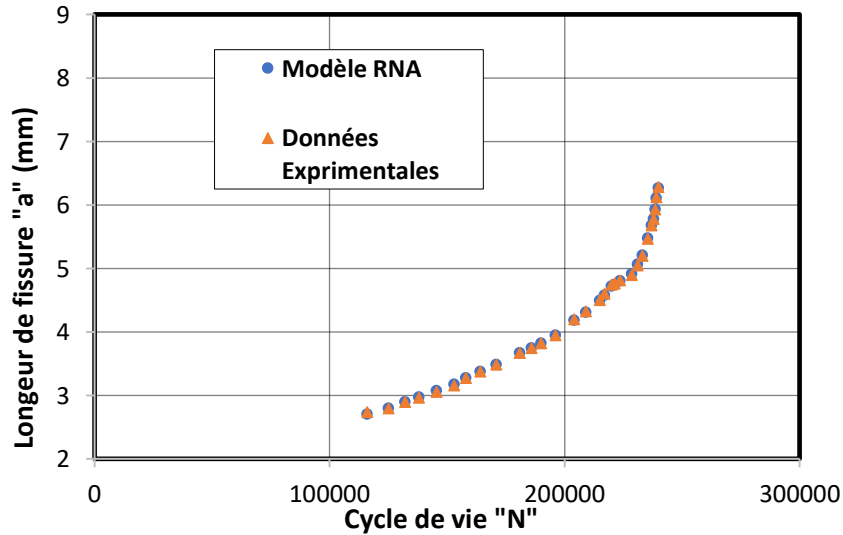


Figure IV.18 : Comparaison de la longueur de fissure en fatigue prévue et expérimentale à $R = 0,5$

IV. PROPAGATION DE FISSURE DE FATIGUE PAR ALGORITHME DE RETROPROPAGATION OPTIMISE PAR LA METHODE META-HEURISTIQUE DE LOUP GRIS

Dans cette partie de l'étude, on se concentre sur la prédiction de la propagation des

Chapitre IV : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par réseaux de neurones

fissures de fatigue à l'aide du code Matlab en utilisant une combinaison de l'algorithme d'apprentissage rétropropagation et de la méthode d'optimisation méta-heuristique de loup gris [96] pour objectif de minimiser la fonction coût ou bien l'erreur entre les résultats prédites et les résultats cibles par l'intégration des poids et des biais du réseau neuronal sous forme vecteur dans le processus d'optimisation de loup gris. On a choisi cette méthode à cause de la simplicité de sa structure ; peu de paramètres à ajuster permettent une implémentation facile ; et enfin le nombre réduit d'opérations mathématiques, donc une rapidité d'exécution [97].

IV.1. Algorithme d'optimisation méta-heuristique de loup gris (GWO)

Algorithme d'optimisation méta-heuristique de loup gris est un algorithme inspiré du comportement social et des stratégies de chasse des loups gris développé par Seyedali Mirjalili en 2014 [95]. Dans GWO, les rôles des loups sont définis en fonction de leur position et de leurs valeurs de condition physique au sein de la population (figure IV.19)

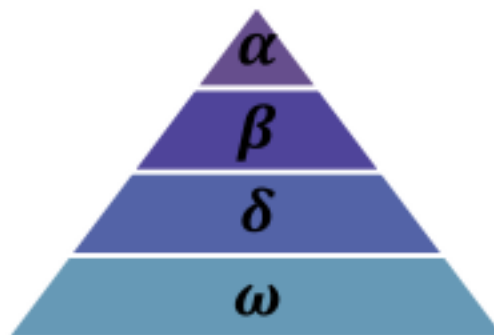


Figure IV.19 : Comportement social des loups gris [94]

Loup Alpha (α) : Le loup alpha représente la meilleure solution trouvée jusqu'à présent dans la population. Son rôle est de diriger et guider les autres loups vers de meilleures solutions.

Loup bêta (β) : Le loup bêta est la deuxième meilleure solution parmi la population. Son rôle est d'aider le loup alpha dans la prise de décision ou dans d'autres activités de groupe.

Delta Loup (δ) : Le loup delta représente la troisième meilleure solution dans la

Chapitre IV : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par réseaux de neurones

population. Son rôle est d'accompagner les loups alpha et bêta dans l'exploration et l'exploitation de l'espace de recherche.

Autres loups : Les loups restants dans la population jouent des rôles de soutien et suivent l'exemple des loups alpha, bêta et delta. Leurs positions sont mises à jour en fonction des positions des loups alpha, bêta et delta, les guidant vers des régions prometteuses de l'espace de recherche [95].

Première Partie : hiérarchie sociale

- **Initialisation**

Initialisez une population de loups N , chacun représentant une solution potentielle au problème d'optimisation. La position de chaque loup correspond à une solution candidate dans l'espace de recherche.

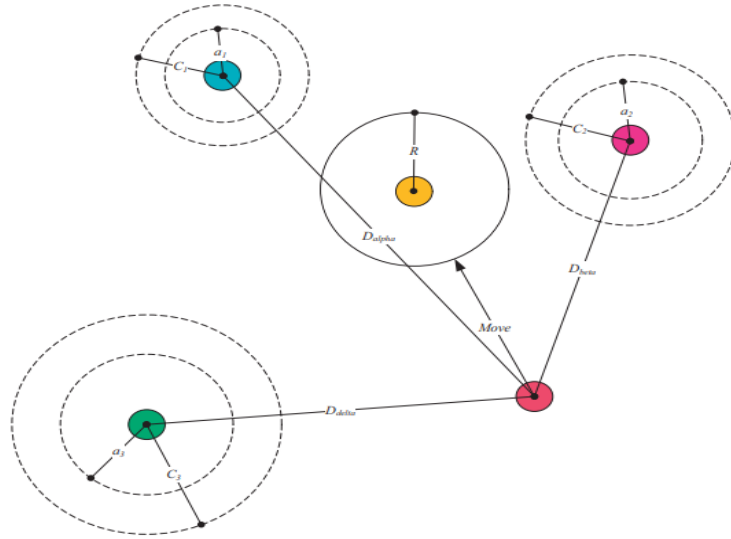
- **Évaluation de la fonction objective**

Remplacé les valeurs de chaque position de loup x_i dans la fonction objectif $f(x)$ puis classé par ordre les loups alpha, bêta et delta selon l'objectif optimisez (minimisez, maximisez). Laisser x_α et représentent respectivement les positions des loups alpha, bêta et delta.

Deuxième partie : Comportement de chasse

- **Encercler la Proie**

Mettez à jour les positions de chaque loup (figure IV.20) en utilisant les équations suivantes 20 et 21.



FigureIV.20: Comportement de chasse [94]

$$\begin{aligned}
 D_{\alpha} &= |\vec{C}_1 \cdot \vec{x}_{\alpha} - \vec{x}_i| \\
 D_{\beta} &= |\vec{C}_2 \cdot \vec{x}_{\beta} - \vec{x}_i| \\
 D_{\delta} &= |\vec{C}_3 \cdot \vec{x}_{\delta} - \vec{x}_i|
 \end{aligned}
 \tag{IV.20}$$

$$\begin{aligned}
 \vec{X}_1 &= \vec{x}_{\alpha} - \vec{A}_1 \cdot \vec{D}_{\alpha} \\
 \vec{X}_2 &= \vec{x}_{\beta} - \vec{A}_2 \cdot \vec{D}_{\beta} \\
 \vec{X}_3 &= \vec{x}_{\delta} - \vec{A}_3 \cdot \vec{D}_{\delta}
 \end{aligned}
 \tag{IV.21}$$

Avec : C et A sont les paramètres de convergence calculer par les équations IV.22 et IV.23 respectivement

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - a
 \tag{IV.22}$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r}_2
 \tag{IV.23}$$

Où : \vec{r}_1, \vec{r}_2 sont deux vecteurs de valeurs générées aléatoirement dans l'intervalle [0,1]

a_v : coefficient de vecteur diminue linéairement de 2 à 0 à la fin du processus (équation IV.24).

$$a_v = 2\left(1 - \frac{t}{t_{\max}}\right)
 \tag{IV.24}$$

Chapitre IV : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par réseaux de neurones

Calculez les positions des autres agents (x_i) de recherches selon les trois meilleures solutions (équation IV.25) :

$$\vec{X}_i = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (IV.25)$$

Remarque 2 : Assurez-vous que les positions mises à jour des loups satisfont à toutes les contraintes imposées par le problème d'optimisation.

- **Attaque de la proie (critère d'arrêt)**

Répétez les étapes 2 à 3 jusqu'à ce qu'un critère de fin soit rempli, comme atteindre un nombre maximum d'itérations ou obtenir une solution satisfaisante. À la fin, les agents de recherche cessent bouger (figure IV.21) et l'agent de recherche X_α est considérée comme la meilleure solution.



Figure IV.21 : Attaque de la proie [95]

- ❖ **Application au reseau de neurones**

La combinaison de la méthode de loup gris avec l'algorithme d'apprentissage rétropropagation afin de prédit la longueur de fissure par fatigue (a) en fonction de nombre de cycles (N) ci-dessus la description de l'organigramme (FigureIV.22) :

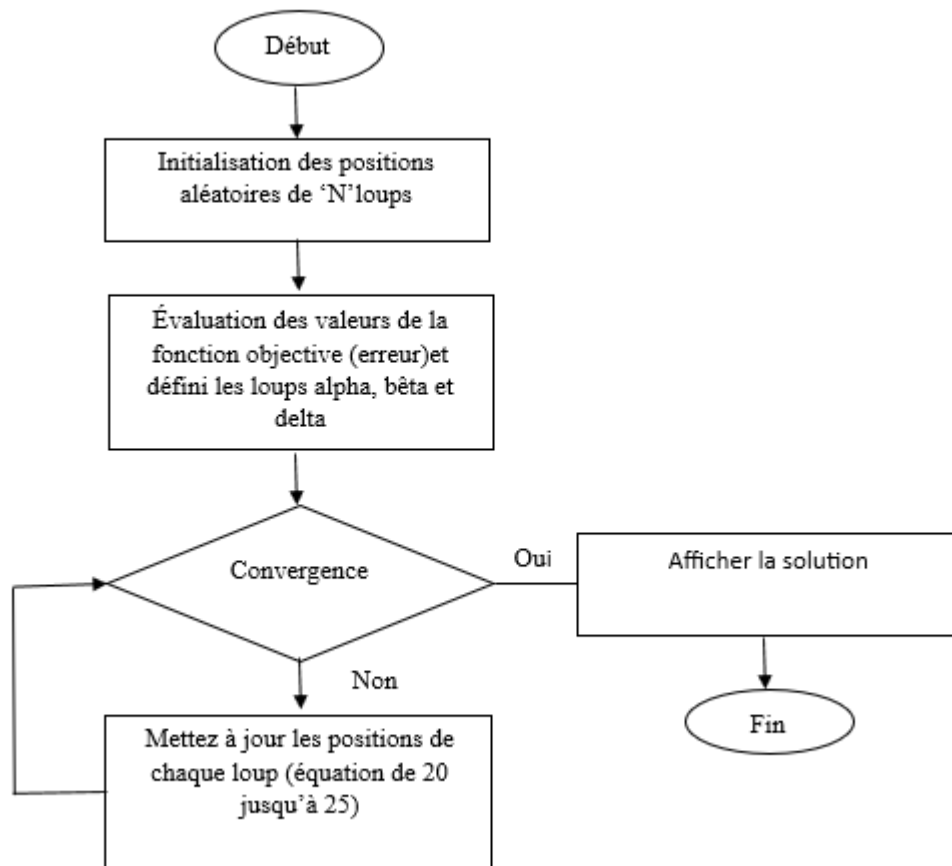


Figure IV.22 : Organigramme de l'algorithme GWO

- **Initialiser la population de loups gris**

Initialisez aléatoirement une population de loups gris représentant des solutions potentielles. Chaque loup correspond à un ensemble de paramètres du réseau neuronal, tels que les poids w_{ij} et les biais b_{ij} .

- **Évalué la fonction objective**

Évaluez la fonction objective (erreur quadratique moyenne (équation IV.4)) de chaque loup de la population. Cela implique généralement d'entraîner le réseau avec l'ensemble de paramètres correspondant et d'évaluer ses performances sur un ensemble de données d'entraînement. Puis déterminez les loups alpha, bêta et delta, représentant respectivement la meilleure, la deuxième et la troisième meilleure solution de la population.

- **Mettez à jour les positions de chaque loup**

Mettez à jour les positions de tous les loups de la population à l'aide des équations précédente (voire l'étape encercler la Proie de l'algorithme d'optimisation méta-heuristique de loup gris).

- **Convergence**

Une fois le processus d'optimisation converge, l'ensemble optimal de poids et de biais pour le réseau neuronal est obtenu à partir de la position du loup alpha.

IV.2. Résultats et discussion

Les figures IV.23 à IV.26 illustrent la comparaison entre les longueurs de fissures de fatigue prédites et expérimentales. Il est observé que les longueurs de fissures de fatigue prédites par le modèle de réseau neuronal artificiel optimisé par la méthode de loups gris (Grey Wolf Optimizer) (RNA-GWO) présentent un accord significatif avec les résultats expérimentaux pour divers rapports de charge (0,1, 0,3, 0,5). Notamment, cet accord reste vrai même en cas de perturbations, comme en témoignent les résultats au rapport de charge de 0,2. De plus, les écarts observés dans le rapport de charge de 0,2 s'alignent sur la nature stochastique et le choix aléatoire des constante c et A pour le modèle d'optimisation de Loups gris. L'indicateur, noté R , atteste de la robustesse du modèle RNA-GWO, donnant une valeur impressionnante de $R_c=0,99760$.

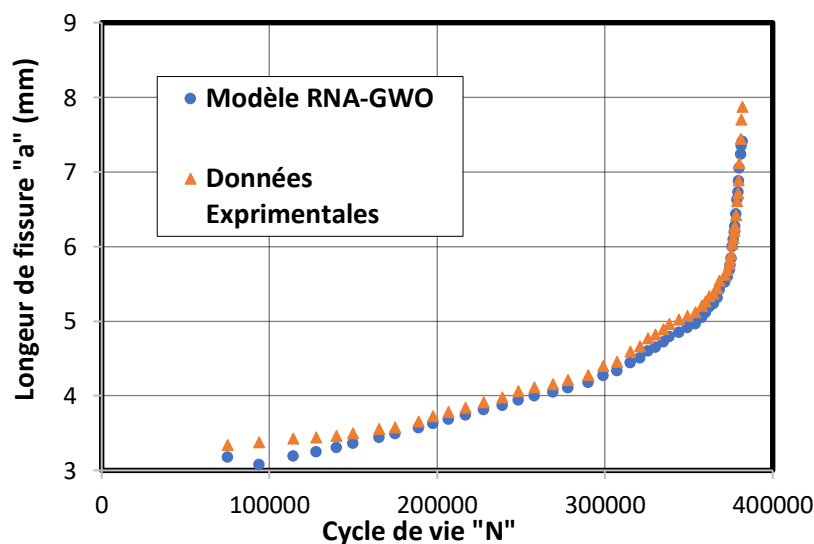


Figure IV.23 : Comparaison de la longueur de fissure en fatigue prévue et expérimentale à $R = 0,1$

Chapitre IV : Modélisation de la propagation de fissure de fatigue par réseaux de neurones

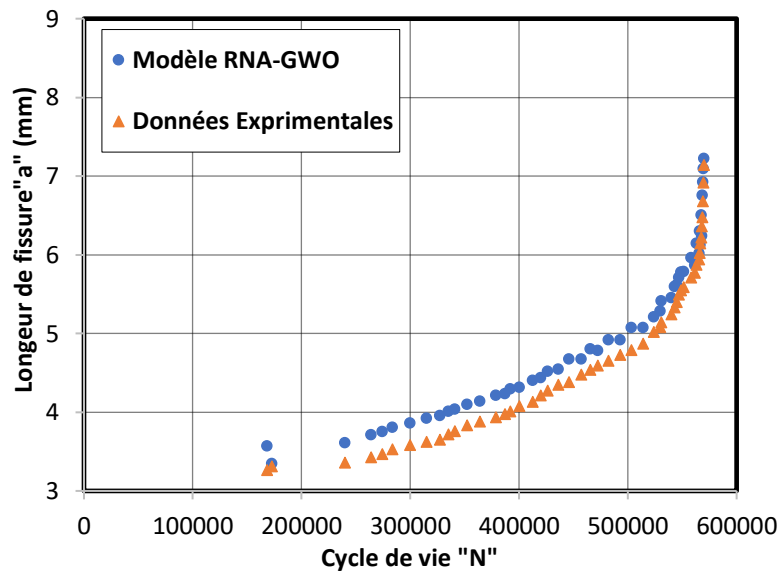


Figure IV.24 : Comparaison de la longueur de fissure en fatigue prévue et expérimentale à $R = 0,2$

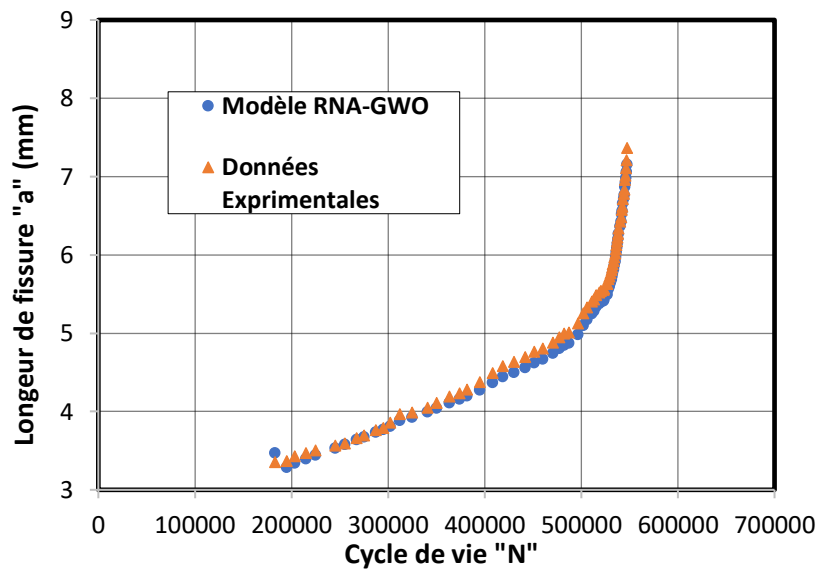


Figure IV.25 : Comparaison de la longueur de fissure en fatigue prévue et expérimentale à $R = 0,3$

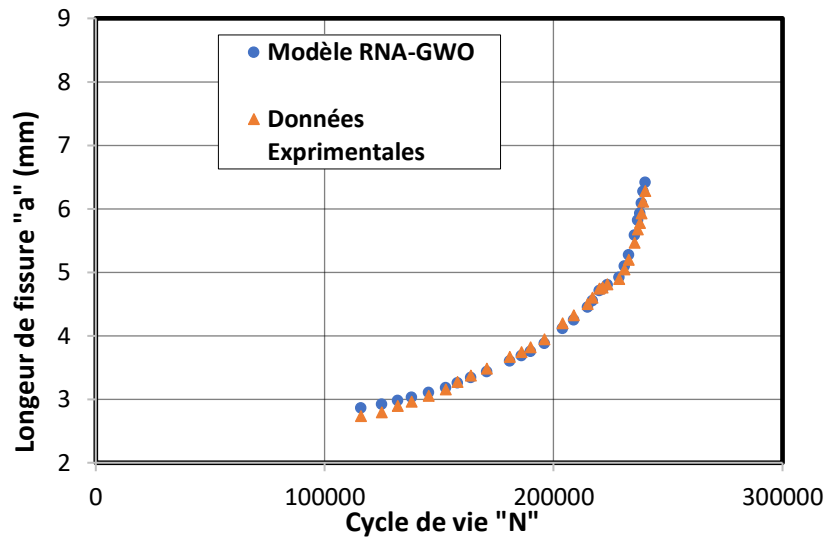


Figure IV.26: Comparaison de la longueur de fissure en fatigue prévue et expérimentale à $R = 0,5$

VI. CONCLUSION

En conclusion, l'objectif principal de ce chapitre a été de modéliser la propagation de fissure de fatigue par les réseaux de neurones artificiels (RNA). Une description détaillée sur l'aspect théorique des réseaux de neurones artificiels a été présentée. Le couplage des méthodes d'optimisation multivariable tel que la méthode Levenberg-Marquardt et la méthode méta-heuristique loups gris (Grey Wolf Optimization) (GWO) avec la règle d'apprentissage rétropropagation des réseaux de neurones nous a permis d'améliorer la puissance de RNA à assurer avec précision le comportement de propagation des fissures de fatigue sous différentes conditions de chargement.

***CONCLUSION GENERALE &
PERSPECTIVES***

Conclusion Générale

L'objectif de cette étude se résumait à la contribution de la modélisation de la propagation des fissures de fatigue sous chargements constants tenant compte des paramètres de chargements cycliques (rapport de charge, facteur d'intensité de contrainte, module de Young). L'approche de développement de modèles empiriques se basait sur des données expérimentales de la propagation de fissure par fatigue en flexion 4 points sous chargement constant pour différents rapports de charge d'alliage d'aluminium 2024-T351.

Dans une étape initiale, une compréhension globale de l'endommagement dû à la fatigue était nécessaire. Une description détaillée sur l'aspect théorique de ce phénomène avait été présentée. L'influence des facteurs influençant le mécanisme et les vitesses de propagation par fatigue était également abordée.

Puis, nous avons fait une recherche approfondie sur la littérature des modèles de croissance des fissures de fatigue sous chargement constant, mettant en évidence à la fois les approches classiques ancrées dans les principes de la mécanique de la rupture et les techniques informatiques émergentes telles que les réseaux de neurones. En conclusion, même si les modèles classiques fournissaient des informations fondamentales, ils pouvaient être limités par des simplifications. Les modèles avancés étaient prometteurs dans la capture de comportements complexes, mais nécessitaient une validation et un perfectionnement supplémentaires.

Afin d'avoir des prédictions sans intégration numérique, nous avons tenté de développer une modélisation faisant appel aux fonctions Gamma pour la prédiction de la fissure par fatigue incluant différents facteurs influençant le mécanisme et les vitesses de propagation par fatigue sous forme non dimensionnelle. Une validation des résultats prédits par la fonction Gamma devait être confrontée avec celle du modèle de Paris et modèle exponentiel.

Finalement, un modèle basé sur les réseaux de neurones était adopté pour la prédiction de la longueur de fissure en fonction du nombre de cycles par fatigue. Le réseau élaboré intégrait, d'une part, l'apprentissage par rétropropagation couplé par la méthode d'optimisation Levenberg-Marquardt et, d'autre part, était combiné avec la méthode d'optimisation méta-heuristique des loups gris (Grey Wolf Optimization,

GWO). Il utilisait une couche cachée ayant un nombre optimisé de 12 neurones. Les neurones cachés étaient activés par une fonction d'activation de type tangente hyperbolique, ce qui permettait un apprentissage plus rapide. Quant à la couche de sortie, la fonction d'activation utilisée était de type linéaire. Les résultats montraient que le couplage des méthodes d'optimisation multivariable telles que la méthode Levenberg-Marquardt et la méthode méta-heuristique des loups gris (GWO) avec la règle d'apprentissage par rétropropagation des réseaux de neurones permettait d'améliorer la puissance du RNA à capturer avec précision le comportement de propagation des fissures de fatigue dans différentes conditions de chargement.

Perspective

Le futur travail de la modélisation de la propagation des fissures de fatigue implique l'intégration de techniques informatiques avancées, pour tenir compte de l'influence des caractéristiques microstructurales sur l'initiation et la propagation des fissures de fatigue, les modèles actuels traitent souvent les matériaux comme homogènes, les travaux futurs se concentreront sur l'intégration de caractéristiques de la microstructure telles que la taille et la distribution des grains afin d'améliorer les prévisions de croissance des fissures. De plus, l'influence d'environnements agressifs (par exemple, températures élevées, humidité) sur le comportement de croissance des fissures pour des simulations réalistes.

Développez des modèles prédictifs en temps réel (jumeaux numériques) basés sur les réseaux de neurones pour permettre une prise de décision proactive et des stratégies de contrôle adaptatif dans les applications de surveillance et de maintenance de l'état des structures. Ces modèles peuvent continuellement mettre à jour et affiner les prévisions en fonction des données de capteurs entrantes, permettant ainsi une intervention rapide et une atténuation des risques.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Reference

- [1] Parker ER (1957) Brittle behavior of engineering structures. Wiley, New York
- [2] Study of Hydrogen Embrittlement in Pipelines and Nuclear Power Plants: Estimates for Durability 10.21926/jept.2203028
- [3] <https://indianexpress.com/article/india/crack-on-track-major-rail-accident-averted-in-jharkhand-accident>
- [4] LinxianZhi''Neural Network-based Modelling and Prediction for Crack Growth Process in Alloys''thesis. Faculty of Science, Engineering and Technology Swinburne University of Technology Hawthorn, VIC 3122, Australia.2019.
- [5] Yukawa S, Timo DP, Rudio A (1969) ''Fracture design practices for rotating equipment. In: Liebowitz H (ed) Fracture - an advanced treatise. Fracture design of structures'', vol V. Pergamon Press, pp 65–157.
- [6] Duffy AR, McClure GM, Eiber RJ, Maxey WA (1969) Fracture design practices for pressure piping. In: Liebowitz H (ed) Fracture - an advanced treatise. Fracture design of structures, vol V. Pergamon Press, pp 159–232.
- [7] Adachi J (1969)'' Fracture design practices for ordnance structures. In: Liebowitz H (ed) Fracture - an advanced treatise. Fracture design of structures'', vol V. Pergamon Press, pp 285–381.
- [8] Kuhn P (1969) ''Fracture design analysis for airflight vehicles. In: Liebowitz H (ed) Fracture - an advanced treatise. Fracture design of structures'', vol V. Pergamon Press, pp 471–500.
- [9] Diha Abdallah''Fatigue des matériaux Cours et exercices'',université Larbi Tebessi de Tébessa.Algérie.2022.
- [10] <https://www.enr.com/articles/42352-are-four-wind-turbine-failures-in-five-weeks-too-many-for-nextera-energy>
- [11] <https://www.r-e-v.co.uk/expertise/engineering-consultancy/turbomachinery-failure-investigation/>
- [12] A. Pineau, P. Petrequin, C. Bathias, J.P. Bâillon, La fatigue des matériaux et des structures, Hermes, Paris, 2e édition (1997).
- [13] BENACHOUR Nadja''Influence des effets de la géométrie des entailles sur l'amorçage et la fermeture des fissures''. Thèse doctorat. Université de Tlemcen.2014.

- [14] Kwai S. Chan “ Roles of microstructure in fatigue crack initiation”. International Journal of Fatigue, 2010.
- [15] Yang Li and al “ Study on the effect of residual stresses on fatigue crack initiation in rails”. International Journal of Fatigue .2020. Doi :<https://doi.org/10.1016/j.ijfatigue.2020.105750>
- [16] F.-L. LIANG* and C. LAIRD”The Effect of Environment on the Mechanism of Fatigue Crack Initiation and Propagation in Polycrystalline Copper”. Materials Science and Engineering, All 7 (1989) 83-93. Doi :[https://doi.org/10.1016/0921-5093\(89\)90089-0](https://doi.org/10.1016/0921-5093(89)90089-0).
- [17] G. Irwin, « Analysis of stresses and strains near the end of a crack traversing a plate », Journal of Applied Mechanics, vol. 24, p. 361-364, 1957.
- [18] H.M. Westergaard, « Stresses at a crack, size of the crack, and the bending of reinforced concrete », JP, vol. 30, no 11, p. 93-102, 1933, doi: 10.14359/8300.
- [19] Irwin, G.R., Kraft, J.M., Paris, P.C., & Wells, A.A. (1967). Basic Aspects of Crack Growth and Fracture. NLR Report 6598. November 21, 1967.
- [20] A. A. Griffith, « VI. The phenomena of rupture and flow in solids », Phil. Trans. R. Soc. Lond. A, vol. 221, no 582-593, p. 163-198, 1921, doi: 10.1098/rsta.1921.0006.
- [21] Bathias Claude, Pineau André (2010). Fatigue of materials and structures. ISTE Ltd and John Wiley & Sons Inc.
- [22] Paris.PC., Gomez,M., Anderson,W.E(1961).A rational analytic theory of fatigue. Trend Eng,Univ Washington,13(1).pp 9-14
- [23] Paris, PC., and F. Erdogan, 1963. “A Critical Analysis of Crack Propagation Laws”. Journal of Basic Engineering; Transaction, American Society of Mechanical Engineers, Series D, 85, PP. 528-534.
- [24] Forman,R.G., Mettu,S.R (1992).”Behavior of surface and corner cracks subjected to tensile and bending loads in Ti-6Al-4V alloy”,fracture Mechanics 22nd Symposium,Vol.1.ASTM STP 1131,H.A Saxena and D.L McDowell,eds.American Society for Testing and Materials,Philadelphia.
- [25] J.R. Mohanty, B.B. Verma, P.K. Ray. “Prediction of fatigue crack growth and residual life using an exponential model: Part I (constant amplitude loading)”. International Journal of Fatigue 31 (2009) 418– 424.
- [26] Myung-Sup Lee, Myung-Hyun Kim (2022). A new fatigue crack growth model considering underloads and overloads history together with stress ratio, International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering, Volume 14, 100481.

- [27] Bin-Bin Zhuang, Yu-Xin Liu, Yan-Nan Du, Ming-Liang Zhu, Fu-ZhenXua (2022). A new bilinear model for fatigue crack growth evaluation. *International Journal of Pressure Vessels and Piping*, Volume 200, 104850.
- [28] Pavlos Makris, Nicholas E. Sillionis, Konstantinos N. Anyfantis, (2023). Spectral fatigue analysis of ship structures based on a stochastic crack growth state model. *International Journal of Fatigue*, Volume 176, 107878.
- [29] H.F. Li, Y.Q. liu, P. Zhang, Z.F. Zhang, (2023). A full-stage fatigue crack growth model for metallic materials. *International Journal of Fatigue*, Volume 172, 107662.
- [30] Weixing Liang, Min Lou, Chen Zhang, Deguang Zhao, Dexing Yang, Yangyang Wan (2024). Experimental investigation and phenomenological modeling of fatigue crack growth in X80 pipeline steel under random loading, *International Journal of Fatigue*, Volume 182, 108169.
- [31] G.doutos, Emmanuel E. ‘‘ Fracture Mechanics: An Introduction’’. livre, Springer International Publishing.2020, DOI: 10.1007/978-3-030-35098-7.
- [32] S. M. Beden ,al ‘‘ Review of Fatigue Crack Propagation Models for Metallic Components’’. *European Journal of Scientific Research*.2009. ISSN 1450-216X Vol.28 No.3 (2009), pp.364-397.
- [33] Walker, EK., 1970. ‘‘The effect of stress ratio during crack propagation and fatigue for 2024-T3 and 7076-T6 aluminum. In: Effect of environment and complex load history on fatigue life’’, ASTM STP 462. Philadelphia: American Society for Testing and Materials, pp.1–14.
- [34] Forman, R.G., 1972. ‘‘Study of fatigue crack initiation from flaws using fracture mechanics theory’’. *Engineering Fracture Mechanics*. 4(2), pp. 333-345.
- [35] Hartman, A. and J. Schijve, 1970. ‘‘The Effects of Environment and Load Frequency on the Crack Propagation law for Macro Fatigue Crack Growth in Aluminum Alloys’’. *Engineering Fracture Mechanics*, 1(4), PP. 615-631
- [36] Dowling, N. E. and J. A. Begley, 1976. ‘‘Fatigue crack growth during gross plasticity and the J’integral. Mechanics of Crack Growth’’, ASTM STP 590, American Society for Testing and Materials, Philadelphia, PA, pp. 82-105.
- [37] Collipriest, J. E. Jr., 1972. ‘‘An Experimentalist's View of the Surface Flaw Problem. Physical Problems and Computational Solutions’’, J. L. Swedlow, Ed., American Society of Mechanical Engineers, New York pp. 43-62.
- [38] McEvily, A. J., 1974. ‘‘Phenomenological and Microstructural Aspects of Fatigue’’. Presented at the Third International Conference on the Strength of Metals and Alloys, Cambridge, England; published by The Institute and The

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Iron and Steel Institutes, Publication, W36, PP. 204-213.
- [39] Lal, D. N. and V. Weiss, 1978. "A Notch Analysis of Fracture Approach to Fatigue Crack Propagation", Metallurgical Transactions, 9A, PP. 413-425.
- [40] Zheng, Xiulin and A. Manfred, 1983. "Fatigue Crack Propagation in Steels". Engineering Fracture Mechanics, 18(3), PP. 965-973.
- [41] Wang, Wei and Cheng Thomas, 1994. "Fatigue Crack Growth Rate of Metal by Plastic Energy Damage Accumulation Theory". Journal of Engineering Mechanics, 120(4), PP. 776-795.
- [42] Miller, M. S. and J. P. Gallagher, 1981. "An Analysis of Several Fatigue Crack Growth Rate (FCGR) Descriptions". Fatigue Crack Growth Measurement and Data Analysis, ASTM STP 738. S. J. Hudak, Jr. and R. J. Bucci, Eds., American Society for Testing and Materials, pp. 205-251
- [43] Elber, W., 1970. "Fatigue crack closure under cyclic tension". Engineering Fracture Mechanics, 2, PP. 37-45.
- [44] M. Katcher, M. Kaplan. "Effect of R-factor and crack closure on fatigue crack growth for aluminium and titanium alloys". ASTM STP 559, 264-282, 1974.
- [45] R. Kumar, S. B. L. Garg. "Effect of stress ratio and effective stress range ratio on fatigue crack growth for 6061-T6 Al-alloy". Int. J. Press. Vess. Piping 33, 378-384, 1988.
- [46] S. Chand, S. B. L. Garg. "Crack propagation under constant amplitude loading". Engng Fracture Mech. 21, 1-30, 1985.
- [47] Benachour, M., Belmokhtar, A., Benchour, N., & Benguediab, M. (2015). Enhanced Exponential Fatigue Crack Growth Model for Al-alloy. AASCIT Journal of Materials, 1(3), 57-63.
- [48] Pawan, K., Vaneshwar, K., Ray, P.K., & Verma, B.B. (2016). Modelling of Fatigue Crack Propagation in Part-Through Cracked Pipes Using Gamma Function. Mechanics, Materials Science & Engineering, 6(2016). <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.16973.03043>.
- [49] Jie Chena , Yongming Liu "Fatigue modeling using neural networks: a comprehensive review" Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures · January 2022 DOI: 10.1111/ffe.13640
- [50] Maleki E, Unal O, Reza Kashyzadeh K. Fatigue behavior prediction and analysis of shot peened mild carbon steels. Int J Fatigue. 2018;116: 48-67.
- [51] Yan C, Gao R, Huang W. Asphalt mixture fatigue life prediction model based on neural network. CICTP 2017. June 2021: 1292-1299.

- [52] Dresia K, Waxenegger-Wilfing G, Riccius J, Deeken J, Oschwald M. Numerically efficient fatigue life prediction of rocket combustion chambers numerically efficient fatigue life prediction of rocket combustion chambers using artificial neural networks Networks. Eucass. 2019.
- [53] Guo S, Li C, Shi J, Luan F, Song X. Effect of quenching media and tempering temperature on fatigue property and fatigue life estimation based on RBF neural network of 0.44% carbon steel. *Mech Sci.* 2019;10: 273–286.
- [54] Zhi P, Li Y, Chen B, Bai X, Sheng Z. Fuzzy design optimization-based fatigue reliability analysis of welding robots. *IEEE Access.* 2020;8: 64906–64917.
- [55] Zhou R, Xing Z, Wang H, et al. Prediction of contact fatigue life of AT40 ceramic coating based on neural network. *Anti-Corrosion Methods Mater.* 2020;67: 83–100.
- [56] Ahmad HW, Hwang JH, Javed K, Chaudry UM, Bae DH. Probabilistic fatigue life prediction of dissimilar material weld using accelerated life method and neural network approach. *Computation.* 2019.
- [57] Jarrah MA, Al-Assaf Y, El Kadi H. Neuro-fuzzy modeling of fatigue life prediction of unidirectional glass fiber/epoxy composite laminates. *J Compos Mater.* 2002;36: 685–700.
- [58] Vassilopoulos AP, Bedi R. Adaptive neuro-fuzzy inference system in modelling fatigue life of multidirectional composite laminates. *Comput Mater Sci.* 2008;43: 1086–1093.
- [59] Solano-Alvarez W, Peet MJ, Pickering EJ, Jaiswal J, Bevan A, Bhadeshia HKDH. Synchrotron and neural network analysis of the influence of composition and heat treatment on the rolling contact fatigue of hypereutectoid pearlitic steels. *Mater Sci Eng A.* 2017;707: 259–269.
- [60] Mohanty JR, Verma BB, Parhi DRK, Ray PK. Application of artificial neural network for predicting fatigue crack propagation life of aluminum alloys. *Arch Comput Mater Sci Surf Eng.* 2009;1: 133–138.
- [61] Iacoviello F, Iacoviello D, Cavallini M. Analysis of stress ratio effects on fatigue propagation in a sintered duplex steel by experimentation and artificial neural network approaches. *Int J Fatigue.* 2004;26: 819–828.
- [62] Allegri G. Modelling fatigue delamination growth in fibre-reinforced composites: Power-law equations or artificial neural networks? *Mater Des.* 2018;155: 59–70.
- [63] Zhang W, Bao Z, Jiang S, He J. An artificial neural network-based algorithm for evaluation of fatigue crack propagation considering nonlinear damage

- accumulation. Materials (Basel). 2016
- [64] Mortazavi SNS, Ince A. An artificial neural network modeling approach for short and long fatigue crack propagation. *Comput Mater Sci.* 2020;185.
- [65] Xie L, Yang Y, Zhou Z, Zheng J, Tao M, Man Z. Dynamic neural modeling of fatigue crack growth process in ductile alloys. *Inf Sci (Ny).* 2016;364–365: 167–183.
- [66] Haque ME, Sudhakar K V. ANN back-propagation prediction model for fracture toughness in microalloy steel. *Int J Fatigue.* 2002;24: 1003–1010.
- [67] Schooling JM, Brown M, Reed PAS. An example of the use of neural computing techniques in materials science - The modelling of fatigue thresholds in Ni-base superalloys. *Mater Sci Eng A.* 1999;260: 222– 239.
- [68] Okafor AC, Singh N, Singh N, Oguejiofor BN. Acoustic emission detection and prediction of fatigue crack propagation in composite patch repairs using neural network. *J Thermoplast Compos Mater.* 2017;30: 3–29.
- [69] Younis H Bin, Kamal K, Sheikh MF, Iqbal S. Prediction of fatigue crack length in aircraft aluminum alloys using radial basis function neural network. *Proc 18th Int Bhurban Conf Appl Sci Technol IBCAST 2021.* 2021: 328–334.
- [70] Li D, Wang W, Ismail F. Enhanced fuzzy-filtered neural networks for material fatigue prognosis. *Appl Soft Comput J.* 2013;13: 283–291.
- [71] M. Benachour, (2008). “Simulation de la propagation des fissures de fatigue à travers un champ de contraintes résiduelles”. Thèse de Docotrat en Sciences des Matériaux, Université de Sidi Bel Abbes.
- [72] Chabat, C. (1990). *Introduction à l’analyse complexe. Tome 1 : Fonctions d’une variable.* Éditions Mir Moscou.
- [73] P, Heuler, and W. Schuetz, “Assessment of concepts for fatigue crack initiation and propagation life prediction,” *Z. Werkstofftech,* vol. 17, pp. 397-405, 1986.
- [74] S. Haykin, « *Neural Networks: A comprehensive foundation* »; Prentice Hall PTR, Upper Saddle River, New Jersey, USA, 1994.
- [75] Youcef Djeriri. "Les Réseaux de Neurones Artificiels". Cours Université deSidi Bel Abbes, 2017. //www.researchgate.net/publication/319939107
- [76] ZakhroufMousaab. “Development of a Neuronal System for Modeling Stream flows of some watersheds in Algeria”. Doctoratethesis. University of Tlemcen, Algeria, 2021.

- [77] B.K. Bose, "Artificial neural network applications in power electronics". Proceedings of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON'2001), pp.1631– 1638, Denver, CO, November -December 2001.
- [78] D. Rumelhart, G. Hinton, R. Williams Learning internal representations by error propagation. Parallel Distributed Processing. Vol. 1, MIT Press, pp. 318-362, (1986)
- [79] D. Hebb The organization of behavior. John Wiley & Sons - New York (1949).
- [80] M. Y. Ammar Mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition batch/continu. Thèse de Doctorat. Institut Polytechnique de Toulouse (2007).
- [81] WERBOS, Paul J. "Back propagation through time: what it does and how to do it". Proceedings of the IEEE, 1990, vol. 78, no 10, p. 1550-1560.
- [82] ELMAN, Jeffrey L. Learning and development in neural networks: The importance of starting small. Cognition, 1993, vol. 48, no 1, p. 71-99.
- [83] HOCHREITER, Sepp et SCHMIDHUBER, Jürgen. Flat minima. Neural computation, 1997, vol. 9, no 1, p. 1-42.
- [84] CHO, Kyunghyun, VAN MERRIËNBOER, Bart, BAHDANAU, Dzmitry, et al. On the properties of neural machine translation: Encoder-decoder approaches. arXiv preprint arXiv:1409.1259, 2014.
- [85] Fabien Moutarde " vers des robots intelligents" . Revue de l'électricité et l'électronique. Université de MINES ParisTech.2018
- [86] LECUN, Yann, BENGIO, Yoshua, et al. Convolutional networks for images, speech, and time series. The handbook of brain theory and neural networks, 1995, vol. 3361, no 10, p. 1995.
- [87] Anibal Pedraza et al. Glomerulus classification with convolutional neural networks. Annual conference on medical image understanding and analysis, .2017.
- [88] ABRAHAM, Ajith. Adaptation of fuzzy inference system using neural learning. In: Fuzzy Systems Engineering: Theory and Practice. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2005. p. 53-83.
- [89] Sapna, S., A. Tamilarasi, and M. Pravin Kumar. "Backpropagation learning algorithm based on Levenberg Marquardt Algorithm." CompSciInformTechnol (CS and IT) 2 (2012): 393-398.
- [90] Linxian Zhi "Neural Network-based Modelling and Prediction for Crack Growth Process in Alloys". Thèse de Doctorat. University of

- Technology Hawthorn, VIC 3122, Australia.2019.
- [91] D. W. Marquardt, "An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters," *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, vol. 11, pp. 431-441, 1963.
- [92] K. Madsen, H. B. Nielsen, and O. Tingleff, "Methods for non-linear least squares problems," 1999.
- [93] YU, Hao et WILAMOWSKI, Bogdan M. Levenberg–marquardt training. In : *Intelligent systems*. CRC Press, 2018. p. 12-1-12-16.
- [94] Souâd MAKHFI. "Modélisation et simulation du comportement thermomécanique de l'usinage à grande vitesse". Thèse de Doctorat Université de Tlemcen. Algérie, 2018.
- [95] Mirjalili, Seyedali, Seyed Mohammad Mirjalili, and Andrew Lewis. "Grey wolf optimizer." *Advances in engineering software* 69 (2014): 46-61.
- [96] Kumar, Narender, and Dharmender Kumar. "An improved grey wolf optimization-based learning of artificial neural network for medical data classification." *Journal of Information and Communication Technology* 20.2 (2021): 213-248.
- [97] Dahmani Saad. "Optimisation de la gestion d'un réservoir à buts multiples". Thèse de doctorat, Université d'Oran, Algérie.2021.