

Analyse statistique des défauts trouvés dans les joints soudés
multicouches utilisés dans la fabrication de turbines
hydroélectriques

par

Atchan Daniel YAO

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION DE LA MAÎTRISE
AVEC MÉMOIRE EN GÉNIE MÉCANIQUE
M. Sc. A.

MONTRÉAL, LE 20 AOÛT 2021

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

©Tous droits réservés, Atchan Daniel Yao, 2021

©Tous droits réservés

Cette licence signifie qu'il est interdit de reproduire, d'enregistrer ou de diffuser en tout ou en partie, le présent document. Le lecteur qui désire imprimer ou conserver sur un autre media une partie importante de ce document, doit obligatoirement en demander l'autorisation à l'auteur.

PRÉSENTATION DU JURY

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ

PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

M. Philippe Bocher, directeur de mémoire
Département de génie mécanique à l'École de technologie supérieure

M. Vincent Demers, président du jury
Département de génie mécanique à l'École de technologie supérieure

M. Martin Gagnon, jury externe
Institut de Recherche d'Hydro-Québec (IREQ)

M. Antoine Tahan, membre du jury
Département de génie mécanique à l'École de technologie supérieure

IL A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 12 AOÛT 2021

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

Mes remerciements vont à l'endroit de tous ceux qui m'ont accordé un peu de leur temps et de leur savoir-faire dans l'accomplissement de ce projet. Je pense en premier au professeur Philippe Bocher du Département de génie mécanique de l'École de technologie supérieure pour son orientation et ses recadrages tout au long de ce travail.

J'associe à ces remerciements M. Martin Gagnon de l'Institut de recherche d'Hydro-Québec (IREQ) de sa sollicitude et pour son aide à la compréhension de diverses notions dont j'avais besoin pour travailler. Je remercie également tous les chercheurs qui m'ont apporté à un moment ou à un autre dans le déroulement de ce projet leur appui, en particulier M. Nicolas Vanderesse pour le soutien technique.

Pour terminer, je tiens aussi à témoigner ma gratitude à l'Institut de recherche d'Hydro-Québec (IREQ) pour son appui financier.

ANALYSE STATISTIQUE DES DÉFAUTS TROUVÉS DANS LES JOINTS SOUDÉS MULTICOUCHES UTILISÉS DANS LA FABRICATION DE TURBINES HYDROÉLECTRIQUE

Atchan Daniel YAO

RÉSUMÉ

L'évaluation de la résistance à la fatigue du matériau de soudure dans les roues de turbine hydroélectrique se pratique sur des éprouvettes. La question de savoir si les joints de soudure et les éprouvettes utilisées pour les tests peuvent présenter approximativement des résistances similaires en fatigue se pose, vu que les procédés sont différents. Le joint résulte d'un soudage multicouche avec un apport de métal 410NiMo. Les éprouvettes sont usinées à partir d'un brut du métal de soudure déposé en plusieurs couches sur un substrat.

Ce mémoire suggère une méthode pour comparer les matériaux de ces deux procédés, dans une perspective de vérifier si les deux traitements ont des qualités similaires. La méthode proposée se base sur les meilleurs modèles d'approximation des tailles de défauts extrêmes trouvés dans les matériaux.

Une méthodologie expérimentale par l'imagerie à rayons X pour chaque cas a été mise en œuvre pour investiguer et quantifier les défauts. L'analyse d'images 2D de radiographie des tranches a servi pour quantifier les défauts dans le matériau du joint en T, à cause du fait que ces dimensions sont relativement grandes et que sa forme comporte des arêtes vives compliquant l'analyse 3D. Pour les éprouvettes de fatigue de forme cylindrique, la tomographie a produit des images 3D des spécimens qui ont été projetées en images 2D pour la quantification des défauts.

L'analyse statistique des valeurs de la racine carrée des surfaces projetées des pores collectées s'est basée sur la théorie des valeurs extrêmes. Des modèles de distributions des valeurs extrêmes généralisées et de Pareto généralisée ont conjointement été explorées. Trois critères ont permis de sélectionner un modèle pour simuler les valeurs extrêmes dans chaque cas. Le modèle gagnant devrait être validé par les tests statistiques de Kolmogorov-Smirnov et d'Anderson-Darling, et jugé performant par les calculs de la racine carré des erreurs quadratiques moyennes et du coefficient de détermination. Puis, celui-ci devra réaliser une très bonne approximation des valeurs expérimentales les plus extrêmes et enfin minimiser les intervalles de confiance des prédictions. Les modèles GPD à seuil élevé à 91 % des données pour le joint en T et GPD à 88,1 % pour les éprouvettes de fatigue ont été retenus.

La principale conclusion de cette étude est que les deux procédés pourraient statiquement être proches en considérant la taille des gros pores lorsque le volume de matériau de soudure est inférieur à 200 μm . La différence serait cependant plus significative pour des volumes plus grands.

Mots clés : valeurs extrêmes, matériau de soudure, niveau de retour, période de retour

ANALYSE STATISTIQUE DES DÉFAUTS TROUVÉS DANS LES JOINTS SOUDÉS MULTICOUCHES UTILISÉS DANS LA FABRICATION DE TURBINES HYDROÉLECTRIQUES

Atchan Daniel YAO

ABSTRACT

The evaluation of the fatigue resistance of the weld material in the hydroelectric turbine runners is carried out on test specimens. The question whether the welded joints and specimens used for testing can exhibit approximately similar fatigue strengths arises, since the processes are different. The joint is the result of multilayer welding with an addition of 410NiMo metal. The specimens are machined from a raw weld metal deposited in several layers on a substrate.

This thesis suggests a method for comparing the materials of these two processes, with a view to verifying whether the two treatments have similar qualities. The proposed method is based on the best approximation models of the sizes of extreme defects found in materials.

An experimental methodology by X-ray imaging for each case was implemented to investigate and quantify the defects. Analysis of 2D X-ray images of the wafers was used to quantify the defects in the material of the T-joint, due to the fact that these dimensions are relatively large and its shape has sharp edges complicating the 3D analysis. For the cylindrically shaped fatigue specimens, tomography produced 3D images of the specimens which were projected as 2D images for quantification of defects.

The statistical analysis of the square root values of the projected areas of the collected pores was based on the theory of extreme values. Generalized extreme value and generalized Pareto distribution models were jointly explored. Three criteria were used to select a model to simulate the extreme values in each case. The winning model should be validated by statistical tests of Kolmogorov-Smirnov and Anderson-Darling, and judged to perform well by calculations of the square root of the mean squared errors and the coefficient of determination. Then, this one will have to carry out a very good approximation of the most extreme experimental values and finally to minimize the confidence intervals of the predictions. The high threshold GPD models at 91% of the data for the T-joint and GPD at 88.1% for the fatigue specimens were retained.

The main conclusion of this study is that the two processes could be statically close considering the size of the large pores when the volume of solder material is less than 200 μm . On the other hand, the difference would be more significant for larger volumes.

Key words : extreme values, weld material, return level, return period

TABLE DES MATIÈRES

| | Page |
|---|------|
| INTRODUCTION | 1 |
| CHAPITRE 1 REVUE DE LITTERATURE..... | 5 |
| 1.1 Défauts dans le métal de soudure FCAW | 5 |
| 1.2 Fatigue en mécanique de la rupture | 6 |
| 1.2.1 Contrainte de rupture | 7 |
| 1.2.2 Facteur d'intensité de contrainte | 8 |
| 1.2.3 Effet de la taille de défaut sur la durée de vie des matériaux métalliques | 9 |
| 1.3 Méthodes d'investigation des défauts | 13 |
| 1.4 Théorie des valeurs extrêmes..... | 15 |
| 1.5 Problématique et objectif | 18 |
| CHAPITRE 2 MÉTHODOLOGIE EXPÉRIMENTALE DE COLLECTE DE DONNÉES | 19 |
| 2.1 Introduction..... | 19 |
| 2.2 Matériaux de soudure expérimentaux..... | 19 |
| 2.2.1 Joint en T..... | 19 |
| 2.2.2 Éprouvettes de fatigue..... | 21 |
| 2.3 Technique et moyens d'investigation | 23 |
| 2.3.1 Imagerie à rayons X | 23 |
| 2.3.2 CT-Scan Nikon XT H 225 | 25 |
| 2.3.3 Logiciels employés | 26 |
| 2.4 Collecte de données expérimentales | 27 |
| 2.4.1 Matériau de soudure du joint en T | 28 |
| 2.4.2 Matériau de soudure des éprouvettes de fatigue | 32 |
| CHAPITRE 3 ANALYSE STATISTIQUE DES VALEURS EXTRÊMES DES RESULTATS EXPÉRIMENTAUX..... | 37 |
| 3.1 Introduction..... | 37 |
| 3.2 Analyse basée sur la théorie de valeurs extrêmes | 37 |
| 3.2.1 Distribution des valeurs extrêmes généralisée : GEV..... | 37 |
| 3.2.2 Distribution de Pareto généralisée : GPD | 38 |
| 3.3 Étapes de l'analyse..... | 38 |
| 3.3.1 Extractions des séries d'extrêmes | 39 |
| 3.3.2 Analyse préliminaire des distributions des extrêmes..... | 39 |
| 3.3.3 Estimation des paramètres | 41 |
| 3.3.4 Contrôle de l'adéquation des modèles aux séries d'extrêmes | 42 |
| 3.3.5 Qualité de la prédiction des modèles | 42 |
| 3.3.6 Niveaux de retour et périodes de retour..... | 43 |
| 3.3.6.1 Distribution des valeurs extrêmes généralisée : GEV..... | 43 |
| 3.3.6.2 Distribution de Pareto généralisée : GPD | 45 |

| | | |
|-----------------------------|--|----|
| 3.3.7 | Choix d'un modèle..... | 45 |
| 3.4 | Implémentations..... | 46 |
| CHAPITRE 4 RESULTATS..... | | 47 |
| 4.1 | Introduction..... | 47 |
| 4.2 | Analyse exploratoire des données initiales..... | 47 |
| 4.3 | Meilleurs modèles d'ajustement des extrêmes | 54 |
| 4.3.1 | Matériau de soudure du joint en T | 54 |
| 4.3.2 | Matériau de soudure des éprouvettes de fatigue..... | 62 |
| 4.4 | Comparaison des procédés..... | 66 |
| CHAPITRE 5 DISCUSSION | | 69 |
| 5.1 | Valeur singulière à 677 μm | 69 |
| 5.2 | Choix d'un modèle d'approximation des extrêmes | 71 |
| 5.3 | Représentativité des éprouvettes de fatigue..... | 72 |
| CONCLUSION..... | | 73 |
| RECOMMANDATIONS | | 75 |
| ANNEXE I | | |
| | DISTRIBUTIONS DE L'ANALYSE..... | 77 |
| BIBLIOGRAPHIE..... | | 81 |

LISTE DES TABLEAUX

| | Page |
|---|------|
| Tableau 2.1 Paramètres de soudure utilisés pour la réalisation du joint en T | 20 |
| Tableau 2.2 Paramètres de soudure utilisés pour la réalisation du métal de soudure des éprouvettes | 22 |
| Tableau 2.3 Paramètres affichés par le CT-Scan après réglage de l'atténuation pour la radiographie des tranches du joint en T | 28 |
| Tableau 2.4 Paramètres affichés par le CT-Scan après réglage de l'atténuation pour la tomographie des éprouvettes de fatigue | 34 |
| Tableau 4.1 Valeurs de la \sqrt{aire} (en μm) des pores trouvés dans le joint en T (Partie 1) .. | 48 |
| Tableau 4.2 Valeurs de la <i>aire</i> (en μm) des pores trouvés dans le joint en T (Partie 2) | 49 |
| Tableau 4.3 Valeurs de la \sqrt{aire} (en μm) des pores trouvés dans les éprouvettes de fatigue | 51 |
| Tableau 4.4 La moyenne et les quartiles des distributions (en μm) de la \sqrt{aire} des pores investigués dans le métal de soudure des spécimens | 52 |
| Tableau 4.5 Distances de Cook calculées pour les valeurs excédant le seuil à 117 μm pour les éprouvettes | 53 |
| Tableau 4.6 Nombre, moyenne et indice extrémal des séries d'excès sélectionnées pour le joint en T | 56 |
| Tableau 4.7 Paramètres estimés par MOM, GEV à 34 blocs et GPD à seuils élevés sélectionnés, pour le joint en T | 56 |
| Tableau 4.8 Valeurs p de tests KS et AD, ainsi que de la RMSE (en μm) et R^2 calculées pour les séries d'extrêmes du joint en T | 58 |
| Tableau 4.9 Valeurs estimées des niveaux de retour (en μm) à 2, 20, 100 et 200 cm^3 , ainsi que les intervalles de confiance (IC) à 95% associés pour le joint en T | 59 |
| Tableau 4.10 Nombre, moyenne et indice extrémal des séries d'excès sélectionnés pour les éprouvettes de fatigue | 63 |

| | | |
|--------------|--|----|
| Tableau 4.11 | Paramètres estimés (en μm) par MOM à partir des séries d'extrêmes sélectionnés pour les éprouvettes de fatigue | 64 |
| Tableau 4.12 | Valeurs p de tests KS et AD, ainsi que de la RMSE (en μm) et R^2 calculées pour les séries d'extrêmes des éprouvettes de fatigue | 64 |
| Tableau 4.13 | Valeurs estimées des niveaux de retour (en μm) et les IC à 95% associés pour les éprouvettes de fatigue..... | 66 |
| Tableau 4.14 | Valeurs estimées des niveaux de retour (en μm) à partir du meilleur modèle pour le joint en T et pour les éprouvettes de fatigue | 67 |
| Tableau 5.1 | Valeurs estimées des niveaux de retour à 2, 20 et 100 cm^3 , ainsi que les intervalles de confiance (IC) à 95 % avec et sans la valeur de 677 (en μm) ... | 69 |

LISTE DES FIGURES

| | Page |
|------------|---|
| Figure 0.1 | Photo montrant des joints de soudure en T entre des aubes et la couronne d'une turbine hydroélectrique de type Francis2 |
| Figure 1.1 | Schéma de principe du soudage avec fil fourré et gaz de protection Tirée de Soudage et assemblage-soudage – Guide d’auto-apprentissage (2010, p. 72)5 |
| Figure 1.2 | Images SEM de la microstructure métal de soudure 13Cr4Ni : (a) une particule de chrome dans le métal d'apport, (b) des cavités d'oxyde Tirée de Materials characterization (2016, p. 133 et 134).....6 |
| Figure 1.3 | Tenseur de contrainte en point M à proximité du front d'une fissure8 |
| Figure 1.4 | Diagramme de la résistance d’un matériau à la propagation des fissures ou défauts10 |
| Figure 1.5 | Diagramme de Kitagawa permettant de prévoir la propagation ou la non-propagation d’un défaut de taille a en fonction du chargement.....11 |
| Figure 1.6 | Schémas de principes des méthodes courantes d'investigation des défauts dans les matériaux : (a) Fractographie, (b) Métallographie et (c) Tomographie. Les formes grises représentent les défauts13 |
| Figure 1.7 | Images de défauts obtenues par tomographie : (a) vue 3D, (b) projections suivant x et z et (c) répartition spatiale dans la matrice15 |
| Figure 1.8 | Densité des distributions des valeurs extrêmes généralisées, avec $\xi = -0,3$ type Weibull, $\xi = 0$ type Gumbel et $\xi = 0,3$ type Frechet ($\lambda = 0$ et $\delta = 1$)...16 |
| Figure 1.9 | Densité des distributions de Pareto généralisé, avec $\xi = -0,3$ type Beta, $\xi = 0$ type exponentielle et $\xi = 0,3$ type Pareto ($\delta = 1$)17 |
| Figure 2.1 | Représentation du joint en T (a) vue en élévation et (b) vue en perspective (Échelle : 0,3 mm pour 1 mm)20 |
| Figure 2.2 | Photo d’une section du joint en T. La surface a subi une attaque chimique au réactif de Kalling pour révéler les lignes de formage des passes de soudure (Échelle : 2 mm pour 1 mm).....21 |

| | | |
|-------------|--|----|
| Figure 2.3 | Représentation d'une éprouvette de fatigue (a) vue en élévation et (b) vue en perspective (Échelle : 0,5 mm pour 1 mm)..... | 21 |
| Figure 2.4 | (a) brut de métal de soudure élaboré par dépôt de passes successives et (b) principe d'extraction des neufs éprouvettes (Échelle : 0,4 mm pour 1 mm) ... | 22 |
| Figure 2.5 | Schéma du principe de la tomographie à rayons X..... | 23 |
| Figure 2.6 | Schéma de principe d'un tube à rayons X | 24 |
| Figure 2.7 | Photos montrant les principaux composants du CT-Scan Nikon XT H 225 ST | 26 |
| Figure 2.8 | Image d'une radiographie réalisée sur d'une tranche du joint en T à l'aide du Nikon XT H 225. Les pores sont en gris clair et les inclusions en gris foncé (Échelle : 3,5 mm pour 1 mm) | 29 |
| Figure 2.9 | Étapes de quantification des pores dans les images 2D du métal de soudure du joint en T à l'aide du logiciel ImageJ | 30 |
| Figure 2.10 | (a) 3 images de radiographie d'une tranche et (b) image complète reconstituée (Échelle : 1,2 mm pour 1 mm)..... | 31 |
| Figure 2.11 | Résumé des résultats d'une analyse d'image de tranche du joint en T par ImageJ | 32 |
| Figure 2.12 | Zone d'intérêt des spécimens éprouvette de fatigue..... | 33 |
| Figure 2.13 | Extrait des 2635 projections 2D d'une tomographie (Échelle : 0,7 mm pour 1 mm) | 33 |
| Figure 2.14 | Extrait des 2000 fichiers images des coupes d'une image virtuelle 3D après reconstruction (Échelle : 1,5 mm pour 1 mm)..... | 34 |
| Figure 2.15 | (a) image 2D de projection d'une 3D de la moitié d'une éprouvette et (b) image de segmentation associée réalisées avec ImageJ (Échelle : 3,5 mm pour 1 mm) | 35 |
| Figure 2.16 | Étapes de quantification des pores à partir des images de tomographie du métal de soudure des éprouvettes de fatigue à l'aide du logiciel ImageJ | 36 |
| Figure 3.1 | Illustration de la sélection des extrêmes par seuil. La ligne bleue représente le niveau de seuil..... | 40 |
| Figure 3.2 | Courbes de niveau de retour d'une GEV avec les paramètres de forme $\xi = -0,2$, $\xi = 0$ et $\xi = 0,2$ Tiré de An Introduction to Statistical Modeling of Extreme values (2001, p.50)..... | 44 |

| | | |
|-------------|--|----|
| Figure 4.1 | Illustration de la repartitions des valeurs de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores dans le matériau du joint en T | 50 |
| Figure 4.2 | Illustration de la repartitions des valeurs de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores dans le matériau des éprouvettes de fatigue | 51 |
| Figure 4.3 | Histogrammes des distributions de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores trouvés dans les matériaux : (a) joint en T et (b) éprouvettes de fatigue | 53 |
| Figure 4.4 | Boîtes à moustaches des distributions de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores trouvés dans les matériaux. L'axe des ordonnées est à l'échelle logarithmique | 54 |
| Figure 4.5 | Illustration de l'extraction des extrêmes de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores pour le joint en T par blocs et par dépassement de seuil (seuil à 90% représenté par la ligne bleue) | 55 |
| Figure 4.6 | Variations des paramètres, (a) de forme et (b) d'échelle, estimés de la GPD en fonction du seuil pour le joint en T | 57 |
| Figure 4.7 | Diagrammes quantiles-quantile des ajustements des séries d'extrêmes retenues pour le joint en T | 60 |
| Figure 4.8 | Courbes des niveaux de retour de la modélisation des séries d'extrêmes pour le joint en T. Les périodes de retour sont à l'échelle logarithmique. Les lignes discontinues représentent les intervalles de confiance à 95 % | 61 |
| Figure 4.9 | Illustration de l'extraction des extrêmes de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores pour les éprouvettes de fatigue par blocs et par dépassement de seuil (seuil à 90 %) ... | 62 |
| Figure 4.10 | Variations des paramètres, (a) de forme et (b) d'échelle, estimés de la GPD en fonction du seuil pour les éprouvettes de fatigue | 63 |
| Figure 4.11 | Diagrammes quantiles-quantile des ajustements des séries d'extrêmes pour les éprouvettes de fatigue | 65 |
| Figure 4.12 | Courbes des niveaux de retour de la modélisation des séries d'extrêmes des éprouvettes de fatigue | 65 |
| Figure 4.13 | Niveaux de retour des approximations des valeurs extrêmes des modèles retenus : (a) pour le joint en T et (b) pour les éprouvettes de fatigues | 67 |
| Figure 5.1 | Courbes de niveaux de retour de modèles GPD à seuil à 117 μm : (a) avec la valeur 677 μm et (b) sans la valeur 677 μm | 70 |
| Figure 5.2 | Images des plus gros pores trouvés dans les éprouvettes de fatigue | 71 |

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

| | |
|-------|--|
| AD | Anderson-Darling |
| ASTM | American Society for Testing Material |
| AIE | Agence internationale de l'énergie |
| CCD | Charge Coupled Device |
| CND | Contrôle non destructifs |
| CT | Computer tomography (tomographie informatisée) |
| FCAW | Flux Cored Arc Welding (Soudage à l'arc à fil fourré) |
| fdc | Fonction de distribution cumulative |
| fdp | Fonction de densité de probabilité |
| GEV | Generalized Extreme Value (distribution des valeurs extrêmes généralisées) |
| GPD | Generalized Pareto Distribution (distribution de Pareto généralisée) |
| IREQ | Institut de Recherche d'Hydro-Québec |
| IC | Intervalle de confiance |
| KS | Kolmogorov-Smirnov |
| MLE | Méthode du Maximum de Vraisemblance |
| MOM | Méthode des Moments |
| MSE | Mean Square Error (Erreur quadratique moyenne) |
| POT | Peak Over Threshold |
| R^2 | Coefficient de détermination |
| RMSE | Root Mean Square Error (Racine carrée des erreurs quadratiques moyennes) |
| TVE | Théorie des Valeurs Extrêmes |

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

| | |
|------------------|--|
| a | Taille de fissure ou du défaut préexistant |
| a_S | Valeur limite de propage d'une fissure |
| D_i | Distance de Cook. |
| da/dN | Taux de propagation |
| E | Module d'élasticité lié au matériau |
| ξ | Paramètre de forme |
| δ | Paramètre d'échelle |
| HV | Dureté Vickers |
| K_I | Facteur d'intensité de contrainte |
| λ | Paramètre de position, |
| n_e | Nombre total d'excès |
| n | Nombre de données d'un échantillon |
| p | Probabilité cumulée |
| Pr | Fonction de probabilité cumulée |
| \sqrt{aire} | Racine carrée de la surface projetée de défaut |
| σ^∞ | Contrainte nominale appliquée |
| θ | Indice extrémal |
| $\Delta\sigma_D$ | Limite du chargement |
| ΔK_S | Seuil de propagation |
| T | Période de retour |
| u | Seuil pour la distribution de Pareto généralisée |
| x_e | Valeur au-dessus d'un seuil (excès) |
| \bar{x}_e | Moyenne des excès |
| x_i | Valeur observée |
| \bar{x}_i | Moyenne des valeurs observées |
| γ_S | Énergie de surface |
| γ_P | Énergie de déformation plastique |
| Y | Facteur de forme lié au défaut |

INTRODUCTION

Les effets du réchauffement climatique devenant de plus en plus visibles partout sur la planète, plusieurs pays envisagent de réduire à long terme l'utilisation des énergies fossiles (le nucléaire, le pétrole, le gaz, le charbon, etc.) au profit des énergies plus propres (hydroélectricité, éoliennes, etc.) pour la production de l'électricité. Le défi est de pouvoir satisfaire à la demande de plus en plus croissante. Un moyen de garantir la sécurité énergétique est sans doute la fiabilisation de la capacité de production des centrales hydroélectriques, représentant 15,8 % de la production mondiale des énergies électriques en 2018 selon le rapport annuel de l'agence internationale de l'énergie (AIE) de novembre 2019. Elle est de loin la première source d'énergie renouvelable en termes de production à l'heure actuelle dans le monde. Aussi, en ce qui concerne sa part de production sur le plan national, elle atteint 59 % de la production électrique canadienne. Mais, l'un des problèmes rencontrés par les compagnies est la fluctuation permanente de la demande en électricité qui occasionne des arrêts et démarrages fréquents des groupes-turbines, engendrant un risque plus élevé d'endommagement des roues de turbine par fatigue. D'ailleurs, selon Gagnon et al. (2010), les cycles de chargement occasionnés par les démarrages en présence de défauts dans les joints de soudure (Figure 0.1) réduisent la résistance à la fatigue des roues de turbines.

Les roues de turbines hydroélectriques sont des structures réalisées par assemblage-soudage à l'aide du procédé de soudage à l'arc à fil fourré (FCAW). Ce procédé utilise l'arc électrique d'un fil-électrode en acier 410NiMo pour déposer le métal en fusion aux interfaces de deux pièces métalliques à assembler. Amrei et al. (2016) ont montré que la microstructure du métal de soudure qui en résulte est plutôt complexe et contient des pores, des inclusions ainsi que des microfissures de solidifications. Ces défauts de fabrication constituent l'un des problèmes majeurs de résistance à la fatigue des roues de turbine, particulièrement les pores et les inclusions qui peuvent-être considérés comme des fissures courtes pouvant influencer la limite de fatigue.

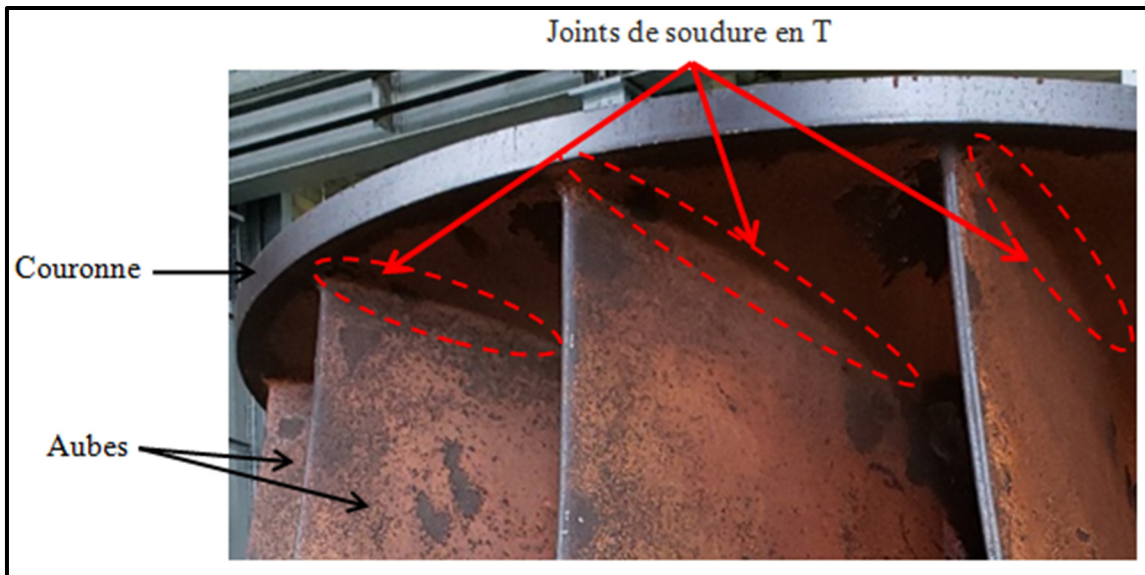


Figure 0.1 Photo montrant des joints de soudure en T entre des aubes et la couronne d'une turbine hydroélectrique de type Francis

L'évaluation de la durée de vie des joints sur la base des tailles de défauts existants dans le métal trouve un obstacle avec la faible capacité de détection in-situ de ceux-ci par les contrôles non destructifs CND (H. Habibzadeh Boukani, Viens, Tahan, & Gagnon, 2014), (Hamid Habibzadeh Boukani, Viens, Tahan, & Gagnon, 2018). L'Institut de Recherche d'Hydro-Québec (IREQ) pratique des essais de fatigue sur éprouvettes en métal de soudure pour se donner une idée de la limite en fatigue des joints de soudure utilisés dans les roues de turbine. Cette pratique s'écarte un peu de la condition d'un joint se trouvant dans une vraie roue de turbine. Car, le métal d'apport ici est déposé sur un substrat en plusieurs couches pour former un volume de matière dans lequel sont usiné les éprouvettes, tandis qu'en situation réelle une soudure se retrouve entre deux pièces métalliques de base qu'il assemble. Le problème est de savoir si le métal de soudure dans ces deux procédés a la même résistance en fatigue. Il devient donc important de développer une méthodologie permettant de trouver le meilleur modèle de distributions des tailles extrêmes de défauts présents dans le métal des deux procédés afin de les comparer.

L'analyse a pour objectif d'appliquer la théorie des valeurs extrêmes (TVE) aux tailles extrêmes de défauts investigués dans un volume de métal de soudure afin d'extrapoler la

taille des gros défauts. Elle se base sur les distributions de taille des pores trouvés dans le métal de soudure d'un spécimen de joint en T et de neuf (9) éprouvettes d'essais de fatigue à comparer. Le joint en T est formé de deux pièces en acier CA6NM assemblées par le métal d'apport 410NiMo. Les éprouvettes sont quant à eux fabriquées à partir d'un volume brut du matériau 410NiMo déposé sur un support aussi en CA6NM.

Les objectifs spécifiques visés sont de :

- investiguer les défauts dans le métal de soudure du spécimen joint en T.
- investiguer les défauts dans le métal de soudure des éprouvettes de fatigue.
- trouver le meilleur modèle d'ajustement des séries d'extrêmes relatives aux distributions de défauts trouvés dans les deux procédés.

Pour rendre compte des travaux effectués, ce mémoire est structuré comme suit. Une revue de la littérature sur la résistance à la fatigue des matériaux en présence des défauts est rédigée au chapitre 1. Elle fait mention des défauts microstructuraux, notamment les pores et les inclusions existants dans le métal de soudure FCAW, de la mécanique de la rupture, des méthodes d'investigation des défauts dans les métaux. L'état de connaissance sur la TVE y est également exposé. Le chapitre 2 présente la méthodologie expérimentale de collecte de données utilisée pour chaque type de spécimen. Ensuite, le chapitre 3 expose l'analyse statistique des valeurs extrêmes des résultats expérimentaux effectuée à l'aide de la TVE. Le chapitre 4 donne l'ensemble des résultats de ce travail. Et pour finir, le chapitre 5 développe la discussion relative aux résultats de ce travail en rapport avec la littérature sur le sujet et la comparaison entre les deux procédés d'obtention du matériau de soudure.

CHAPITRE 1

REVUE DE LITTERATURE

1.1 Défauts dans le métal de soudure FCAW

Le soudage à l'arc à fil fourré (FCAW) est utilisé pour souder les roues de turbine hydroélectrique. La Figure 1.1 présente le principe du procédé. Le FCAW utilise un fil-électrode tubulaire contenant un flux qui forme un laitier au-dessus du bain de fusion en plus du gaz de protection 75%Ar-25%CO₂. Le CO₂ procure une densité de soudure optimum et le Ar assure une bonne stabilité de l'arc électrique. Le soudage FCAW 75%Ar-25%CO₂ possède donc un taux de dépôt de métal de soudure élevé comparé aux autres procédés de soudage (Silva, Castro, Filho, Caldeira, & Lagares, 2019).

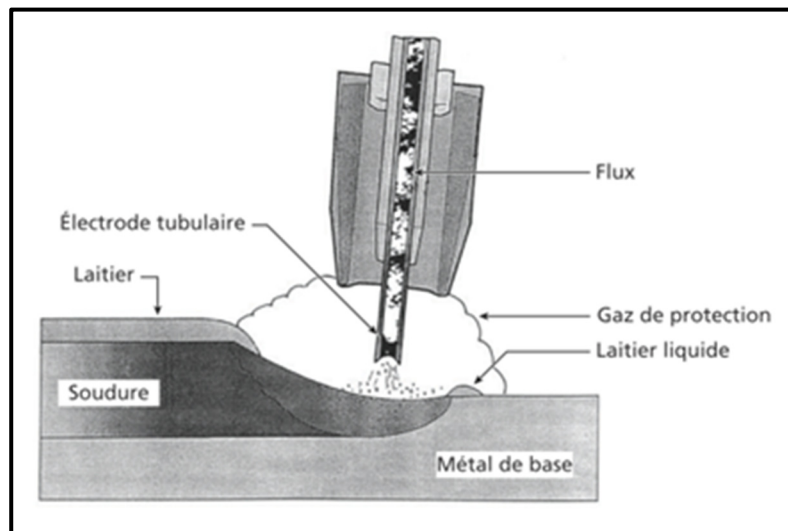


Figure 1.1 Schéma de principe du soudage avec fil fourré et gaz de protection Tirée de Soudage et assemblage-soudage – Guide d'auto-apprentissage (2010, p. 72)

En tant que procédé de fabrication par solidification, le soudage FCAW génère de nombreux défauts. La microstructure du métal déposé contient des hétérogénéités (Amrei et al., 2016) dont les plus significatives sont les cavités et les inclusions dans la matrice du métal

410NiMo présentées à la Figure 1.2. Les inclusions sont les résultats des particules de silicium, de chrome ou de d'autres corps non fondus dans le laitier qui se sont incrustées dans le liquide fondu (Amrei et al., 2016). Quant aux pores, ils proviennent soit du rétrécissement du métal lors de la solidification soit de gaz emprisonnés. Les pores de micro-rétrécissement ont une morphologie plus complexe (Wicke, Luetje, Bacaicoa, & Brueckner-Foit, 2016), leur étendue plus plate peut être beaucoup plus grande que celles des pores de gaz (Wicke et al., 2016) qui sont de forme sphérique dans la plus part des cas (Rotella, Nadot, Piellard, & Augustin, 2017).

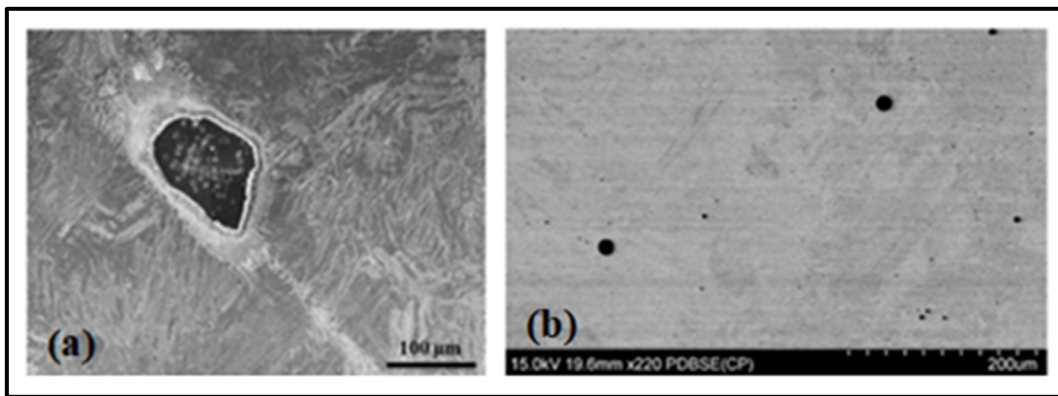


Figure 1.2 Images SEM de la microstructure métal de soudure 13Cr4Ni :
(a) une particule de chrome dans le métal d'apport, (b) des cavités d'oxyde
Tirée de Materials characterization (2016, p. 133 et 134)

1.2 Fatigue en mécanique de la rupture

Les successions de chargements occasionnés par les démarrages des roues de turbines génèrent des conditions propices au processus de fatigue tel que défini par ASTM E1823-97. La fluctuation des contraintes ajoutée aux défauts de fabrication du procédé de soudage contribue à réduire la résistance à la fatigue du métal d'apport de soudure des roues de turbine (Gagnon et al., 2010). Quelques cas de défaillance typiques dus à des inclusions non métalliques dans des matériaux tels l'acier à roulement, l'acier à ressort, les fontes à graphite rapportés par Murakami & Beretta (1999) confirment l'effet de la présence des défauts sur la fatigue des matériaux.

1.2.1 Contrainte de rupture

La baisse de la performance en fatigue dans les matériaux en présence des défauts est caractérisée par l'intensité de la contrainte en pointe de fissure et le nombre de variations de contrainte pour qu'une fissure ou un défaut préexistant entraîne la fissure. La mécanique de la rupture tend à définir une propriété du matériau pour de telles conditions. Les structures sont calculées de sorte que les contraintes nominales restent inférieures en règle générale à la limite élastique des matériaux et donc susceptible de résister à la ruine par rupture de type ductile, mais elles ne sont pas pour autant à l'abri de la ruine de type fragile, à cause de la présence de défaut préexistant dans le matériau ou d'une fissure qui se propagent en service dans des conditions propres à la fatigue.

Arnold Griffith en 1920 développa l'idée selon laquelle la croissance d'une fissure survient lorsque le taux de restitution de l'énergie du matériau dépasse l'énergie de fracture qui consiste à faire avancer le front de fissure. Cela se traduit à l'équilibre dans les métaux par l'expression :

$$\sigma = \sqrt{\frac{2E(\gamma_S + \gamma_P)}{\pi a}} \quad (1.1)$$

avec

γ_S : énergie de surface

γ_P : énergie de déformation plastique (γ_P est très grand par rapport à γ_S)

E : module d'élasticité lié au matériau

a : taille de fissure ou du défaut préexistant

Cette formule montre bien que la taille des discontinuités joue un rôle dans la rupture des matériaux ou des soudures.

1.2.2 Facteur d'intensité de contrainte

La théorie de la rupture des matériaux ductiles utilise le facteur d'intensité de contrainte (K_I) pour caractériser l'état de contrainte en pointe de fissure. Le champ de contrainte en un point M (Figure 1.3) au voisinage du front de fissure en sollicitation monotone de traction perpendiculaire au plan de la fissure (mode I) s'exprime par la formule suivante :

$$\sigma(r, \theta) = \frac{K_I}{\sqrt{2\pi r}} f_{ij}(\theta) \quad (1.2)$$

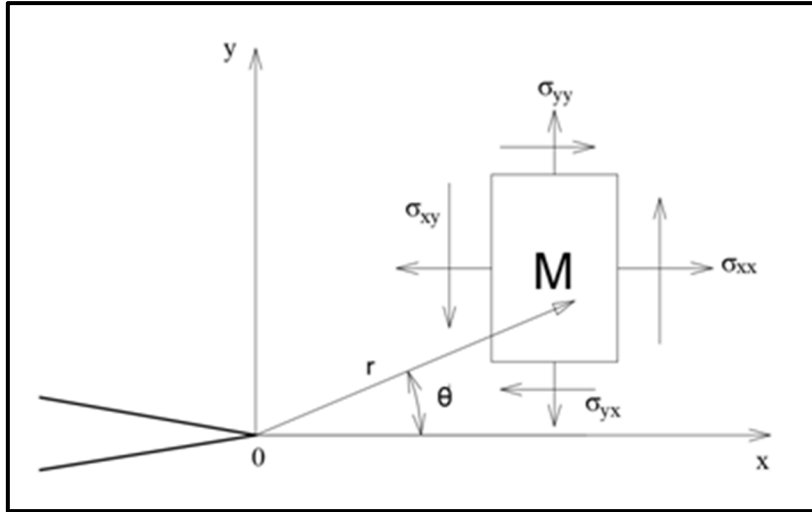


Figure 1.3 Tenseur de contrainte en point M à proximité du front d'une fissure

r et θ les coordonnées polaires du point M et K_I facteur d'intensité de contrainte en mode I¹, calculé comme suit :

$$K_I = Y\sigma^\infty\sqrt{\pi a} \quad (1.3)$$

¹ Le mode de chargement par ouverture, utilisé généralement pour les calculs analytiques et expérimentaux

Y est le facteur de forme lié au défaut et σ^∞ la contrainte nominale appliquée. Cette équation précise que la contrainte locale près d'une fissure ou d'un défaut dépend en réalité de la contrainte de service, de la taille du défaut ainsi que de la forme du défaut. En d'autres termes, une rupture par fatigue prend sa source au plus gros défaut comparable à une fissure dans la région la plus sollicitée.

1.2.3 Effet de la taille de défaut sur la durée de vie des matériaux métalliques

Le nombre de variations de charge pour qu'une fissure suffisamment grande comparée à la microstructure passe de la taille initiale à une taille qui peut propager sous chargement fluctuant constitue une donnée importante de l'analyse du comportement en fatigue des matériaux métalliques en général. Le diagramme de la Figure 1.4 représente la courbe de la vitesse de propagation, exprimée en taille par nombre de cycles de chargement, d'une fissure en fonction de la variation du facteur d'intensité de contrainte en fond de fissure, soit :

$$\frac{da}{dN} = C \cdot \Delta K^m \quad (1.4)$$

où de C et m sont des constantes caractéristiques du matériau.

Le graphique montre qu'il n'y a pas d'avancement de la fissure en dessous d'une valeur seuil de non-propagation ΔK_S , et présente trois (3) zones I, II et III, correspondant aux phases successives de l'amorçage, de la propagation stable et de la rupture brutale.

De l'amorçage à la propagation des fissures, le processus suit deux (2) étapes principalement. Pendant la première, les microfissures associées aux extrusions et intrusions du matériau constituent des fissures courtes dont la taille ne dépasse pas celle d'un grain du matériau. Sa durée avoisine les premiers 10 % du temps de vie du matériau. De telles microfissures peuvent être arrêtées par les joints de grains qui agissent comme une barrière structurale. La seconde évolution de la microfissuration consiste à progresser vers les grains voisins. Elle prend la majeure partie de la durée de vie estimée de 10 à 90 %.

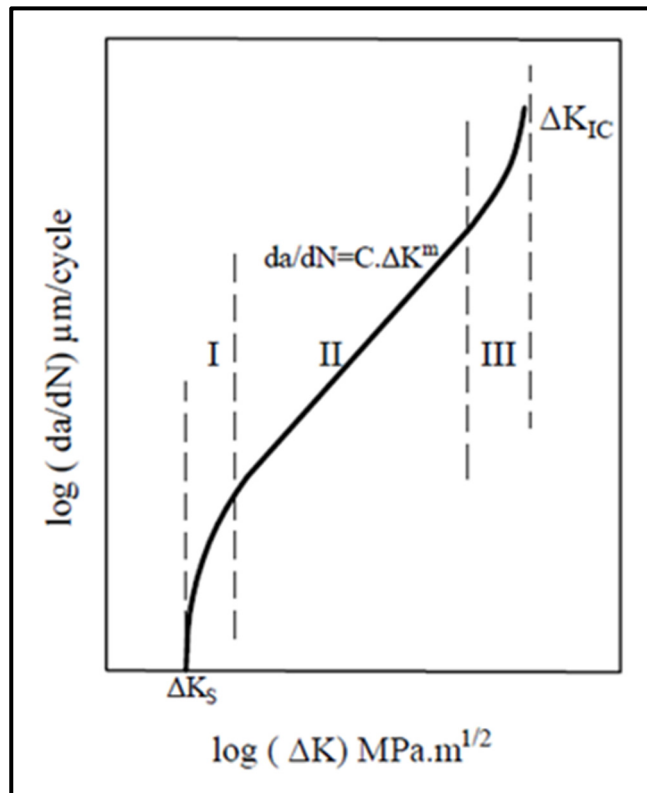


Figure 1.4 Diagramme de la résistance d'un matériau à la propagation des fissures ou défauts

Les défauts de plus grande taille assimilables à de longues fissures accélèrent la phase de l'amorçage, et donc réduisent le temps de vie globale des matériaux. Puisque le nombre de cycles qu'une fissure courte devra subir pour atteindre une taille suffisante pour propager en tant que fissure longue sera plus faible en présence de gros défauts.

Le diagramme de la Figure 1.5, nommé diagramme de Kitagawa, permet de situer la valeur seuil (a_S) du passage d'une fissure courte qui ne propage pas vers une fissure longue qui propage. Le graphique représente l'amplitude de la contrainte nominale appliquée en fonction de la longueur de fissure ou du défaut. La limite du chargement ($\Delta\sigma_D$) et la droite représentant les seuils de propagation (ΔK_S) divisent l'espace en deux : le domaine de

propagation et le domaine de non-propagation. L'abscisse de leur point d'intersection définit la valeur limite a_s de la fissure ou du défaut qui ne peut ne pas propager.

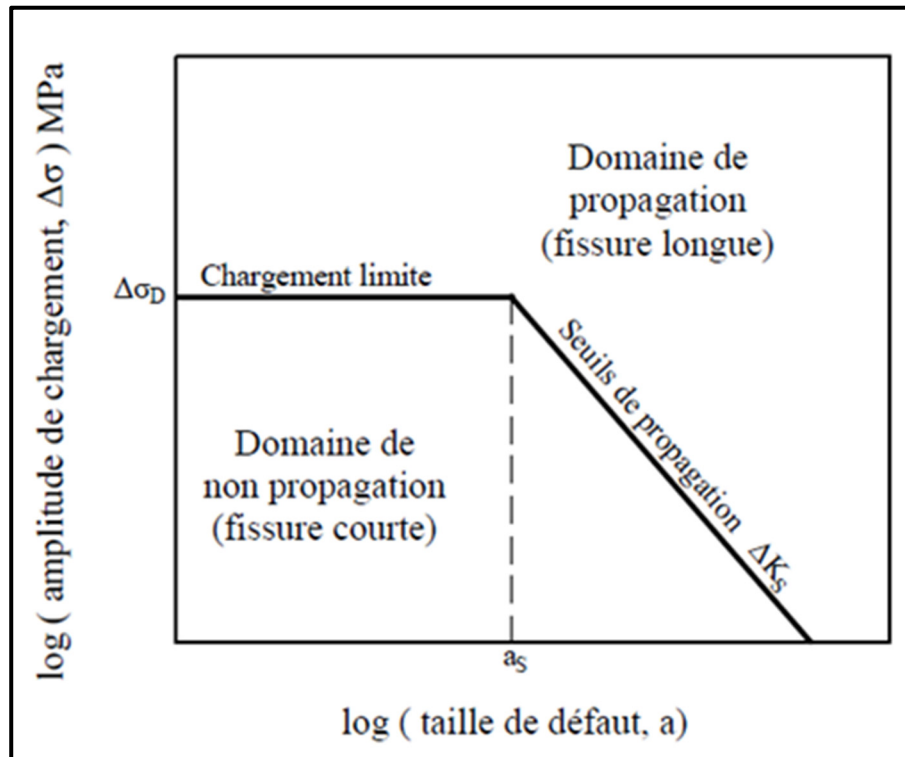


Figure 1.5 Diagramme de Kitagawa permettant de prévoir la propagation ou la non-propagation d'un défaut de taille a en fonction du chargement

Sous l'hypothèse que les défauts peuvent être traités comme des fissures, la connaissance de l'ordre de grandeur des tailles de défauts extrêmes trouvés dans les matériaux métalliques peut permettre de prédire la résistance à la fatigue de ceux-ci. Il s'agira simplement de calculer et de comparer les amplitudes du facteur d'intensité de contrainte et du chargement équivalents à la taille (a_{ext}) du défaut extrême trouvé à celles que le matériau peut supporter à la limite de la non-propagation. Pour ce faire, il a été plusieurs fois démontré que ΔK_S et $\Delta\sigma_D$ peuvent être estimés en appliquant le modèle à paramètres proposé par Murakami & Endo (1994). Ils ont expérimentalement trouvé que :

$$\Delta K_S = 3.3 \times 10^{-3} (HV + 120) \cdot (\sqrt{aire})^{1/3} \quad (1.5)$$

Et pour un rapport de charge $R = -1$

$$\Delta \sigma_D = \frac{1.43 \cdot (HV + 120)}{(\sqrt{aire})^{1/6}} \quad (1.6)$$

avec HV , la dureté Vickers du matériau en kgf / mm^2 et \sqrt{aire} , la racine carrée de la surface projetée d'une fissure ou d'un défaut perpendiculaire à la direction du chargement en μm . Les auteurs n'avaient pas l'information sur la valeur maximale du paramètre \sqrt{aire} pour l'application des formules 1.5 et 1.6, mais ils prévoient approximativement 1000 μm . Plus tard, l'équation 1.6 a été élargie à des cas plus généraux (Murakami & Endo, 1994) en pour $R \neq -1$, comme suit :

- Défaut de surface

$$\Delta \sigma_D = \frac{1.43 \cdot (HV + 120)}{(\sqrt{aire})^{1/6}} \cdot \left[\frac{(1 - R)}{2} \right]^\alpha \quad (1.7)$$

- Défaut interne

$$\Delta \sigma_D = \frac{1.56 \cdot (HV + 120)}{(\sqrt{aire})^{1/6}} \cdot \left[\frac{(1 - R)}{2} \right]^\alpha \quad (1.8)$$

avec $\alpha = 0.226 + HV \cdot 10^{-4}$

Les fissures de fatigue amorcées au niveau des cavités sont souvent étudiées dans les alliages coulés (Couper, Neeson, & Griffiths, 1990; Sonsino & Ziese, 1993), et aussi dans les

assemblages soudés (Shen, Zhao, Li, Chua, & Zhou, 2017). L'effet sur la résistance à la fatigue est inversement proportionnel à la taille des pores. La dispersion de celle-ci affectera la dispersion de la résistance à la fatigue selon S. Mohd et al (2012). Bien avant, Zhang, Poirier et Chen (1999) ont constaté que l'initiation des fissures de fatigue ne se faisait plus sur des porosités mais à d'autres caractéristiques microstructurales pour des diamètres de pores inférieurs à 25 μm .

En conclusion, une estimation fiable de la résistance à la fatigue commande une prédiction fiable de la taille du plus gros défauts survenant dans les matériaux (Murakami & Beretta, 1999).

1.3 Méthodes d'investigation des défauts

La Figure 1.6 présente les trois méthodes rencontrées dans la littérature pour rechercher la taille des défauts dans les matériaux. Il s'agit de la fractographie, de la métallographie et de la tomographie à rayons X.

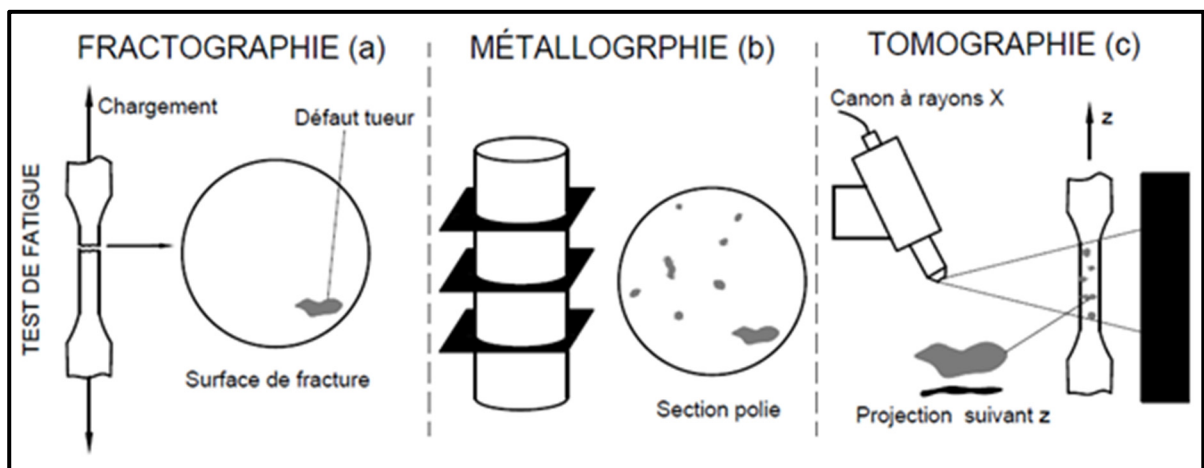


Figure 1.6 Schémas de principes des méthodes courantes d'investigation des défauts dans les matériaux : (a) Fractographie, (b) Métallographie et (c) Tomographie. Les formes grises representent les défauts

La méthode de la fractographie consiste à tester des échantillons en fatigue. Les surfaces de fracture obtenues sont expertisées au microscope optique. La taille du défaut à l'origine de la rupture par fatigue est mesurée (Beretta & Murakami, 1998, 2001; Murakami & Beretta, 1999). Cette méthode nécessite un nombre important d'échantillons dans le cas d'une analyse statistique et coûte chère.

Plusieurs sections transversales sont découpées dans le matériau pour faire de la métallographie. Des images 2D des sections polies sont ensuite réalisées à l'aide d'un microscope optique. Les plus gros défauts pour chaque section sont détectés et enregistrés (Murakami & Endo, 1994). En métallographie, vu que les coupes métallographiques ne traversent pas très souvent les défauts le long des plus grands axes, la plupart des tailles maximales des éléments mesurés sont apparentes au lieu des vraies tailles. La métallographie sous-estime donc la taille maximale réelle des défauts.

La tomographie fait partir des techniques d'imagerie à rayons X. Elle consiste à reconstruire les volumes de matériau en une image trois (3) dimensions à partir d'une séquence d'images de projections deux (2) dimensions de spécimens animés d'un mouvement de rotation sur eux-mêmes suivant l'axe vertical. Cette méthode est devenue depuis peu une méthode courante de dimensionnement des défauts en science des matériaux (Le, Saintier, Morel, Bellett, & Osmond, 2018). La tomodensitométrie et la radiographie sont deux techniques d'imagerie de transmission par les rayons X. Elles sont bien adaptées pour détecter les gros défauts tels que les pores et les inclusions à l'intérieur des corps métalliques (Le et al., 2018; Zerbst, Madia, Klinger, Bettge, & Murakami, 2019). La tomographie a également la capacité de représenter la morphologie en 3D des défauts, de les projeter suivant les trois axes et de réaliser une vue spatiale de leur répartition dans le métal, (Figure 1.7).

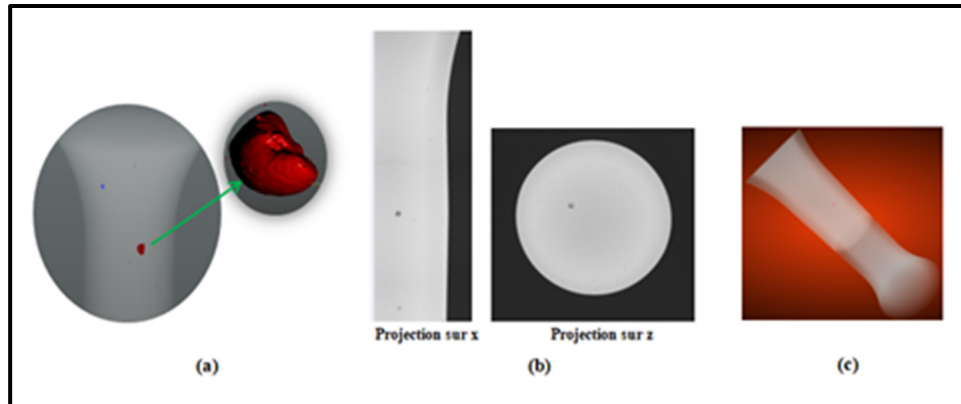


Figure 1.7 Images de défauts obtenues par tomographie : (a) vue 3D, (b) projections suivant x et z et (c) répartition spatiale dans la matrice

1.4 Théorie des valeurs extrêmes

La théorie des valeurs extrêmes (TVE) permet d'ajuster une distribution de valeurs extrêmes dans le but d'estimer les observations rares d'un phénomène ou d'un processus. Elle utilise deux approches pour l'extraction des séries d'extrêmes. Il y a la méthode par blocs introduite par Gumbel (1958) et la méthode par seuil développée par Pickands (1975).

L'approche par blocs divise un échantillon de données en plusieurs compartiments de tailles identiques et le maximum de chaque sous échantillon est sélectionné pour former une série de valeurs extrêmes. Les distributions des valeurs extrêmes généralisées (GEV) permettent d'approximer les séries de valeurs extrêmes ainsi constituées (Fisher & Tippet, 1928). La fonction de distribution cumulative (fdc) de la GEV se présente comme suit :

$$GEV(x) = \begin{cases} \exp\left(-\left[1 + \xi\left(\frac{x-\lambda}{\delta}\right)\right]^{-\frac{1}{\xi}}\right), & \xi \neq 0, \\ \exp\left(-\exp\left[-\left(\frac{x-\lambda}{\delta}\right)\right]\right), & \xi = 0, \end{cases} \quad (1.9)$$

λ est le paramètre de position, δ ($\delta > 0$) le paramètre d'échelle et ξ le paramètre de forme. ξ détermine le comportement de la queue de la GEV. En effet, la GEV rassemble trois (3)

fonctions de distribution de valeurs extrêmes : la Weibull ($\xi < 0$) avec une queue de distribution bornée, la Gumbel ($\xi = 0$) à queue fine et la Frechet ($\xi > 0$) présentant une queue épaisse. La Figure 1.8 précise les courbes des fonctions de densité de probabilité (fdp) des trois distributions de la GEV.

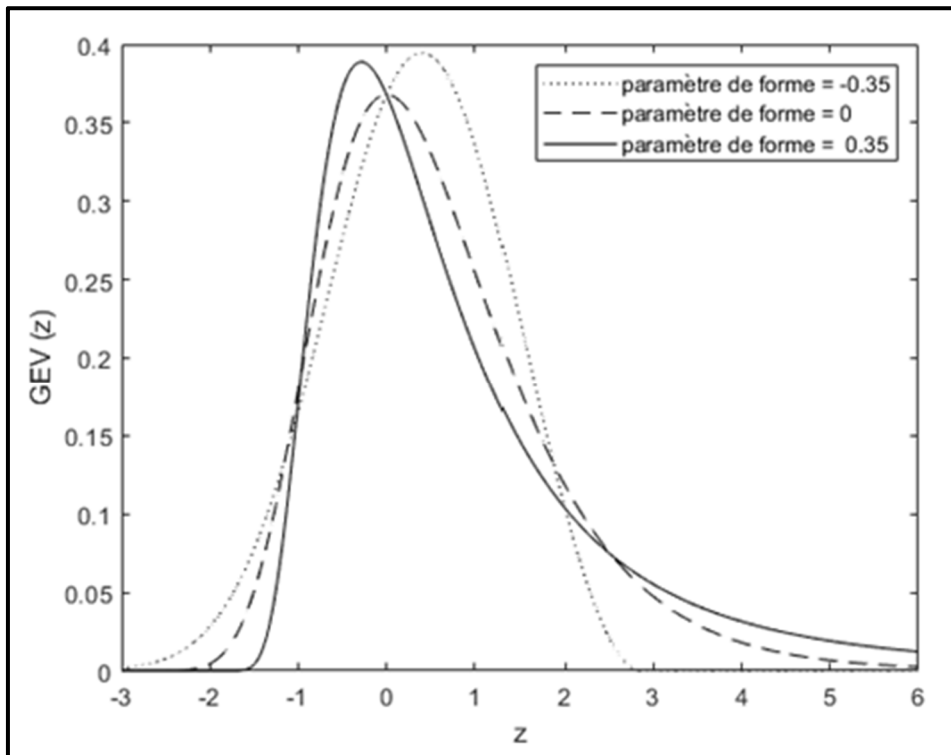


Figure 1.8 Densité des distributions des valeurs extrêmes généralisées, avec $\xi = -0,3$ type Weibull, $\xi = 0$ type Gumbel et $\xi = 0,3$ type Frechet ($\lambda = 0$ et $\delta = 1$)

La méthode par seuil considère les données au-dessus d'un seuil u élevé. La série d'extrêmes établie par dépassement de seuil (en anglais Peak Over Threshold, POT) est modélisée par une distribution de Pareto généralisée (GPD). La fonction de distribution cumulative de la GPD se traduit par :

$$GPD(x) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \xi \frac{x-u}{\delta}\right)^{-\frac{1}{\xi}}, & \xi \neq 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{x-u}{\delta}\right), & \xi = 0 \end{cases} \quad (1.10)$$

où : $\delta > 0$ et $\xi \in \mathbb{R}$. Tout comme dans le cas de la GEV, le paramètre de forme ξ définit aussi pour la GPD le modèle approprié pour approcher la distribution des excès. Ainsi, $\xi < 0$ conduit à une distribution Beta à queue bornée, $\xi = 0$ indique une distribution exponentielle pour une queue fine et $\xi > 0$ une distribution de Pareto avec une queue épaisse. La Figure 1.9 précise les courbes des fonctions de densité de probabilité des trois distributions de la GPD.

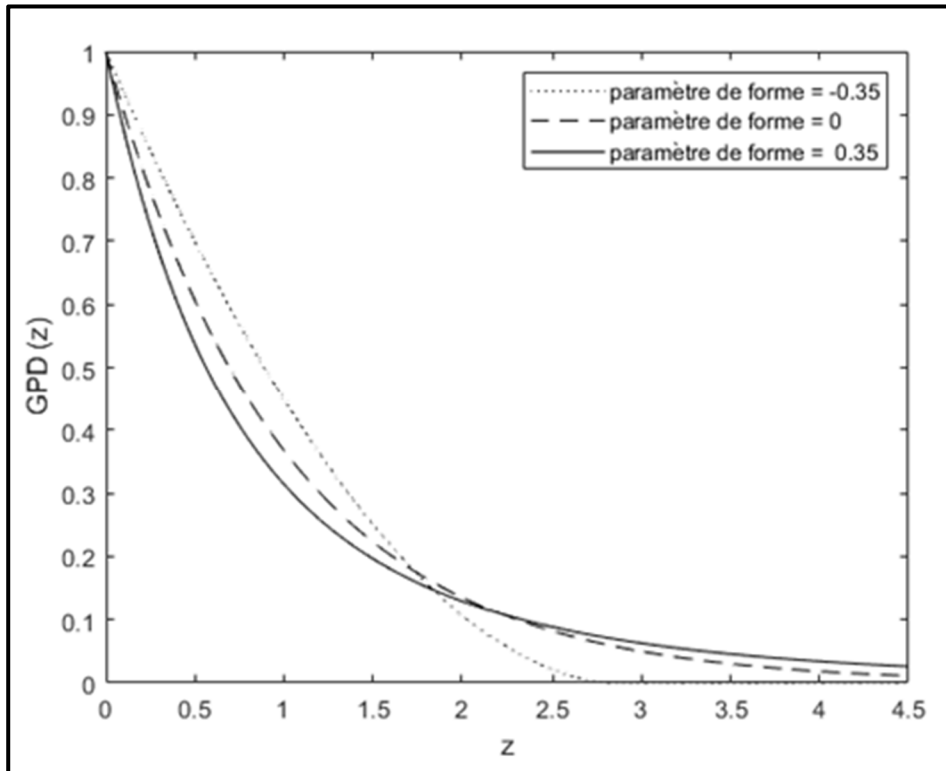


Figure 1.9 Densité des distributions de Pareto généralisé, avec $\xi = -0,3$ type Beta, $\xi = 0$ type exponentielle et $\xi = 0,3$ type Pareto ($\delta = 1$)

Les courbes des Figures 1.8 et 1.9 montrent que les distributions de la famille de Pareto généralisée en fonction du paramètre de forme se répartissent dans les classes des distributions de valeurs extrêmes généralisées. Ainsi, la distribution de Pareto appartient au domaine d'attraction de Frechet, la distribution exponentielle à celui de Gumbel et la distribution Beta enfin au domaine de Weibull.

La TVE utilisée pour la modélisation des distributions d'extrêmes trouve beaucoup d'applications dans la littérature. Par exemple, elle a été employée par Murakami et ses collègues (1993, 1994) pour estimer la $\sqrt{a_{ire}}_{max}$ de la distribution des inclusions dans plusieurs matériaux en appliquant la distribution de Gumbel. Kathryn A. Watts, Debbie J. D. & Bruce L. J. (2006) ont, par la modélisation des distributions d'extrême avec la GPD sur les données de la mortalité des populations canadienne et japonaise, évalué le niveau haut de l'espérance de vie humaine. La TVE s'emploie sous l'hypothèse que les distributions analysées sont indépendantes et identiquement distribuées.

1.5 Problématique et objectif

La revue de littérature présentée dans ce chapitre a montré que le matériau de soudure 410NiMo multicouche utilisé pour la fabrication des turbines hydroélectriques comporte des défauts de fabrication, notamment des pores et des inclusions. De ces défauts provient la fissure par fatigue qui provoquera la rupture du matériau lorsqu'ils excèdent la taille limite a_S de non-propagation. Avec l'incertitude que présente les contrôles non destructifs à détecter les défauts de soudure in-situ, les tests de fatigue sur éprouvettes restent un moyen important pour évaluer la résistance à la fatigue du matériau de soudure dans les roues de turbines hydroélectriques. Dans ce cas, le matériau de soudure utilisée pour un vrai joint et le matériau utilisé pour les éprouvettes, ont-ils la même résistance en fatigue ? Cette étude a pour objectif d'appliquer la TVE aux tailles des défauts extrêmes trouvés dans le matériau d'un vrai joint de soudure et celui utilisé pour les éprouvettes de fatigue afin d'extrapoler les tailles maximales associées à des volumes plus grands et de procéder à la comparaison de ces procédés de fabrication.

CHAPITRE 2

MÉTHODOLOGIE EXPÉRIMENTALE DE COLLECTE DE DONNÉES

2.1 Introduction

Le traitement concerne deux spécimens du matériau de soudure en acier 410NiMo utilisé pour la fabrication des roues de turbine hydroélectrique, l'un en joint en T et l'autre en éprouvettes de fatigue. Le but est de quantifier les pores se trouvant dans la microstructure en mesurant leur surface projetée (en μm^2) dans une direction commune. Ce chapitre expose la méthodologie employée. Pour commencer, le matériau de soudure expérimental analysé est montré sous ces deux aspects : joint en T et éprouvettes de fatigue. Ensuite, la technique d'investigation et les moyens utilisés sont décrits. Enfin, les étapes de la collecte expérimentale des données sont expliquées.

2.2 Matériaux de soudure expérimentaux

Les procédés de fabrication des spécimens sont différents. Pour le joint en T, le matériau de soudure multicouche remplit l'interface entre deux métaux de base. Et pour les éprouvettes de fatigue, il est déposé simplement en plusieurs couches successives sur un support pour former de la matière d'usinage à partir de laquelle les éprouvettes de fatigue sont fabriquées.

2.2.1 Joint en T

Le spécimen joint en T, décrit par la Figure 2.1, utilise un métal de base en acier CA6NM pour respecter les exigences des roues de turbine. Le soudage a utilisé le procédé FCAW avec 75%Ar-25CO₂ comme gaz de protection. Les paramètres employés (Tableau 2.1) étaient conformes à l'assemblage des roues de turbine pour garantir la représentativité du métal de soudure obtenu.

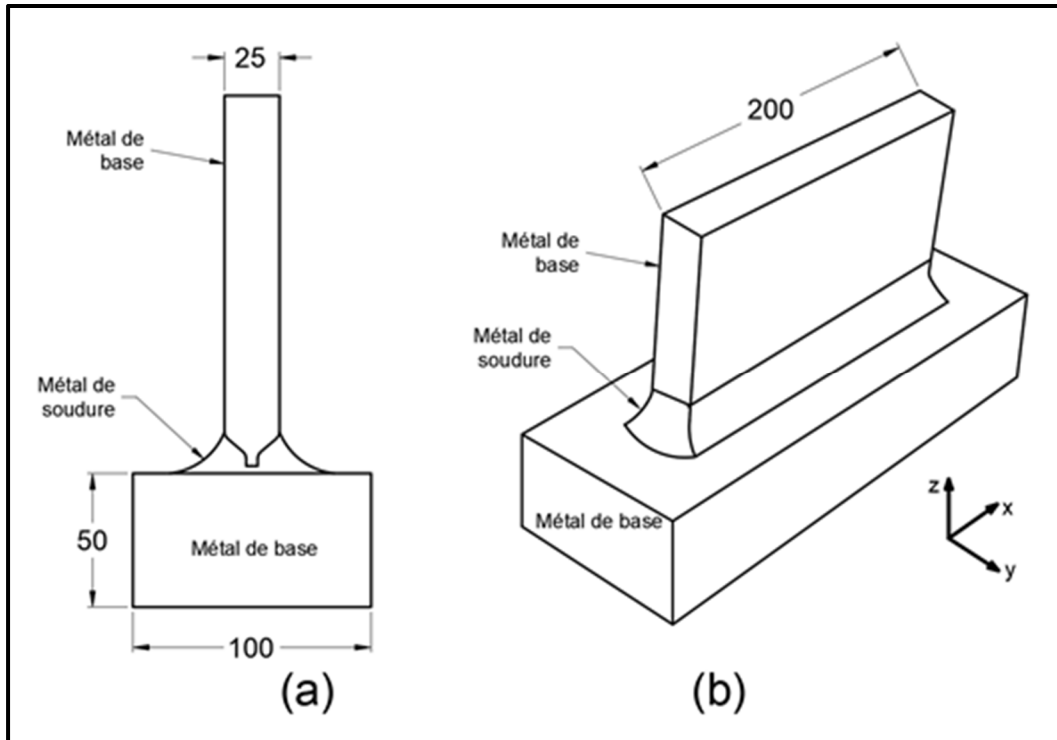


Figure 2.1 Représentation du joint en T (a) vue en élévation et (b) vue en perspective (Échelle : 0,3 mm pour 1 mm)

Tableau 2.1 Paramètres de soudure utilisés pour la réalisation du joint en T

| Métal de base | Procédé de soudage | Métal d'apport | Diamètre du fil-électrode (mm) | Vitesse d'alimentation du fil-électrode (cm/min) |
|--------------------------------|------------------------------------|----------------|--------------------------------|--|
| CA6NM | Fil fourré (FCAW) | 410NiMo | 1.6 | 445 – 635 |
| Gaz de protection | Débit du gaz de protection (l/min) | Courant (A) | Tension (V) | Vitesse d'avance (mm/s) |
| 75%Ar-25%CO₂ | 20 – 25 | 245 | 26 | 5 |

Le métal de soudure est constitué de plusieurs couches. La photo de la Figure 2.2 présente une section transversale du cordon de soudure montrant l'empilement des couches à l'interface des métaux de base. Le volume total du matériau 410NiMo utilisé dans ce spécimen équivaut à 51 cm³ approximativement.

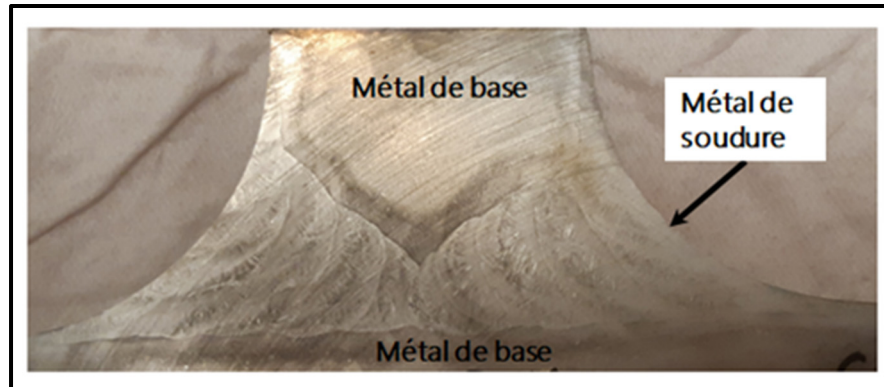


Figure 2.2 Photo d'une section du joint en T. La surface a subi une attaque chimique au réactif de Kalling pour révéler les lignes de formage des passes de soudure (Échelle : 2 mm pour 1 mm)

2.2.2 Éprouvettes de fatigue

Les références géométriques et dimensionnelles du métal de soudure des éprouvettes sont données à la Figure 2.3. Les éprouvettes sont usinées à partir d'un bloc rectangulaire du matériau de soudure 410NiMo. Le matériau est déposé sur un substrat (Figure 2.4) en acier CA6NM par un robot Scompi. Hazel, Côté, Laroche, & Mongenot (2012) décrivent les travaux effectués par ce robot développé par l'IREQ. Les paramètres de soudage sont donnés dans le Tableau 2.2.

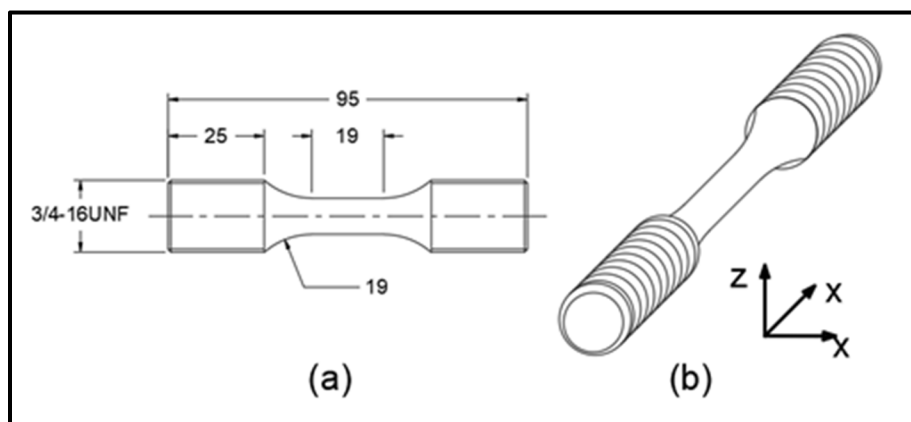


Figure 2.3 Représentation d'une éprouvette de fatigue (a) vue en élévation et (b) vue en perspective (Échelle : 0,5 mm pour 1 mm)

Tableau 2.2 Paramètres de soudure utilisés pour la réalisation du métal de soudure des éprouvettes

| Métal support | Procédé de soudage | Métal d'apport | Diamètre du fil-électrode (mm) | Vitesse d'alimentation du fil-électrode (kg/h) |
|--------------------------|------------------------------------|----------------|--------------------------------|--|
| CA6NM | Fil fourré (FCAW) | 410NiMo | 1.6 | 3.9 |
| Gaz de protection | Débit du gaz de protection (l/min) | Courant (A) | Tension (V) | Vitesse d'avance (mm/s) |
| 75%Ar-25%CO ₂ | 20 – 25 | 209 | 21 | 4.5 |

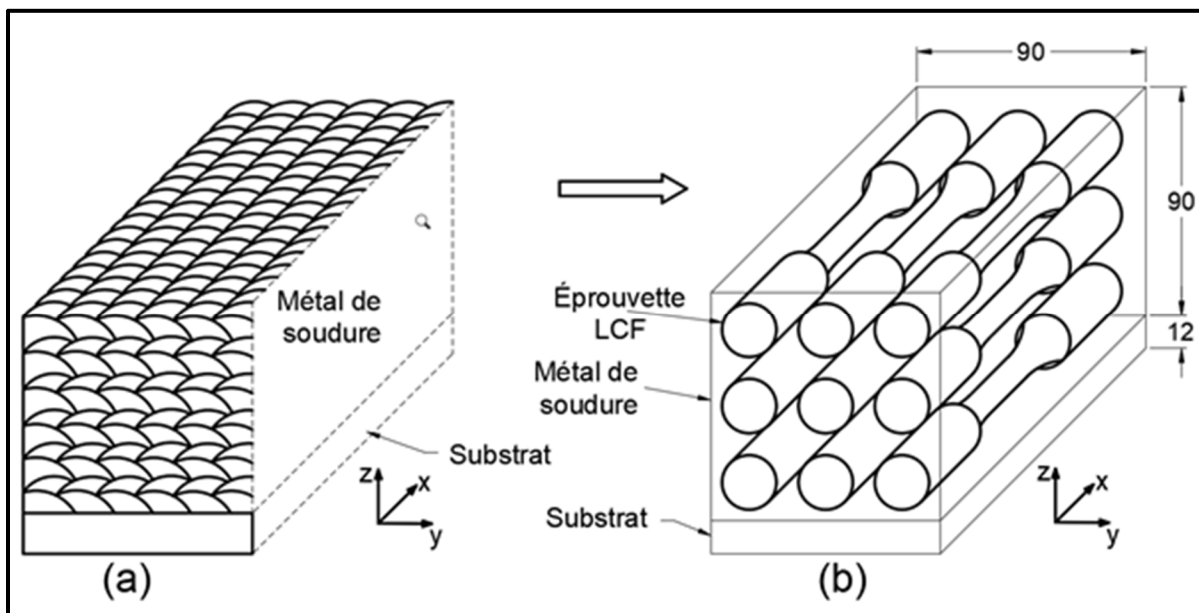


Figure 2.4 (a) brut de métal de soudure élaboré par dépôt de passes successives et (b) principe d'extraction des neuf éprouvettes (Échelle : 0,4 mm pour 1 mm)

Les éprouvettes de fatigue ont été usinées dans la matière en métal de soudure 410NiMo obtenu. D'abord des blocs rectangulaires allongés dans la direction x sont découpés, puis passés au tour pour avoir la forme cylindrique des éprouvettes. Enfin, un polissage a permis d'obtenir un fini de surface lisse.

2.3 Technique et moyens d'investigation

Les données expérimentales sont les résultats de l'acquisition, du traitement et de l'analyse d'images numériques du matériau de soudure du spécimen joint en T ainsi que des éprouvettes de fatigue en utilisant l'imagerie à rayons X. La méthode et les moyens de quantification des défauts utilisés sont détaillés dans cette section.

2.3.1 Imagerie à rayons X

L'imagerie à rayons X utilise les rayons X pour produire une image en profondeur des matériaux par l'absorption différentielle des rayons X des composants dans leur structure. De cette manière, la tomographie à rayons X collecte des images 2D, appelées radiographie ou encore projection, sur un corps. Les jeux d'images 2D sont reconstruits généralement au moyen de logiciel pour former une image 3D des échantillons.

Une source d'éclairage conique est utilisée pour l'acquisition des images. La collecte des images de projection 2D sur un objet se fait pendant que celui-ci est animé d'un lent mouvement de rotation autour d'un axe perpendiculaire au faisceau entrant. Les rayons X non absorbés arrivent au détecteur numérique qui les transforme en images. La Figure 2.5 donne une aperçue du principe de la tomographie avec une source conique de rayons X.

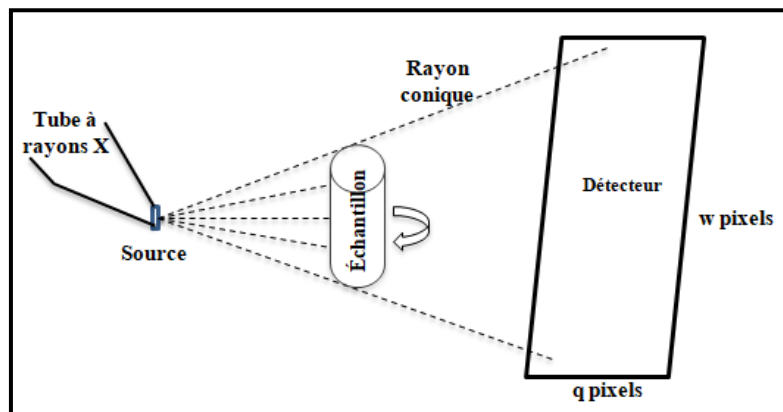


Figure 2.5 Schéma du principe de la tomographie à rayons X

Les rayons X sont produits à l'intérieur d'un tube appelé tube à rayons X. La Figure 2.6 schématise le principe. D'abord, des électrons sont produits en chauffant un filament par le passage d'un faible courant électrique (en μA). Puis, ils sont accélérés dans le vide par une forte différence de potentiel (en kV) entre le filament à la cathode et la cible métallique à l'anode. Un spectre continu conique de rayons X est émis après bombardement de la cible par les électrons accélérés.

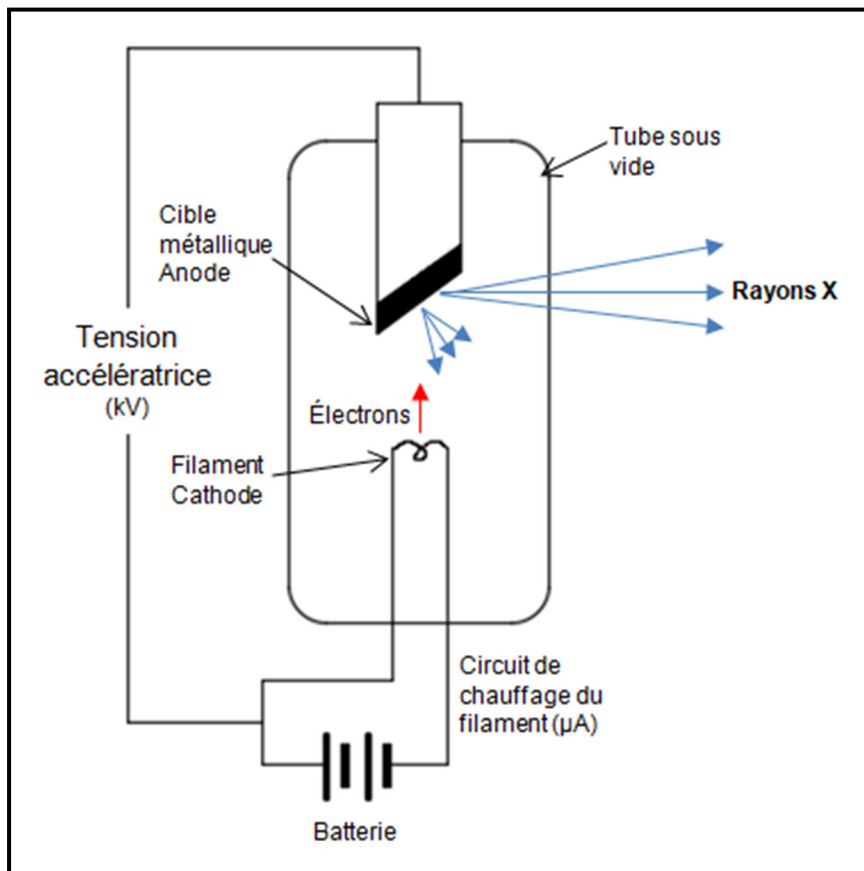


Figure 2.6 Schéma de principe d'un tube à rayons X

La source de rayonnement est contrôlable. L'efficacité de la génération des rayons X dépend du matériau de la cible généralement en tungstène (W), molybdène (Mo), cuivre (Cu) ou argent (Ag), et de la tension du tube. L'énergie de l'émission des charges (keV) est proportionnelle de la tension appliquée entre le filament et la cible. L'ajustement du courant

permet de faire varier le flux de rayons X, afin d'obtenir des images plus nettes. Cependant, la valeur doit être la plus faible possible pour éviter la saturation du détecteur. Ainsi, l'émission peut être adaptée à l'atténuation qui augmente avec le numéro atomique ou la densité et la quantité de matière du matériau irradié.

Une image 3D de tomographie est reconstruite à partir d'un certain nombre de projections. La rotation complète de l'échantillon donne un nombre de projections équivalant au nombre q de pixels² dans la direction horizontale du détecteur que multiplie $\pi/2$. Le volume virtuel 3D obtenu est constitué de sections ou coupes transversales dont le nombre équivaut aux w pixels du détecteur dans la direction verticale. L'image peut présenter des artefacts, notamment de bords plus clairs dus aux durcissements faisceaux aux arrêtes des pièces métalliques.

2.3.2 CT-Scan Nikon XT H 225

Le projet a nécessité l'utilisation d'un CT-Scan Nikon XT H 225 appartenant au laboratoire institutionnel (Local-A2100) de l'École de technologie supérieure (ÉTS) de Montréal. Cet appareil est utilisé pour réaliser la tomographie informatisée (en anglais computer tomography, CT) à rayons X. La tension du tube entre 20 et 225 kV et sa puissance maximale de 255 W permettent de réaliser l'analyse des échantillons métalliques. Il est capable avec sa source conique micro-focus 3 μm maximal de numériser des échantillons de l'ordre du millimètre à 100 mm. Le matériau de la cible de réflexion est le tungstène. Un panneau de 1677 pixels horizontalement et de 2000 pixels verticalement transforme les photons lumineux reçus en images numériques. Des filtres en étain (Sn), aluminium (Al), Ag et Cu de 0,1 à 2,5 mm d'épaisseur peuvent être utilisés pour atténuer le rayonnement à la sortie de la source. Le manipulateur d'échantillons situé entre la source et le détecteur permet de fixer solidement les échantillons. Deux écrans de visualisation, un clavier pour la saisie des paramètres, une souris ainsi que des manettes de commande des mouvements (translation

² Locution anglaise « picture element », désigne un élément d'image.

X, translation Y et rotation Z) équipent l'appareil. Ces éléments sont montrés sur les photos de la Figure 2.7. Le fonctionnement est piloté par la suite logicielle XT de Nikon Metrology.

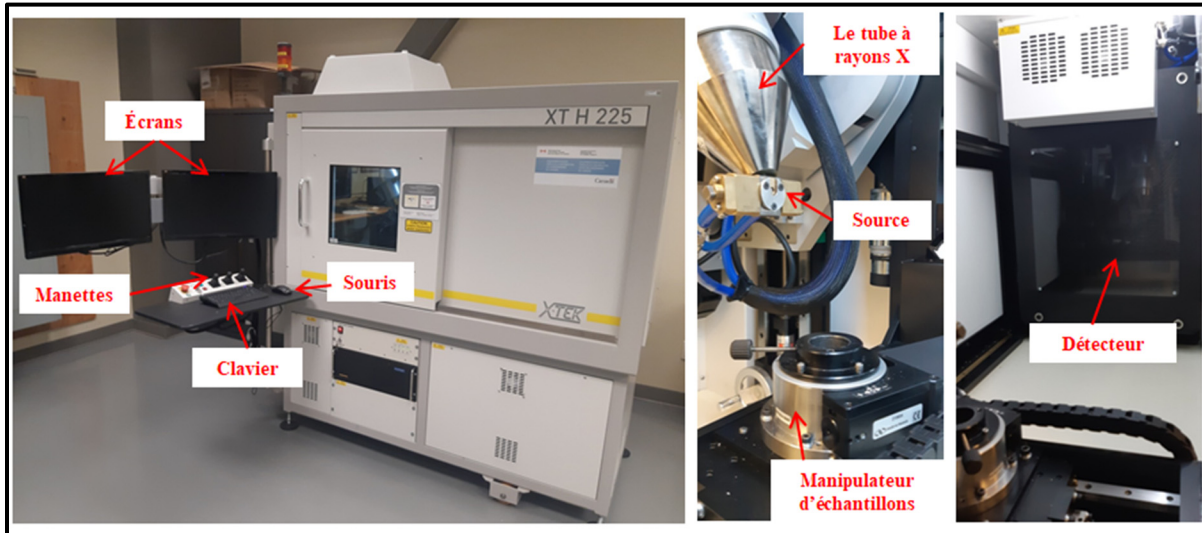


Figure 2.7 Photos montrant les principaux composants du CT-Scan Nikon XT H 225 ST

L'appareil interagit avec l'opérateur à travers ces périphéries citées plus haut. Ainsi, l'émission de rayons X donnant l'absorption relative appropriée en fonction de l'épaisseur du métal de soudure est définie au moyen d'un graphique d'atténuation qui s'affiche à l'écran. Les valeurs de la tension (kV) et du courant (μA) correspondant sont déterminées automatiquement et affichées, ainsi que le temps de l'exposition (ms). L'enregistrement des paramètres est possible, ce qui permet la répétition de l'analyse pour plusieurs échantillons. Son détecteur de 1677 pixels de large et de 2000 pixels de haut enregistre $1677 \times \pi/2$ projections, soit 2634 images 2D par échantillon pour un tour complet. Les images de projection sont en 16 bits au format fichier tiff.

2.3.3 Logiciels employés

Les jeux d'images de projection provenant du balayage à faisceau conique du Nikon XT H 225 ont été reconstruits en image 3D à l'aide du logiciel Nikon CTPro3D utilisant l'algorithme Feldkamp. Le volume virtuel 3D obtenu après reconstruction est constitué de

2000 fichiers images 2D des sections transversales de l'échantillon. Ces fichiers peuvent être enregistrés aux formats 16 bits, 8 bits en bmp ou 8 bits en jpg.

Le traitement et l'analyse des images numériques a été effectués grâce à l'open source³ ImageJ. Ce logiciel est constitué d'un ensemble de petits programmes ou « plugins ». Il présente l'avantage d'être extensibles par l'ajout de « plugins » ou par la création de macros⁴. ImageJ peut aussi visualiser, éditer, traiter et analyser des piles d'images (stacks). Les images traitées peuvent être en 8-bits, 16-bits, 32-bits ou en couleur dans des formats de fichiers : TIFF, JPEG, BMP, PNG, etc.

2.4 Collecte de données expérimentales

L'extraction de la taille des pores a nécessité successivement le traitement, la segmentation et l'analyse des images réalisées. Le traitement des images a pour but d'améliorer la qualité des images. Cette étape permet notamment de réduire le bruit⁵ et d'augmenter le contraste des phases dans les images à l'aide de filtres appropriés. La segmentation, ou « thresholding » en anglais, consiste à partitionner les images en groupes discrets selon leurs niveaux de gris. Elle conduit généralement à la binarisation d'une image. Deux couleurs noir et blanc sont donc disponibles dans l'image. Le but est de distinguer deux différentes phases contenues dans le matériau, les niveaux de gris dans les images étant proportionnels aux niveaux d'atténuation des phases constitutives. Enfin, l'analyse des images englobe la détermination de mesures significatives des objets trouvées dans les images, par exemple le nombre et la surface projetée dans le cadre de ce travail.

³ Logiciel dans le domaine public au code ouvert.

⁴ Commandes créées par l'utilisateur qui combinent des fonctions préexistantes afin d'automatiser un ensemble de tâches.

⁵ Variation aléatoire dans l'intensité des pixels, par exemple : un pixel noir dans une zone claire ou blanc dans une zone sombre.

2.4.1 Matériau de soudure du joint en T

La numérisation du matériau de soudure du joint en T s'est faite en 2D par radiographie à rayons X de ces tranches. Car, le joint en T est trop gros pour être tomographier et l'image de reconstruction du volume virtuel d'un test réalisé sur un morceau de 10 mm présentait des durcissements de faisceaux à ses bordures, rendant difficile le traitement. Ainsi, l'échantillon joint en T a été coupé perpendiculairement à l'axe X (voir Figure 2.1) en 34 tranches de 3 mm d'épaisseur en moyenne. Le choix de cette valeur est purement expérimental. C'est l'objet d'un compromis entre qualité du contraste dans les images et la perte d'information due à l'épaisseur des lames. En effet, des essais menés sur deux plaques, 2 mm et 4 mm environ d'épaisseur, ont montré une différence significative de contraste dans les images. La plaque de 2 mm présentait un fort contraste tandis que celle de 4 mm avait un très faible contraste. La valeur médiane de 3 mm a donc été testée et a donné de bons résultats. Les tranches ont été fixées par serrage sur un support, puis installées dans le manipulateur d'échantillons. La numérisation n'a pas eu besoin de calculs de paramètres, l'atténuation à l'intérieur des tranches étant réglée directement par l'appareil. Les paramètres (tension de tube, courant et temps d'exposition) sont affichés automatiquement et présentés dans le Tableau 2.3. Les tranches ont été numérisées en 3 parties avec une résolution de 12,5 μm dans les images dans le but de détecter un maximum de pores. Les images réalisées sont en 16 bits au format tiff. La Figure 2.8 présente une image de radiographie réalisée. Les objets clairs représentent des pores et les objets plus sombres des inclusions.

Tableau 2.3 Paramètres affichés par le CT-Scan après réglage de l'atténuation pour la radiographie des tranches du joint en T

| Réglage du CT | Valeur |
|------------------------------|--------|
| Tension (kV) | 180 |
| Courant (μA) | 80 |
| Résolution (μm) | 12,5 |
| Exposition (ms) | 708 |
| Nombre d'images | 64 |

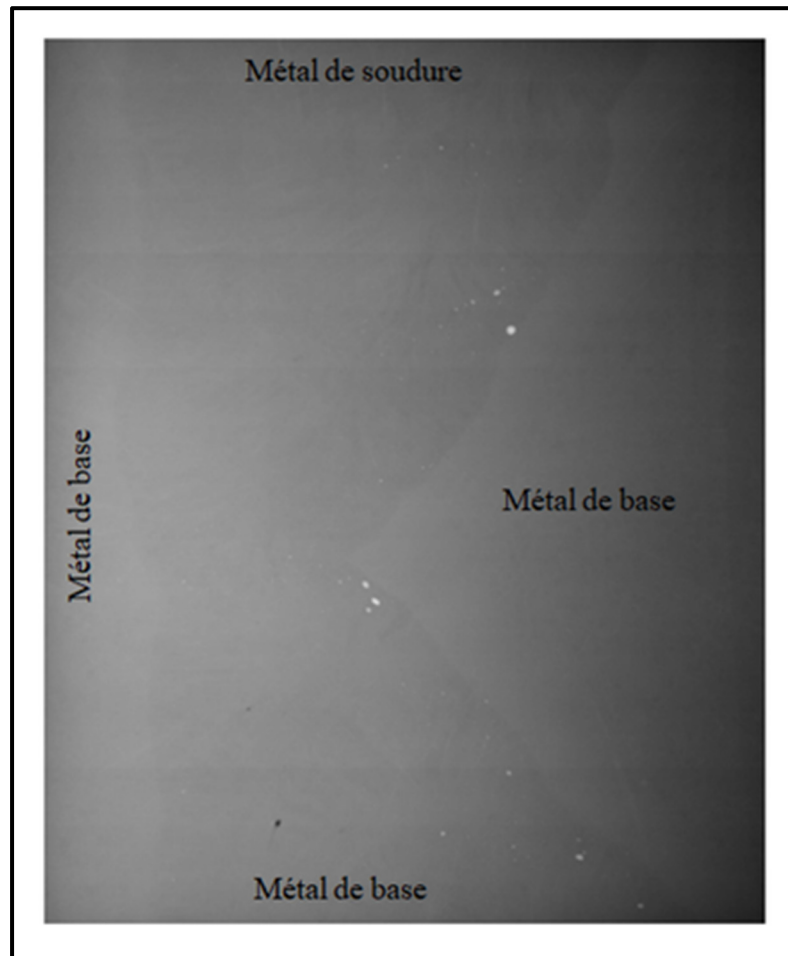


Figure 2.8 Image d'une radiographie réalisée sur d'une tranche du joint en T à l'aide du Nikon XT H 225. Les pores sont en gris clair et les inclusions en gris foncé (Échelle : 3,5 mm pour 1 mm)

Afin de déterminer le nombre et de mesurer les surfaces projetées des pores, une analyse des images 2D a été menée à l'aide du logiciel ImageJ. Le processus a suivi quatre (4) étapes résumées dans la Figure 2.9.

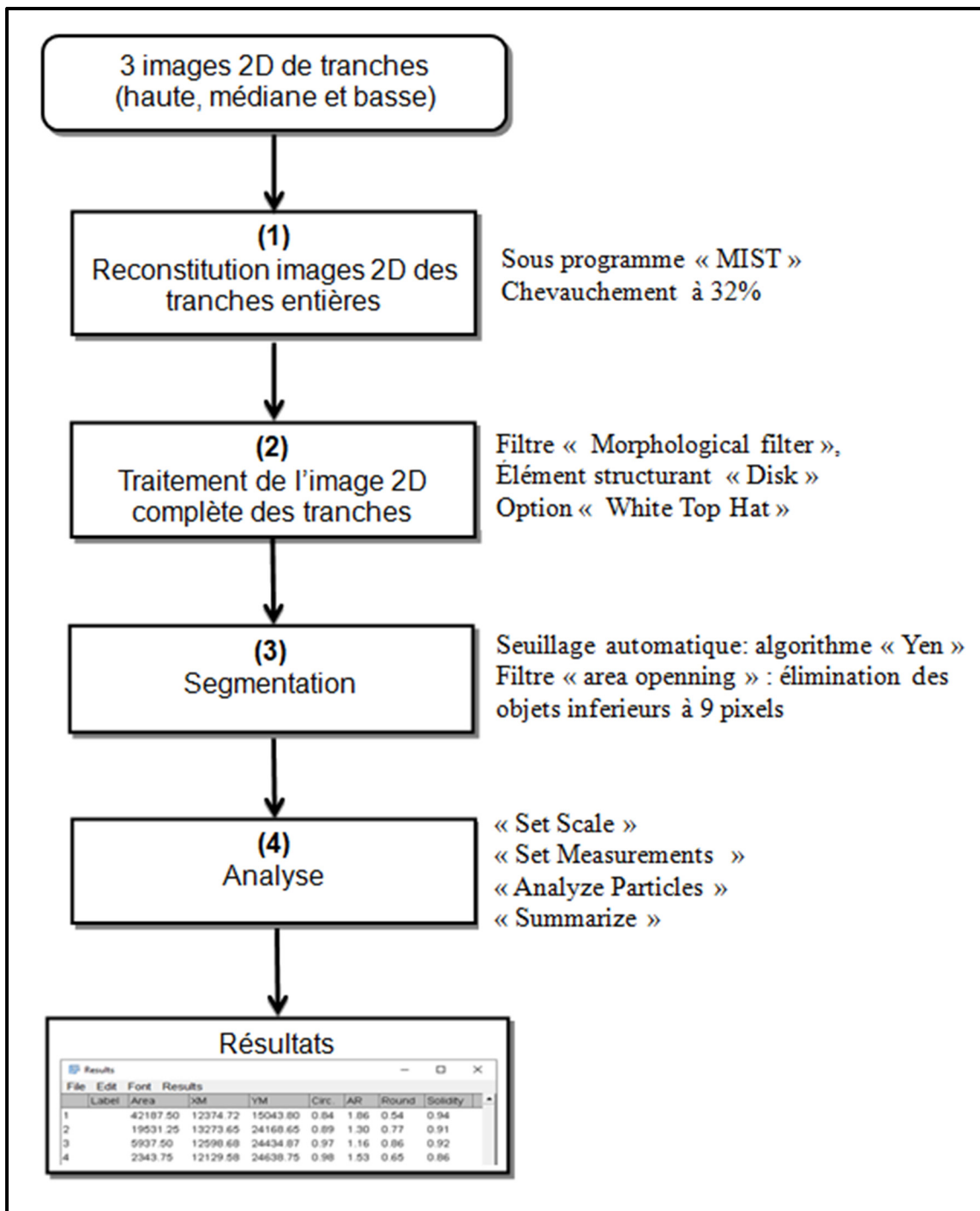


Figure 2.9 Étapes de quantification des pores dans les images 2D du métal de soudure du joint en T à l'aide du logiciel ImageJ

L'étape (1) a consisté à rassembler les trois (3) images obtenues par tranche (Figure 2.10) pour former une image d'ensemble à l'aide du sous-programme MIST par agencement

séquentiel. Le chevauchement vertical est réglé à 32 %, ce qui correspond au décalage de 17 mm entre deux positions successives des tranches.

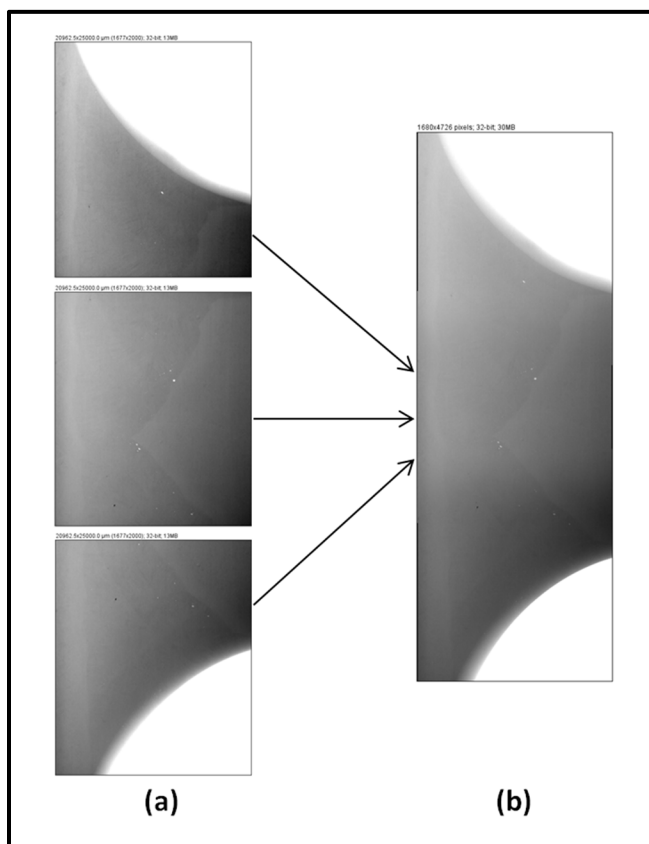


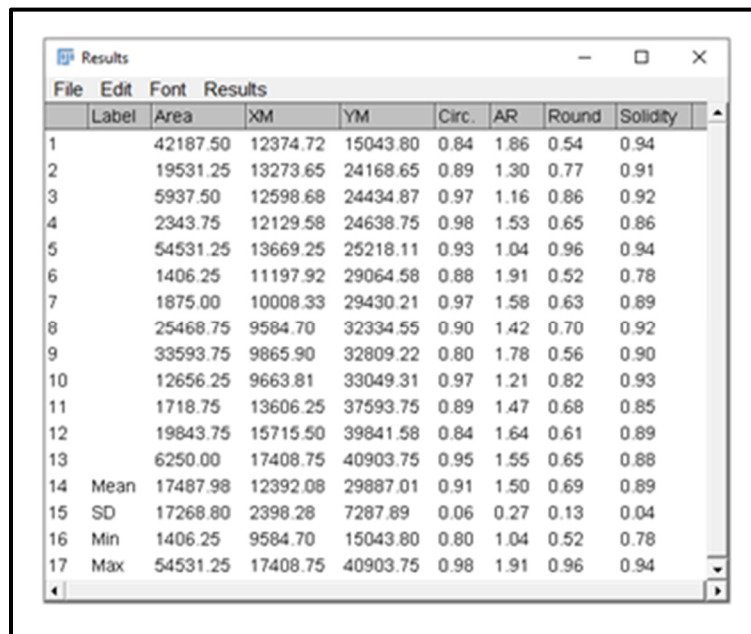
Figure 2.10 (a) 3 images de radiographie d'une tranche et (b) image complète reconstituée (Échelle : 1,2 mm pour 1 mm)

À l'étape (2), le filtre « Morphological filter » avec pour éléments structurant « Disk » et l'option « White Top Hat » a été appliqué aux images d'ensemble. Le filtre morphologique avec le top-hat blanc permet d'augmenter le contraste entre les objets plus clairs et le reste.

L'étape (3) est consacrée à la segmentation des images. Un seuillage automatique à l'aide de l'algorithme « Yen » a été appliqué (Sezgin & Sankur, 2004; Yen, Chang, & Chang, 1995), donnant deux classes de niveaux de gris, blanc pour les pores trouvés et noir pour le fond des

images. Les objets de moins de 9 pixels, soit $1406,25 \mu\text{m}^2$ ont été éliminés par le filtre « area opening ». Ces objets peuvent correspondre à des bruits de fond (Le et al., 2018).

Enfin, l'étape (4) a abordé l'analyse des images par le paramétrage de l'échelle à $12,5 \mu\text{m}$, la sélection du type de mesure « Area » pour surface projetée des objets, ainsi que le choix du type d'analyse de particules à effectuer. Pour la présentation des résultats, le type « Summarize » a été sectionné afin de générer un tableau des mesures (Figure 2.11).



| | Label | Area | XM | YM | Circ. | AR | Round | Solidity |
|----|-------|----------|----------|----------|-------|------|-------|----------|
| 1 | | 42187.50 | 12374.72 | 15043.80 | 0.84 | 1.86 | 0.54 | 0.94 |
| 2 | | 19531.25 | 13273.65 | 24168.65 | 0.89 | 1.30 | 0.77 | 0.91 |
| 3 | | 5937.50 | 12598.68 | 24434.87 | 0.97 | 1.16 | 0.86 | 0.92 |
| 4 | | 2343.75 | 12129.58 | 24638.75 | 0.98 | 1.53 | 0.65 | 0.86 |
| 5 | | 54531.25 | 13669.25 | 25218.11 | 0.93 | 1.04 | 0.96 | 0.94 |
| 6 | | 1406.25 | 11197.92 | 29064.58 | 0.88 | 1.91 | 0.52 | 0.78 |
| 7 | | 1875.00 | 10008.33 | 29430.21 | 0.97 | 1.58 | 0.63 | 0.89 |
| 8 | | 25468.75 | 9584.70 | 32334.55 | 0.90 | 1.42 | 0.70 | 0.92 |
| 9 | | 33593.75 | 9865.90 | 32809.22 | 0.80 | 1.78 | 0.56 | 0.90 |
| 10 | | 12656.25 | 9663.81 | 33049.31 | 0.97 | 1.21 | 0.82 | 0.93 |
| 11 | | 1718.75 | 13606.25 | 37593.75 | 0.89 | 1.47 | 0.68 | 0.85 |
| 12 | | 19843.75 | 15715.50 | 39841.58 | 0.84 | 1.64 | 0.61 | 0.89 |
| 13 | | 6250.00 | 17408.75 | 40903.75 | 0.95 | 1.55 | 0.65 | 0.88 |
| 14 | Mean | 17487.98 | 12392.08 | 29887.01 | 0.91 | 1.50 | 0.69 | 0.89 |
| 15 | SD | 17268.80 | 2398.28 | 7287.89 | 0.06 | 0.27 | 0.13 | 0.04 |
| 16 | Min | 1406.25 | 9584.70 | 15043.80 | 0.80 | 1.04 | 0.52 | 0.78 |
| 17 | Max | 54531.25 | 17408.75 | 40903.75 | 0.98 | 1.91 | 0.96 | 0.94 |

Figure 2.11 Résumé des résultats d'une analyse d'image de tranche du joint en T par ImageJ

2.4.2 Matériau de soudure des éprouvettes de fatigue

La numérisation du matériau des éprouvettes de fatigue s'est faite en 3D par tomographie à rayons X. Les échantillons ont été fixés dans le manipulateur d'échantillons par l'intermédiaire d'un support. Le réglage de l'atténuation des rayons X à l'intérieur des éprouvettes sur le tomographe Nikon XT H 225 se fait à l'aide d'une courbe montrant absorption à l'écran du faisceau de rayons X. Les paramètres (tension de tube, courant et temps d'exposition) sont affichés automatiquement. Les valeurs sont dans le Tableau 2.4. Le

volume d'intérêt dans cette analyse se situe entre les têtes filetées des éprouvettes (Figure 2.12). La tomographie a été réalisée en deux (2) parties, basse et haute, pour atteindre une résolution de 12 μm dans les images, de sorte à pouvoir détecter un maximum de pores. Il y a 2635 projections images en 16 bits au format tiff par tomographie. La Figure 2.13 en donne un extrait pour une tomographie de la partie basse d'une éprouvette.

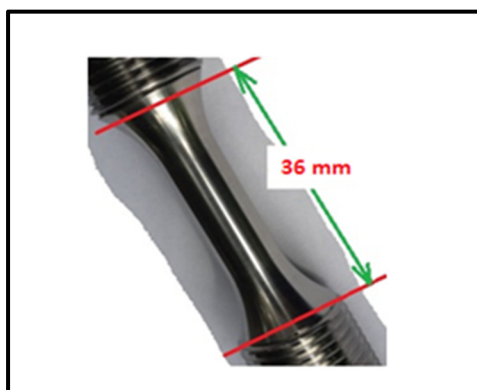


Figure 2.12 Zone d'intérêt des spécimens
éprouvette de fatigue

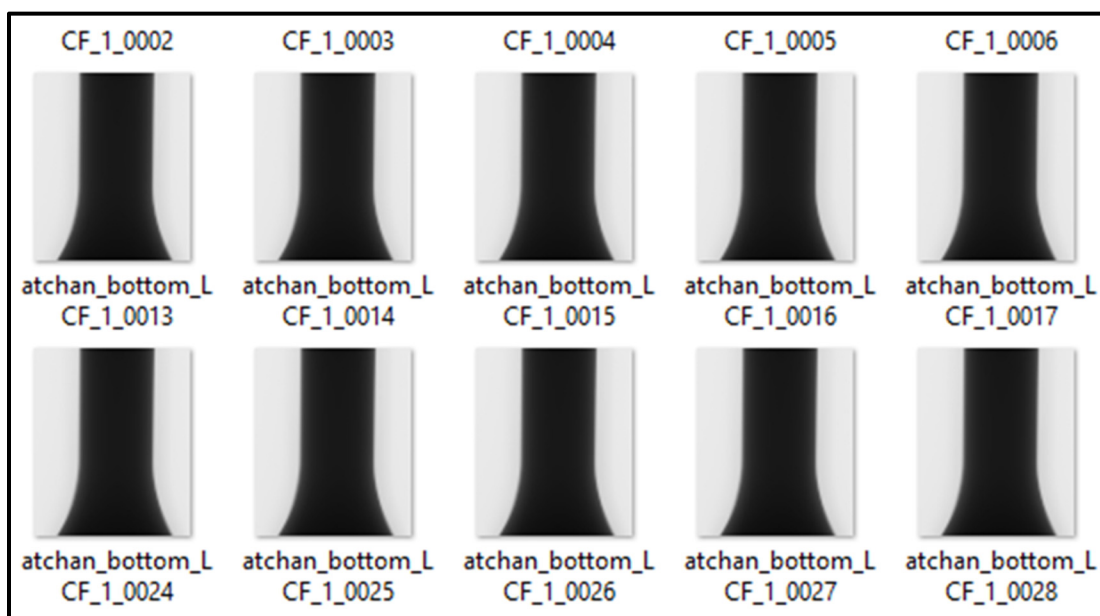


Figure 2.13 Extrait des 2635 projections 2D d'une tomographie
(Échelle : 0,7 mm pour 1 mm)

Tableau 2.4 Paramètres affichés par le CT-Scan après réglage de l'atténuation pour la tomographie des éprouvettes de fatigue

| Réglage du CT | Valeur |
|------------------------------|-------------|
| Tension (kV) | 215 |
| Courant (μA) | 55 |
| Résolution (μm) | 12 |
| Exposition (ms) | 2000 |
| Filtre d'atténuation | Cuivre-0,75 |

Les volumes 3D virtuelles de la demi-portion des éprouvettes de fatigue ont été reconstruites à partir des 2635 projections à l'aide du logiciel Nikon CTPro3D. Chaque image 3D obtenue comprend 2000 images de tranches perpendiculaires à l'axe et réparties en 2000 fichiers, dont un extrait est présenté à la Figure 2.14.

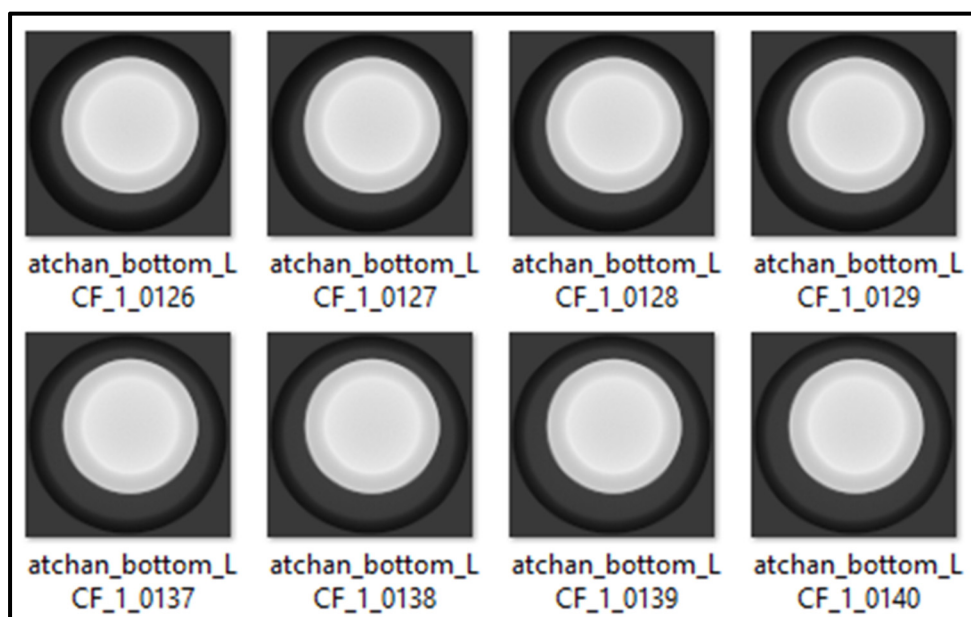


Figure 2.14 Extrait des 2000 fichiers images des coupes d'une image virtuelle 3D après reconstruction (Échelle : 1,5 mm pour 1 mm)

L'analyse des images a été réalisée à l'aide du logiciel ImageJ suivant les étapes de la Figure 2.16. Pour commencer à l'étape (1), les 2000 fichiers images des tranches des volumes virtuels de demi-portion sont convertis en un fichier unique en utilisant le script « Conert2DImagesTo3DFile_. groovy ».

L'étape (2) a consisté à isoler le volume d'intérêt, correspondant à environ 24 mm soit 1500 couches de 12 μm (résolution) d'épaisseur. Il s'agit de dupliquer le fichier de l'image 3D en ne gardant que les couches de la zone d'intérêt. Le nombre est estimé à 1500 dans ce travail.

À l'étape (3), les images 3D de 1500 couches ont subi un traitement par le filtre « 3D_Filter Median », afin de réduire les bruits dans les images.

En (4), les sections transversales ont été projetées suivant l'axe des éprouvettes (Figure 2.3) par la fonction « Z_projection » avec l'option « Mini » pour mettre en avant les pores. L'option « Mini » permet de faire ressortir les objets plus sombres. Une image 2D en 16 bits au format tiff perpendiculaire à l'axe des éprouvettes est obtenue (Figure 2.15-a). La projection du volume d'intérêt de la moitié des éprouvettes de fatigue réduit le risque de superposition des objets trouvés dans les images 2D après la projection.

Enfin, l'étape (5) reprend les mêmes opérations de l'analyse effectuée pour les images 2D du joint en T. Mais, l'option « Black Top Hat » est utilisée à la place du « White Top Hat »; car en tomographie, les objets sombres sont les pores. L'image finale est montrée par la Figure 2.15-b.

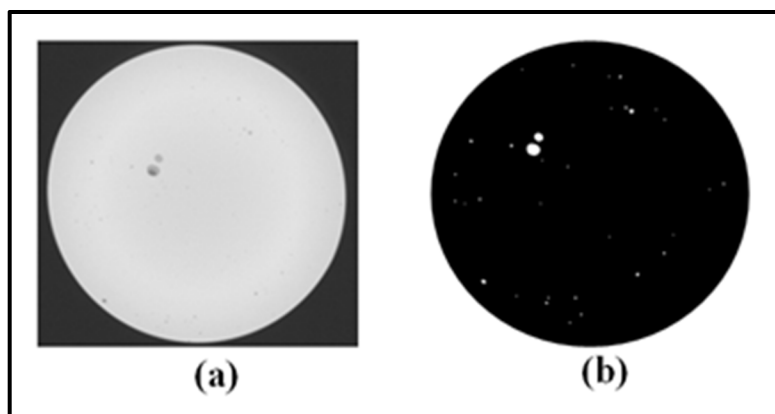


Figure 2.15 (a) image 2D de projection d'une 3D de la moitié d'une éprouvette et (b) image de segmentation associée réalisées avec ImageJ (Échelle : 3,5 mm pour 1 mm)

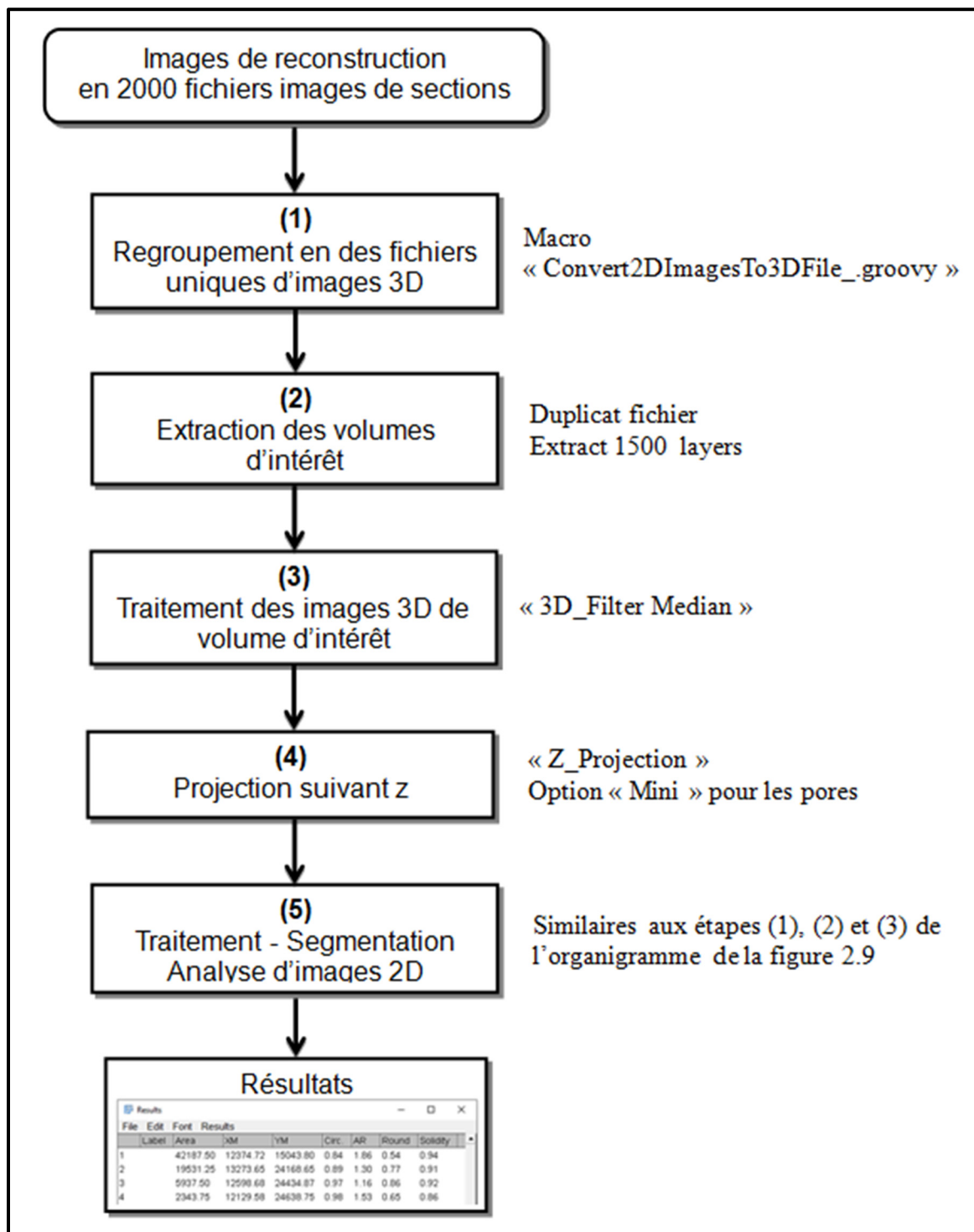


Figure 2.16 Étapes de quantification des pores à partir des images de tomographie du métal de soudure des éprouvettes de fatigue à l'aide du logiciel ImageJ

CHAPITRE 3

ANALYSE STATISTIQUE DES VALEURS EXTRÊMES DES RESULTATS EXPÉRIMENTAUX

3.1 Introduction

Dans le but de comparer le métal de soudure généré par le procédé du joint en T à celui du procédé des éprouvettes de fatigue à partir de la taille des plus gros défauts, la TVE a été employée à travers la GEV et la GPD. Ces deux familles de fonctions de distribution applicables aux valeurs extrêmes diffèrent par la méthode de sélection des données extrêmes. La GEV utilise les maximums extraits par bloc, tandis que la GPD se base sur les dépassements au-dessus d'un seuil sélectionné. L'analyse se propose d'explorer ces deux approches conjointement pour modéliser les distributions des valeurs extrêmes de la racine carrée des surfaces projetées (\sqrt{aire}) des pores collectés au chapitre 2. Les modèles jugés les plus adéquats pour estimer les \sqrt{aire} des pores dans les matériaux vont servir à les comparer.

3.2 Analyse basée sur la théorie de valeurs extrêmes

La TVE s'applique directement à la queue des distributions. En effet, seules les données extrêmes sont utilisées pour estimer les paramètres des modèles. Ce qui assure une meilleure approximation des distributions d'extrêmes. La GEV et GPD sont ici brièvement présentées.

3.2.1 Distribution des valeurs extrêmes généralisée : GEV

La GEV est une seule distribution qui unifie les distributions de Gumbel, de Frechet et de Weibull (section 1.4). Elle est spécifiée par trois paramètres : de localisation λ , d'échelle δ et de forme ξ . Un modèle GEV décrit le comportement des maximums par blocs de variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées (iid). Ce qui donne à la GEV un caractère théorique, car les hypothèses conduisant à son utilisation ne sont pas généralement respectées.

Le nombre de blocs détermine le nombre d'extrêmes pour la GEV. Un bloc constitue une fraction des valeurs échantillonnées. Pour un volume donné, plus il y a de blocs, plus il y a de chance de sélectionner des mesures non extrêmes biaisant l'étude. À l'inverse, un petit nombre de blocs réduisant le nombre d'extrêmes aboutira à une forte variance des estimateurs des paramètres. Car la dispersion des paramètres des échantillons par rapport aux paramètres de la population, soit l'erreur type, diminue avec la taille des distributions échantillonnées. Le nombre de blocs peut donc influencer les résultats d'une analyse GEV.

3.2.2 Distribution de Pareto généralisée : GPD

La GPD englobe les distributions de Pareto, exponentielle et beta. Elle est caractérisée par deux paramètres : d'échelle δ et de forme ξ . Un modèle GPD décrit le comportement des excès au-dessus d'un seuil u élevé avec l'hypothèse que la variable est iid.

Si le seuil u est trop élevé, il reste peu de valeurs pour l'analyse. La fiabilité des estimateurs se trouve ainsi réduite, étant donné que moins il y a de données plus les paramètres des échantillons s'éloignent des paramètres de la population. Lorsque u est trop bas, il y a risque de sélectionner beaucoup de petites valeurs et il est plus difficile de respecter l'hypothèse iid. L'estimation de la queue des distributions sera alors biaisée. Le choix d'un seuil approprié est donc une étape importante dans une modélisation des valeurs extrêmes par la GPD.

3.3 Étapes de l'analyse

L'analyse effectuée comporte sept (7) étapes présentées dans l'ordre d'exécution. Ces étapes ont eu pour objectif de sélectionner les modèles les plus adéquats pour simuler les valeurs extrêmes de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores dans les deux procédés. Vu que les analyses probabilistes comportent généralement des sources d'incertitudes. Il y a principalement l'incertitude liée au caractère probabiliste des modèles bien que le modèle et les paramètres du modèle sont bons, l'incertitude provenant de l'inévitable différence entre les paramètres estimés et les vrais paramètres du modèle, et enfin l'incertitude sur le modèle utilisé.

3.3.1 Extractions des séries d'extrêmes

Les distributions des extrêmes de la \sqrt{aire} des pores ont été extraites des distributions de base dans les deux matériaux, soit par maximums par blocs pour la GEV soit par dépassement de seuil pour la GPD.

Par manque de méthodes objectives pour définir la taille appropriée de blocs, les tailles de blocs employés dans ce travail se conforment aux capacités du Nikon 225 HT utilisé pour l'investigation des défauts et la taille des éprouvettes de fatigue disponibles. Ainsi, les volumes moyens approximatifs de 1,50 cm³ de soudure par tranche du joint-T et de 2,88 cm³ pour les éprouvettes de fatigue ont servi de taille de bloc. Il y a 34 blocs pour le joint en T et 9 blocs pour les éprouvettes de fatigue.

La sélection d'une ou de plusieurs séries d'excès pour la GPD est basée sur le choix d'un ou de plusieurs seuils appropriés. Plusieurs approches sont utilisées dans la littérature. Ce projet combine trois d'entre-elles. Il s'agit de l'utilisation de la méthode graphique comme le proposent Ana C., Michel D., & Philippe L. (2003). Ainsi, les graphiques de la variation des estimateurs des paramètres de forme ξ et d'échelle δ en fonction du seuil ont servi à localiser les zones de stabilité de seuils élevés contenant le seuil approprié. Les excès sont ajustés à chaque fois à une GPD. Les séries d'excès de la \sqrt{aire} des pores pour les seuils concernés ont été retenues pour l'exploration de modèles GPD (Kathryn A. Watts 2006). Le seuil élevé à 90 % des valeurs a servi de point de repère pour la localisation de la zone de stabilité (De Zea Bermudez, 2012).

3.3.2 Analyse préliminaire des distributions des extrêmes

Cette étape est très importante. Elle consiste à vérifier à quel point l'hypothèse iid est respectée, puisque l'analyse de valeurs extrêmes suppose que les extrêmes sont bien repartis dans le volume traité. Plus les distributions s'éloignent de cette hypothèse, moins les modèles

sont bons, car le regroupement des valeurs entraîne une certaine redondance de l'information biaisant ainsi les résultats de l'analyse.

Si le problème ne se pose pas pour les maximums par bloc, les excès par dépassement de seuil ont tendance à se regrouper et former des grappes à l'intérieur de blocs tel que montré sur la Figure 3.1. Ils ont donc peu de chance d'être statistiquement indépendants.

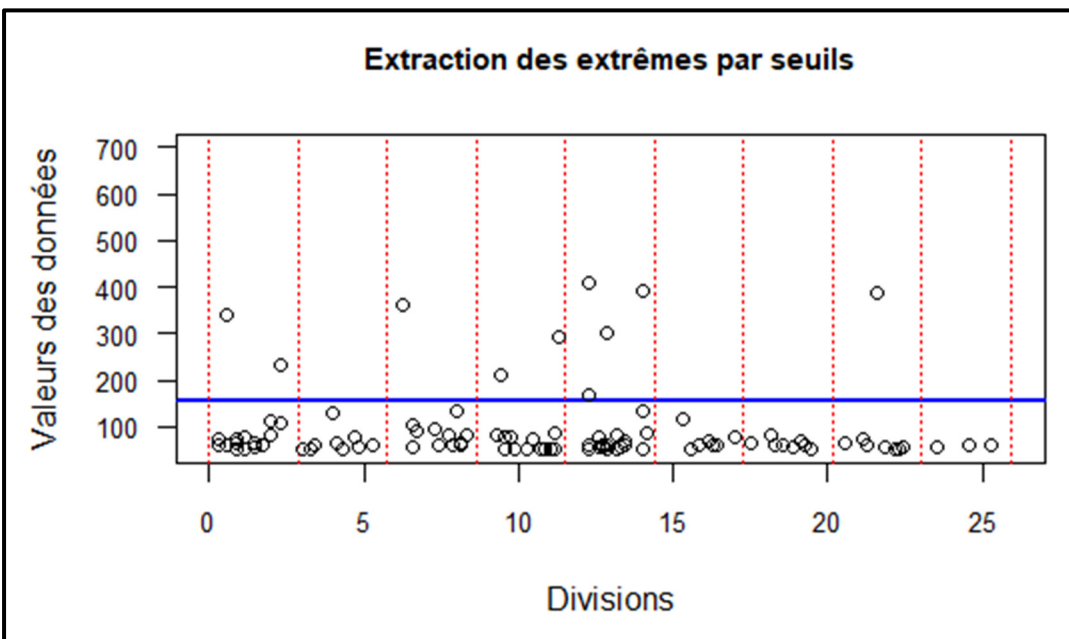


Figure 3.1 Illustration de la sélection des extrêmes par seuil. La ligne bleue représente le niveau de seuil.

Un moyen simple de mesurer la tendance des excès à se regrouper est d'estimer l'indice extrême θ de leurs distributions. Il se situe entre 0 et 1, et peut être considéré comme la fraction de données extrêmes dans un bloc. La méthode retenue pour estimer les θ est l'estimateur par blocs de Hsing T. (1991). Les données sont divisées en k blocs de volume de métal de soudure. Le nombre de blocs m avec au moins un dépassement au-dessus du seuil u , sur le nombre total d'excès n_e , donne une estimation de θ :

$$\hat{\theta} = \frac{m}{n_e} \quad (3.1)$$

L'indice extrême $\hat{\theta} = 1$ signifie qu'il y a une absence de regroupement des excès, la GPD tend vers une GEV dans ce cas. Plus $\hat{\theta}$ s'éloigne de 1 et se rapproche de 0, plus les regroupements des excès en grappes sont importants. Ce qui montre à quel point l'hypothèse iid est respectée.

3.3.3 Estimation des paramètres

Les paramètres de la GEV et de la GPD sont estimés à partir des séries d'extrêmes des valeurs de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores trouvés. Les deux méthodes couramment utilisées sont la méthode du maximum de vraisemblance (MLE) et la méthode des moments (MOM). La MLE est basée sur le principe d'approcher au maximum les paramètres de la population à partir d'un échantillon de données de taille n relativement importante. Cette méthode est réputée sans biais pour les grandes séries de données (Beretta & Murakami, 1998). Cependant, lorsque les séries de données sont de petites tailles, les estimateurs MLE présentent généralement un biais. De plus, la MLE est inapplicable chaque fois que l'algorithme utilisé pour estimer les paramètres ne parvient pas à converger du fait de la petite taille des distributions. Quant à la MOM, elle consiste à calculer les moments naturels des valeurs observées de l'ordre 1 à l'ordre de rang égal au nombre de paramètres à estimer, puis de les évaluer aux moments de la distribution théorique considérée. Ainsi, les moments empiriques calculés sont des estimateurs non biaisés des moments correspondant de la population. Les estimateurs MOM sont souvent utilisés lorsque les échantillons de données sont de petites tailles. Vu que ce cas s'applique dans cette étude, la MOM a servi à estimer les paramètres de la GEV et de la GPD.

3.3.4 Contrôle de l'adéquation des modèles aux séries d'extrêmes

Il est question ici de vérifier la correspondance des modèles estimés avec les séries d'extrêmes utilisées pour l'estimation des paramètres. Les tests statistiques de Kolmogorov-Smirnov (KS) et d'Anderson-Darling (AD) ainsi que des graphiques quantiles-quantiles ont servi à cette fin. Les tests KS et AD sont des tests non paramétriques qui mesurent les distances entre une distribution observée et son modèle estimé. L'hypothèse nulle de test H_0 est : les extrêmes suivent le modèle GEV (ou GPD). Une valeur probabilité de test p supérieure au seuil de signification à 5 % conduit au non-rejet de H_0 . Un avantage est donné au test AD qui accorde plus de poids aux extrêmes en cas de résultats contradictoires. Les graphiques quantiles-quantiles ont permis de tester graphiquement l'adéquation des modèles aux séries d'extrêmes. L'idée a consisté à regarder si les extrêmes empiriques et les extrêmes estimés sont linéairement liés.

3.3.5 Qualité de la prédiction des modèles

Les prédictions des modèles devraient normalement se rapprocher des valeurs mesurées sur les spécimens. La racine carrée des erreurs quadratiques moyennes (RMSE) et le coefficient de détermination (R^2) ont servi à évaluer les performances des modèles à simuler les valeurs extrêmes. Ce choix se justifie par l'appartenance des modèles explorés à des distributions différentes (la GEV et la GPD). De plus, les distributions des extrêmes de $\sqrt{\text{aire}}$ considérées contiennent très peu de valeurs.

Le RMSE traduit la variabilité de la qualité des prédictions. En d'autres termes, cet indicateur vérifie que les valeurs prédites se rapprochent des valeurs observées. Son expression est donnée par :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (3.2)$$

où x_i est la valeur de l'observation i et y_i la valeur prédite associée. Plus la $RMSE$ est petite, plus le nuage des points se rapproche du modèle et meilleur est l'ajustement.

Le R^2 évalue le degré d'adéquation d'un modèle aux données. Il se calcule avec :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2} \quad (3.3)$$

où \bar{x}_i est la valeur moyenne des observations. Le R^2 varie de 0 et 1. Plus il se rapproche de 1 meilleur est l'ajustement. Pour $R^2 = 1$, le modèle déterminera 100 % de la distribution des valeurs.

3.3.6 Niveaux de retour et périodes de retour

Dans le but d'estimer la valeur maximale de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores en fonction du volume de matériau de soudure, les niveaux et les périodes de retours ont été considérés. Le niveau de retour indique la valeur maximale de la taille de défaut en moyenne qui sera atteinte ou dépassée à chaque répétition d'un volume donné du matériau. La période retour ou volume de retour est la quantité moyenne de récurrence du matériau pour laquelle statistiquement une taille de défaut d'une valeur identique sera observée. Pour des variables iid, les niveaux de retour correspondent aux quantiles et les périodes de retour aux inverses des probabilités de dépassement.

3.3.6.1 Distribution des valeurs extrêmes généralisée : GEV

L'expression du niveau de retour s'obtient en inversant la fdc de la GEV donnée par Équation (1.9) et se définit par :

$$x_T^{GEV} = \begin{cases} \lambda - \frac{\delta}{\xi} \cdot \{1 - [-\ln(1 - p)]^{-\xi}\}, & \xi \neq 0 \\ \lambda - \delta \cdot \ln[-\ln(1 - p)], & \xi = 0 \end{cases} \quad (3.4)$$

où p est la probabilité de ne pas dépasser x_T et T la période de retour associé.

T est calculé par :

$$T_{GEV} = \frac{1}{1 - GEV(x_T)} \quad (3.5)$$

La courbe du niveau de retour en fonction de la période de retour est linéaire pour $\xi = 0$. Elle est concave sans limite finie pour $\xi > 0$ ou convexe avec une limite finie du niveau de retour pour $\xi < 0$. Le graphique de la Figure 3.2 donne une illustration avec en abscisse la période de retour à l'échelle logarithmique (Coles, 2001). Ceci suggère que le ξ devra être estimé négativement étant donné l'impossibilité de la taille de défaut de dépasser le volume du matériau.

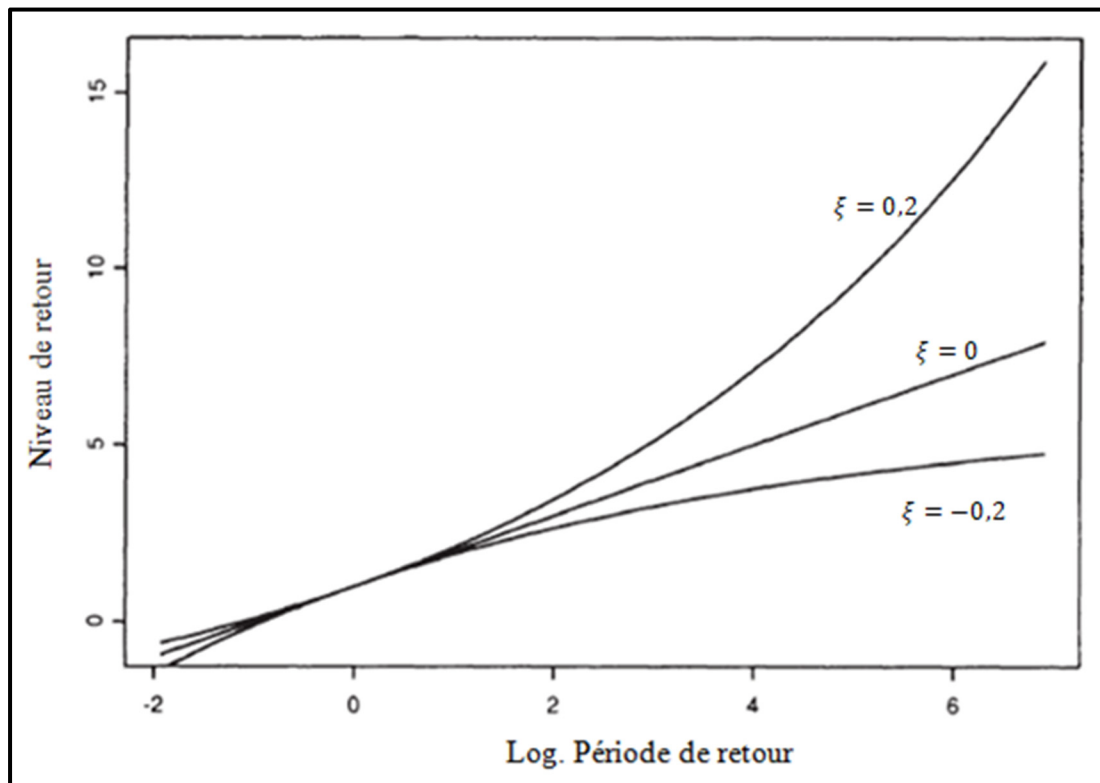


Figure 3.2 Courbes de niveau de retour d'une GEV avec les paramètres de forme $\xi = -0,2$, $\xi = 0$ et $\xi = 0,2$ Tiré de An Introduction to Statistical Modeling of Extreme values (2001, p.50)

3.3.6.2 Distribution de Pareto généralisée : GPD

Le niveau de retour est estimé en inversant la fdc de la GPD donnée par l'Équation (1.10) et en estimant les paramètres du modèle à partir des valeurs supérieures au seuil u . Pour $x > u$, la probabilité d'avoir une valeur X supérieure à x par la GPD se calcule par :

$$Pr\{X > x | X > u\} = \left[1 + \xi \cdot \left(\frac{x - u}{\delta} \right) \right]^{-\frac{1}{\xi}} \quad (3.6)$$

d'où

$$Pr\{X > x\} = Pr\{X > u\} \cdot \left[1 + \xi \cdot \left(\frac{x - u}{\delta} \right) \right]^{-\frac{1}{\xi}}$$

Sachant que

$$Pr\{X > x\} = 1 - p \text{ et } Pr\{X > u\} = \frac{n_e}{n}$$

le niveau de retour pour la GPD s'exprime par :

$$x_T^{GPD} = \begin{cases} u + \frac{\delta}{\xi} \left\{ \left[\frac{n}{n_e} (1 - p) \right]^{-\xi} - 1 \right\}, & \xi \neq 0 \\ u + \delta \ln \left[\frac{n}{n_e} (1 - p) \right], & \xi = 0 \end{cases} \quad (3.7)$$

et la période de retour T est donnée par :

$$T_{GPD} = \frac{n}{n_e} \left(\frac{1}{1 - GPD(x_T)} \right) \quad (3.8)$$

3.3.7 Choix d'un modèle

Le choix du modèle pour simuler les valeurs extrêmes de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores dans les matériaux se fait sur trois critères. Dans un premier temps, les prédictions du modèle doivent globalement se rapprocher des valeurs expérimentales, c'est à dire être validé par les tests

statistiques de KS et AD, et jugé performant par les calculs de la RMSE et du R^2 . Ensuite, ce modèle devra bien approcher les valeurs expérimentales les plus extrêmes et minimiser les intervalles de confiance des prédictions. Les niveaux de retour estimés par les modèles jugés valides ainsi que les intervalles de confiance associés seront comparés à travers des tableaux et des courbes. La méthode graphique permet de comparer visuellement les résultats des $\sqrt{\text{aire}}$ calculées à partir des modèles d'estimation avec les valeurs provenant des séries d'extrêmes pour des périodes de retour fixées. Un modèle sera sélectionné pour chacun des deux (2) spécimens de matériau de soudure traité.

3.4 Implémentations

Les langages de programmation R et Matlab ont servi à faire les calculs. L'extraction des séries d'extrêmes GPD s'est effectuée avec la fonction `gpd` de la librairie `evir` (Pfaff et al., 2012) du logiciel libre R, et les fonctions `dgpd` et `dgev` de la même librairie ont permis d'estimer les quantiles théoriques. Les ajustements des distributions de valeurs extrêmes aux données ont été réalisés à l'aide de la fonction `fevd` de la librairie `extRemes` (Gilleland et al., 2009) également de R. Le calcul des RMSE et des R^2 ont été exécutés à partir des fonctions `rmse` et `rrse` respectivement de la librairie `Metrics`, toujours du même logiciel. Le calcul des valeurs de p des tests KS et AD est réalisé avec les fonctions internes `kstest` et `adtest` respectivement du logiciel Matlab.

CHAPITRE 4

RESULTATS

4.1 Introduction

Les résultats de ce projet sont divisés en trois (3) parties. La première partie est consacrée à la présentation des ensembles de données analysées. Ces mesures concernent la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores collectés dans les matériaux de soudure. La deuxième partie présente les résultats de l'analyse statistique des valeurs extrêmes. Cette analyse a consisté à choisir le modèle d'ajustement le plus adéquat pour extrapoler les extrêmes dans les spécimens de matériau de soudure. Dans la troisième et dernière partie, les modèles retenus ont été utilisés pour comparer les procédés. Il s'agissait de mettre en évidence si le métal de soudure est différent dans les deux procédés, ou s'il est meilleur dans l'un que dans l'autre en comparant les niveaux de retour estimés.

4.2 Analyse exploratoire des données initiales

La variable considérée dans cette étude est la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores trouvés dans les matériaux. Les quantités de matériau de soudure traitées pour le joint en T et les éprouvettes de fatigue atteignent respectivement 51 cm³ et 26 cm³. Les volumes ne sont donc pas équivalents. Le Tableau 4.1 et le Tableau 4.2 contiennent les valeurs de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores trouvés dans le spécimen joint en T, et le Tableau 4.3 comprend celles des éprouvettes de fatigue. Les valeurs maximales sont en gras. La plus grande valeur mesurée pour le joint en T fait 515 µm et pour les éprouvettes de fatigue 677 µm. L'analyse dispose de 6 fois plus de données pour le joint en T que pour les éprouvettes de fatigue, 606 valeurs contre 102. Les valeurs pour le joint en T se répartissent en 34 tranches de 1,50 cm³ coupées dans le spécimen du joint en T. Pour les éprouvettes de fatigue, les valeurs ont été prélevées par spécimen sur un volume de 2,88 cm³.

Tableau 4.2 Valeurs de la \sqrt{aire} (en μm) des pores trouvés dans le joint en T (Partie 2)

| T18 | T19 | T20 | T21 | T22 | T23 | T24 | T25 | T26 | T27 | T28 | T29 | T30 | T31 | T32 | T33 | T34 |
|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| 95 | 76 | 90 | 86 | 274 | 119 | 281 | 105 | 73 | 100 | 157 | 104 | 72 | 61 | 52 | 116 | 148 |
| 82 | 80 | 102 | 230 | 210 | 119 | 54 | 78 | 245 | 181 | 150 | 61 | 87 | 109 | 113 | 157 | 52 |
| 158 | 115 | 74 | 88 | 84 | 57 | 54 | 117 | 174 | 424 | 175 | 98 | 213 | 94 | 89 | 68 | 65 |
| 178 | 68 | 63 | 124 | 98 | 153 | 123 | 65 | 108 | 196 | 145 | 54 | 87 | 67 | 91 | 88 | 76 |
| 65 | 133 | 66 | 64 | 73 | 266 | 157 | 142 | 67 | 165 | 117 | 100 | 82 | 89 | 194 | 57 | 59 |
| 269 | 160 | 74 | 56 | 81 | 72 | 165 | 205 | 186 | 368 | 108 | 157 | | 74 | 149 | 61 | 59 |
| 213 | 91 | 72 | 224 | 79 | 84 | 153 | 60 | 127 | 71 | 71 | 75 | | 65 | 216 | 87 | 88 |
| 115 | 103 | 360 | 83 | 80 | 87 | 326 | 74 | 185 | 73 | 76 | 80 | | 61 | 57 | 61 | 99 |
| 105 | 95 | 126 | 186 | 91 | 152 | 124 | 102 | 52 | 169 | 130 | 158 | | 135 | 74 | 146 | 125 |
| 139 | 236 | 374 | 56 | 60 | 347 | 98 | 126 | 78 | 87 | 79 | 300 | | 65 | | 68 | 112 |
| 53 | 76 | | | 56 | | 63 | 63 | 88 | 101 | 188 | 475 | | 83 | | 88 | 109 |
| 80 | 146 | | | 110 | | 132 | 111 | 56 | 53 | 83 | 110 | | 77 | | 98 | 65 |
| 78 | 88 | | | 112 | | 77 | 107 | 84 | 114 | 52 | | | 66 | | 285 | 196 |
| 59 | 122 | | | 154 | | 52 | 106 | 92 | 56 | 187 | | | 118 | | 114 | 59 |
| 66 | 57 | | | 88 | | 59 | 53 | 59 | 56 | 61 | | | 85 | | 110 | 175 |
| 85 | 52 | | | 119 | | 73 | 212 | 73 | 63 | | | | 106 | | 95 | 66 |
| 96 | 95 | | | 70 | | 88 | 152 | 80 | 160 | | | | 137 | | 202 | 120 |
| 65 | 76 | | | | | 71 | 59 | 74 | 87 | | | | 65 | | 104 | 54 |
| 61 | 146 | | | | | 302 | 90 | 78 | 128 | | | | 70 | | | 170 |
| 88 | 121 | | | | | 67 | 310 | 160 | 60 | | | | 126 | | | 67 |
| 168 | 53 | | | | | 95 | 59 | 77 | 136 | | | | 123 | | | 85 |
| 132 | 76 | | | | | 333 | | 65 | 102 | | | | 122 | | | 72 |
| 80 | 132 | | | | | 72 | | 67 | 64 | | | | 110 | | | 72 |
| 56 | 59 | | | | | 251 | | 74 | 118 | | | | 66 | | | 245 |
| 93 | 108 | | | | | | | 175 | 52 | | | | 64 | | | 182 |
| 59 | | | | | | | | 57 | 464 | | | | 113 | | | 52 |
| 52 | | | | | | | | 57 | | | | | 100 | | | 195 |
| 131 | | | | | | | | 195 | | | | | 163 | | | 115 |
| 75 | | | | | | | | 53 | | | | | 119 | | | 82 |
| 67 | | | | | | | | | | | | | 88 | | | 92 |
| 515 | | | | | | | | | | | | | 61 | | | 56 |
| 143 | | | | | | | | | | | | | 66 | | | 129 |
| 61 | | | | | | | | | | | | | 189 | | | 86 |
| 65 | | | | | | | | | | | | | 73 | | | 63 |
| 156 | | | | | | | | | | | | | 78 | | | 82 |
| 67 | | | | | | | | | | | | | 115 | | | 311 |
| 54 | | | | | | | | | | | | | 61 | | | 126 |
| 60 | | | | | | | | | | | | | 152 | | | 91 |
| 59 | | | | | | | | | | | | | 88 | | | 64 |
| | | | | | | | | | | | | | 75 | | | |
| | | | | | | | | | | | | | 65 | | | |
| | | | | | | | | | | | | | 108 | | | |

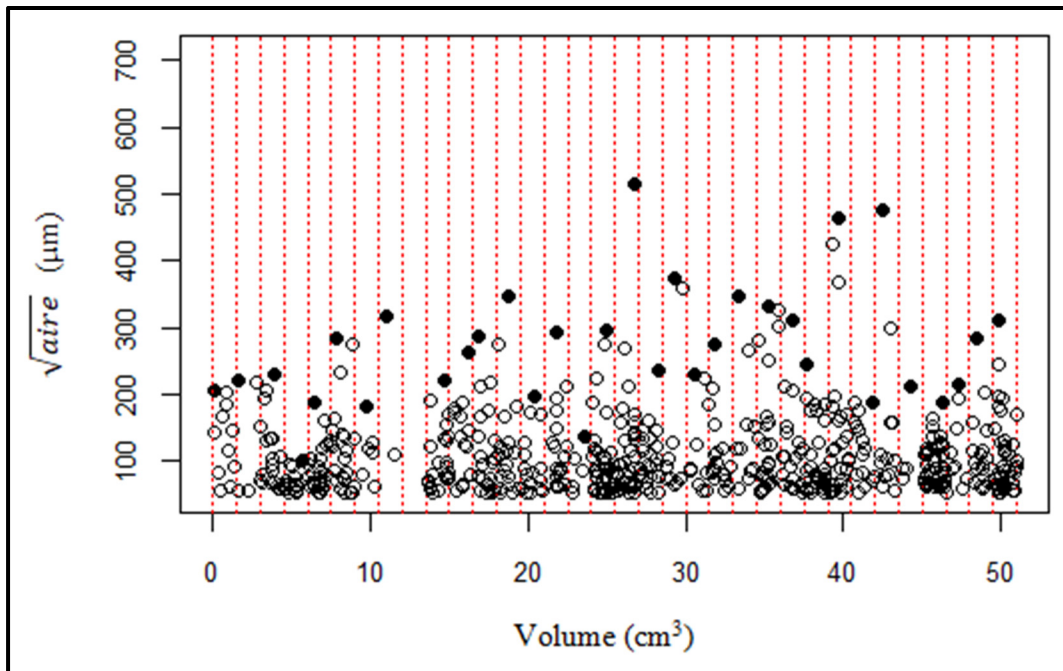


Figure 4.1 Illustration de la repartitions des valeurs de la \sqrt{aire} des pores dans le matériau du joint en T

La Figure 4.3 montre les histogrammes des valeurs de \sqrt{aire} des pores regroupés par intervalle de 20 μm. Les fréquences (en %) sont en ordonnée et les valeurs de \sqrt{aire} (en μm) en abscisse. Les valeurs les plus courantes sont dans l'intervalle 60 à 80 μm pour le joint en T et 40 à 60 μm pour les éprouvettes de fatigue. Ceci indique que les pores dans le spécimen du joint en T sont majoritairement plus grands que dans les éprouvettes de fatigue. Aussi, selon les données du Tableau 4.4, en moyenne les pores trouvés dans le joint en T sont plus grands. Le troisième quartile (Q3) pour le joint en T précise que 25% des valeurs dépassent 131 μm, c'est-à-dire 152 données, tandis que pour les éprouvettes de fatigue 26 seulement (25% des 102 valeurs) sont supérieures à 82 μm. Il y aura donc plus de grandes valeurs de \sqrt{aire} des pores dans le spécimen de joint en T que dans les éprouvettes de fatigue.

Tableau 4.3 Valeurs de la \sqrt{aire} (en μm) des pores trouvés dans les éprouvettes de fatigue

| LCF1 | LCF2 | LCF3 | LCF4 | LCF5 | LCF6 | LCF7 | LCF8 | LCF9 |
|------------|------------|------------|------------|------------|------------|-----------|------------|-----------|
| 59 | 51 | 360 | 81 | 60 | 117 | 62 | 59 | 60 |
| 60 | 52 | 55 | 80 | 56 | 52 | 59 | 388 | 56 |
| 54 | 56 | 59 | 52 | 60 | 60 | 56 | 67 | 60 |
| 77 | 65 | 60 | 87 | 84 | 69 | 69 | 52 | |
| 67 | 62 | 81 | 213 | 59 | 59 | 54 | 74 | |
| 62 | 78 | 132 | 54 | 60 | 79 | 65 | 58 | |
| 112 | 130 | 82 | 51 | 393 | 62 | 62 | 54 | |
| 233 | 59 | 94 | 291 | 168 | | 84 | 55 | |
| 75 | 51 | 102 | 52 | 52 | | | | |
| 341 | | 677 | 54 | 80 | | | | |
| 73 | | 65 | 54 | 302 | | | | |
| 54 | | 61 | 51 | 86 | | | | |
| 58 | | 89 | 74 | 56 | | | | |
| 61 | | | 79 | 51 | | | | |
| 82 | | | | 55 | | | | |
| 110 | | | | 52 | | | | |
| 60 | | | | 52 | | | | |
| 65 | | | | 70 | | | | |
| 52 | | | | 56 | | | | |
| | | | | 136 | | | | |
| | | | | 407 | | | | |

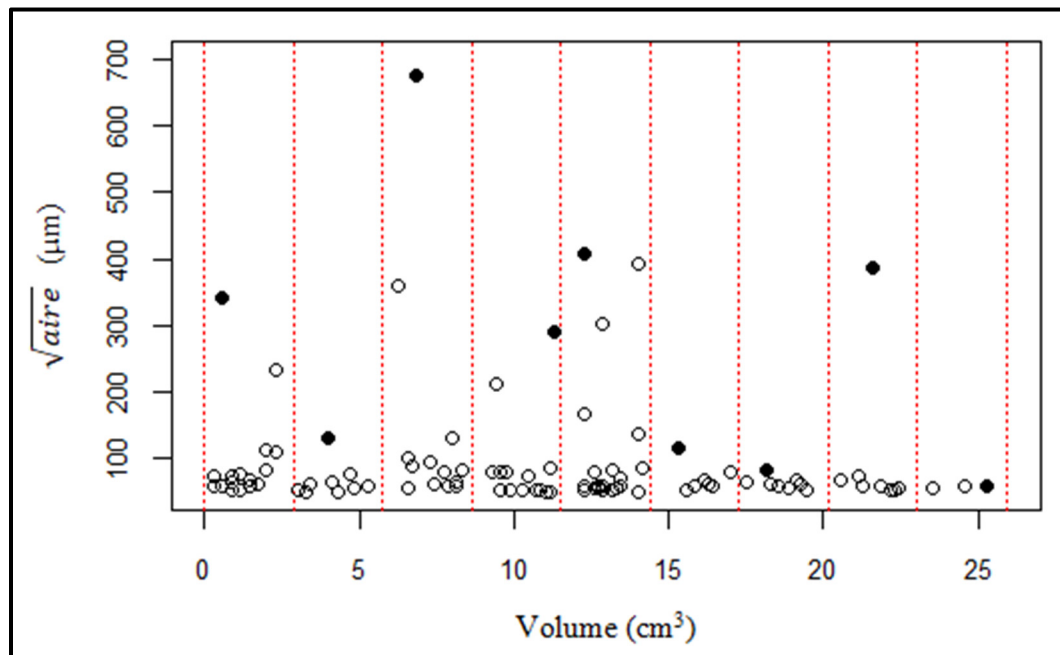


Figure 4.2 Illustration de la repartitions des valeurs de la \sqrt{aire} des pores dans le matériau des éprouvettes de fatigue

Tableau 4.4 La moyenne et les quartiles des distributions (en μm) de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores investigués dans le métal de soudure des spécimens

| Spécimen | Q1 | Moyenne | Médiane | Q3 |
|------------------------|----|---------|---------|-----|
| Joint en T | 65 | 112 | 88 | 131 |
| Éprouvettes de fatigue | 56 | 97 | 62 | 82 |

Les histogrammes (Figure 4.3) laissent apparaître des valeurs beaucoup plus grandes que le reste des données dans les distributions. Ce que mettent en évidence les boîtes à moustaches de la Figure 4.4 à travers les points noirs extérieurs aux limites internes des boîtes. La valeur **677 μm** de l'éprouvette de fatigue 3 est particulièrement éloignée des autres grandes valeurs.

L'analyse de l'influence de cette valeur (de 677 μm) sur la prédiction des valeurs extrêmes par GPD dans les éprouvettes de fatigue a donc été menée en calculant la distance de Cook (ou appelé aussi effet de levier) pour les valeurs excédants 117 μm , soit le seuil à 90% des données. La distance de Cook mesure l'effet de la suppression d'une donnée sur les valeurs ajustées dans un modèle. Elle est calculée par :

$$D_i = \frac{r_i^2}{c \cdot MSE} \cdot \frac{h_i}{(1 - h_i)^2} \quad (4.1)$$

où

r_i est le $i^{\text{ème}}$ résidu,

c est le nombre de coefficients du modèle,

MSE est l'erreur quadratique moyenne,

h_i est la $i^{\text{ème}}$ valeur de levier.

Toute valeur ayant une grande distance de Cook en règle générale supérieure à $4/n$ (avec n le nombre de valeurs à ajuster) influence considérablement les valeurs ajustées. Le logiciel R a servi pour faire les calculs à partir de la fonction « `cooks.distance()` ». Les mesures obtenues pour les valeurs extrêmes sélectionnées ($n = 14$) sont dans le Tableau 4.5. Seule la valeur 677 μm remplit la condition $D_i > 4/14$ (soit 0,28). Cette dernière a donc une

influence très forte sur les ajustements des valeurs extrêmes. L'analyse des valeurs extrêmes pour les éprouvettes de fatigue se fera sans la valeur $677 \mu\text{m}$ de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores.

Tableau 4.5 Distances de Cook calculées pour les valeurs excédant le seuil à $117 \mu\text{m}$ pour les éprouvettes

| Valeurs extrêmes | 130 | 132 | 136 | 168 | 213 | 233 | 291 | 302 | 341 | 360 | 388 | 393 | 407 | 677 |
|------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| D_i | 0,23 | 0,10 | 0,03 | 0,00 | 0,00 | 0,01 | 0,02 | 0,03 | 0,04 | 0,05 | 0,06 | 0,04 | 0,01 | 2,32 |

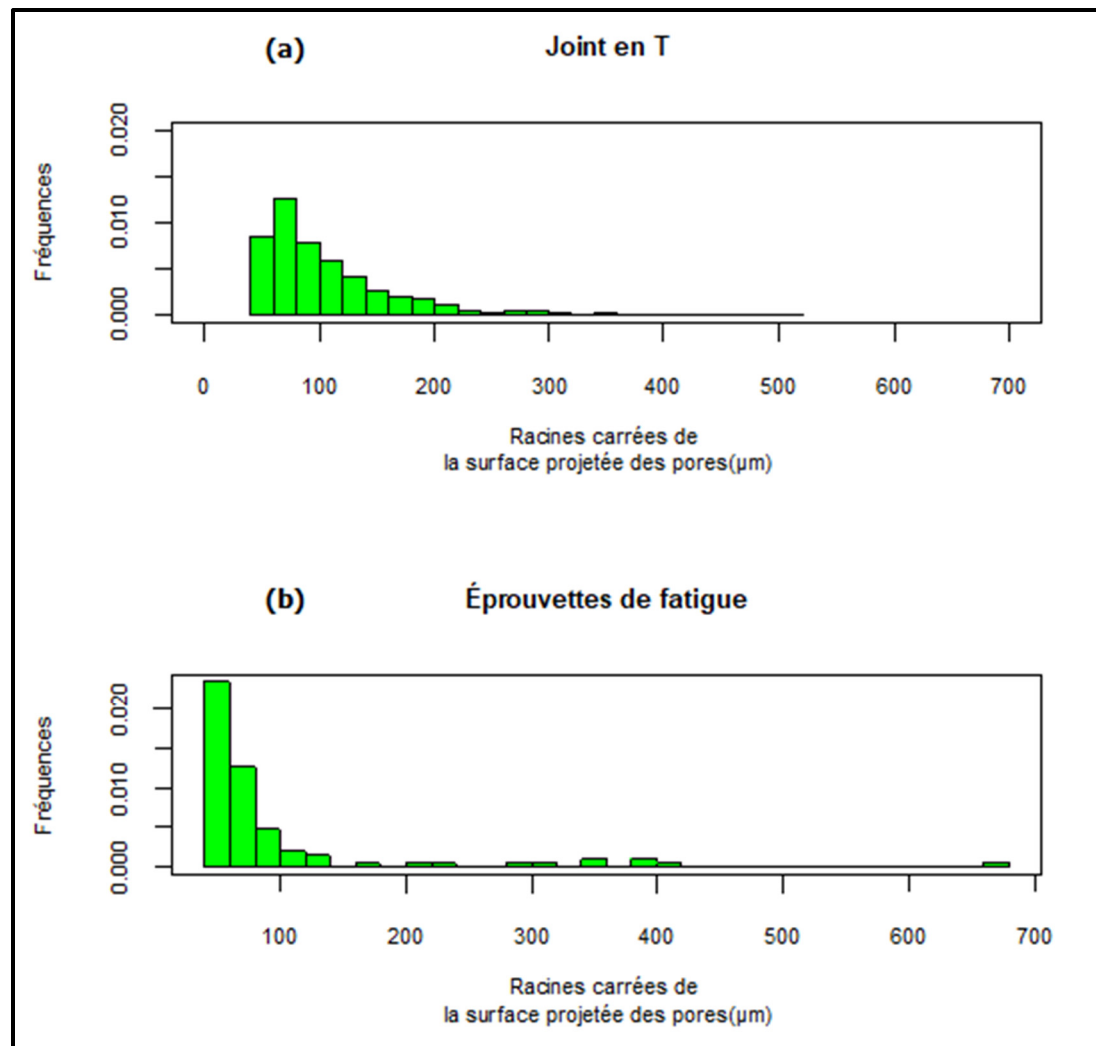


Figure 4.3 Histogrammes des distributions de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores trouvés dans les matériaux : (a) joint en T et (b) éprouvettes de fatigue

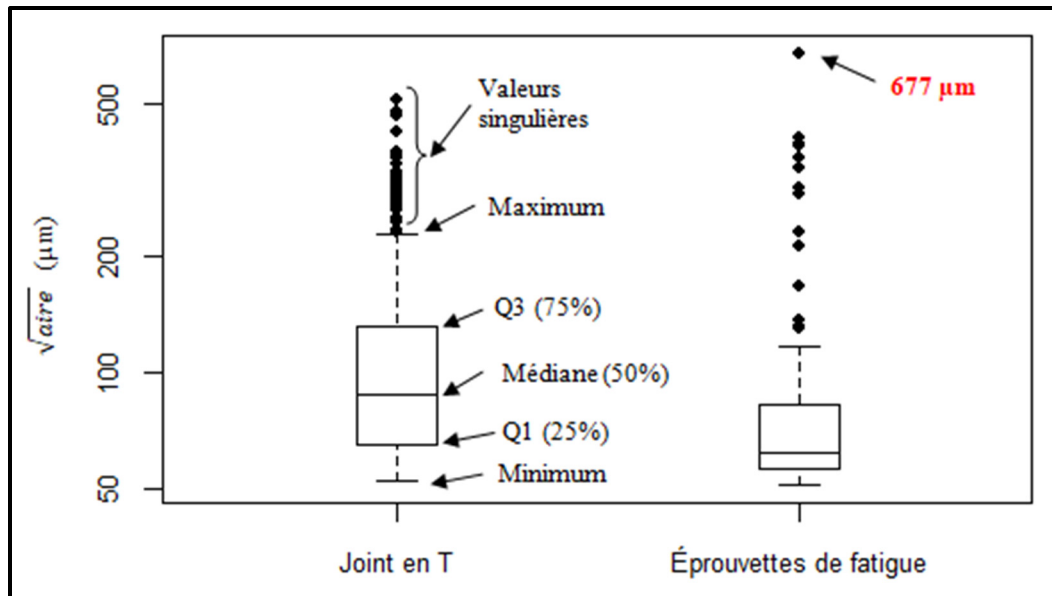


Figure 4.4 Boîtes à moustaches des distributions de la \sqrt{aire} des pores trouvés dans les matériaux. L'axe des ordonnées est à l'échelle logarithmique

4.3 Meilleurs modèles d'ajustement des extrêmes

L'analyse a conduit au choix des modèles jugés adéquats pour simuler les valeurs extrêmes de la \sqrt{aire} des pores dans les deux matériaux de soudure.

4.3.1 Matériau de soudure du joint en T

La sélection des extrêmes comme indiquée (section 3.3.2) dépend de la distribution des extrêmes (GEV ou GPD). Ainsi, les extrêmes pour la GEV sont les maximums des 34 blocs (de $1,5 \text{ cm}^3$) de la division du joint en T et les excès pour la GPD sont les valeurs au-dessus d'un seuil fixé. La Figure 4.5 illustre les extractions des extrêmes par blocs et par seuil pour le joint en T. Les lignes tirées verticales rouges représentent les 34 divisions. La ligne horizontale bleue marque le niveau de seuil considéré à 90 % des données. Les points noirs matérialisent les maximums par blocs.

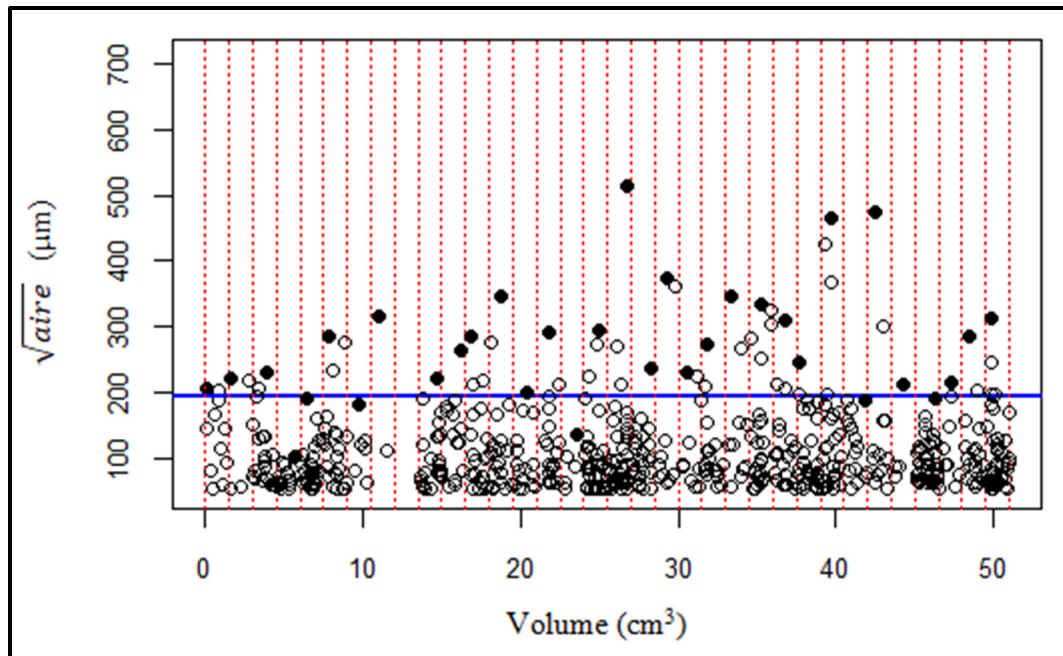


Figure 4.5 Illustration de l'extraction des extrêmes de la \sqrt{aire} des pores pour le joint en T par blocs et par dépassement de seuil (seuil à 90% représenté par la ligne bleue)

La liste des valeurs maximales sélectionnées pour le métal du joint est donnée dans l'annexe I. La moyenne de ces valeurs est de 264 μm .

Les graphiques de la variation des estimateurs $\hat{\delta}$ et $\hat{\xi}$ par MOM en fonction du seuil de la Figure 4.6 ont permis d'identifier une plage de valeurs pour le seuil approprié. La ligne bleue indique le quantile à 90 % soit le seuil à 193 μm , la ligne tirée le quantile à 91 % soit 198 μm et la ligne pointillée le quantile à 95 % des données soit 245 μm . Les calculs de $\hat{\delta}$ et $\hat{\xi}$ ont été réalisés avec la fonction « fevd » de la librairie « ExtRemes » du langage de programmation R. Une valeur croissante en bond de 10 μm , de 50 à 515 μm , est prise comme seuil à chaque fois. La zone de quasi-stabilité observée entre les quantiles à 91 % et à 95 % des données avec les $\hat{\xi}$ estimés négativement représente la plage des seuils appropriés. Les courbes de niveaux de retour seront ainsi à accroissance logarithmique, l'augmentation de la valeur de la \sqrt{aire} de pores sera très faible rapport au volume du matériau.

Les listes des séries d'excès selon les seuils retenus ont été générées à l'aide de la fonction « gdp » de la librairie « evir » de R et sont données en annexe I. Le Tableau 4.6 donne le nombre des excès, la moyenne et l'estimation de l'indice extrémal pour chaque série. La valeur moyenne des excès croît avec le seuil, car les défauts de petites tailles sont exclus. Les valeurs de $\hat{\theta}$ montrent une tendance au regroupement des excès vu qu'elles sont loin de 1. La croissance de $\hat{\theta}$ traduit une diminution des regroupements avec l'augmentation du seuil. Soit, plus les seuils sont élevés, plus la GPD tend vers la GEV. Cependant, des seuils trop élevés entraînent une forte variation des paramètres (Figure 4.6). Ce qui limite le niveau des seuils possibles à un maximum. Les paramètres des modèles estimés à partir des séries d'extrêmes retenues sont dans le Tableau 4.7.

Tableau 4.6 Nombre, moyenne et indice extrémal des séries d'excès sélectionnées pour le joint en T

| Seuil (μm) | Quantile (%) | n_e | \bar{x}_e (μm) | $\hat{\theta}$ |
|-------------------------|--------------|-------|-------------------------------|----------------|
| 198 | 91 | 54 | 278 | 0,48 |
| 210 | 92 | 48 | 287 | 0,52 |
| 220 | 93,5 | 39 | 303 | 0,56 |
| 230 | 94,4 | 34 | 315 | 0,56 |
| 236 | 94,7 | 32 | 320 | 0,56 |
| 245 | 95 | 30 | 324 | 0,57 |

Tableau 4.7 Paramètres estimés par MOM, GEV à 34 blocs et GPD à seuils élevés sélectionnés, pour le joint en T

| Seuil (%) | $\hat{\lambda}$ (μm) | $\hat{\delta}$ (μm) | $\hat{\xi}$ (μm) |
|-----------|-----------------------------------|----------------------------------|-------------------------------|
| | GEV | | |
| | 223.39 | 90.97 | -0,15 |
| | GPD | | |
| 91 | - | 85,2 | -0,07 |
| 92 | - | 76,6 | 0,00 |
| 93,5 | - | 101,6 | -0,22 |
| 94,4 | - | 113,9 | -0,34 |
| 94,7 | - | 114,6 | -0,37 |
| 95 | - | 102,8 | -0,29 |

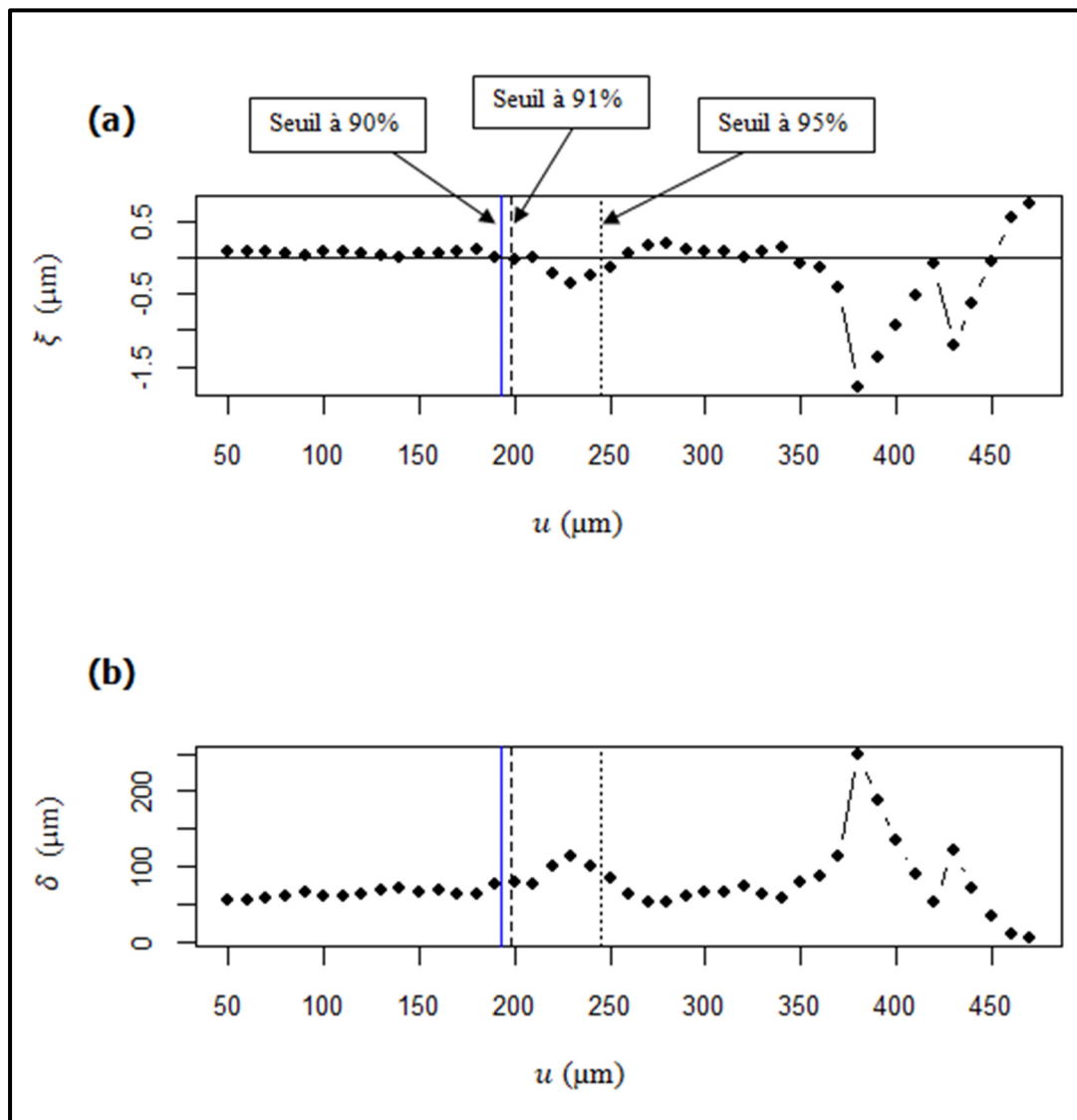


Figure 4.6 Variations des paramètres, (a) de forme et (b) d'échelle, estimés de la GPD en fonction du seuil pour le joint en T

Les valeurs p des tests KS et AD ainsi que les calculs des RMSE et des R^2 se trouvent dans le Tableau 4.8. Les résultats des tests montrent que les modèles explorés correspondent bien aux séries utilisées pour estimer les paramètres, car les valeurs de p sont supérieures au seuil de signification à 5 %. Par ailleurs, les modèles GEV à 34 blocs, GPD à 91 %, à 92 %, à 93,5 %, à 94,4 % et 94,7 % ont des niveaux de performance proches selon les valeurs de R^2 calculées. Le modèle GPD à 95 % conduit à de moins bonnes performances avec une RMSE très élevée et une R^2 très basse. Il sera donc exclu pour la suite de l'analyse.

Tableau 4.8 Valeurs p de tests KS et AD, ainsi que de la RMSE (en μm) et R^2 calculées pour les séries d'extrêmes du joint en T

| Seuil (%) | KS | AD | RMSE | R^2 |
|------------|------|------|-------|-------|
| GEV | | | | |
| | 0,63 | 0,72 | 25,04 | 0,75 |
| GPD | | | | |
| 91 | 0,78 | 0,89 | 9,42 | 0,87 |
| 92 | 0,57 | 0,69 | 9,44 | 0,87 |
| 93,5 | 0,70 | 0,91 | 12,96 | 0,81 |
| 94,4 | 0,64 | 0,65 | 16,28 | 0,76 |
| 94,7 | 0,58 | 0,47 | 17,63 | 0,74 |
| 95 | 0,56 | 0,52 | 31,05 | 0,53 |

Les graphiques de la Figure 4.7 montrent en image les correspondances entre les séries d'extrêmes et les modèles GPD à 91 %, à 92 %, à 93,5 %, à 94 % et à 94,7 % ainsi que le modèle GEV à 34 blocs. Les quantiles empiriques (en μm) sont en ordonnée et les quantiles des modèles (en μm) en abscisse. Les points ronds représentent les distributions empiriques et les lignes droites les modèles. Les points suivent généralement bien les lignes pour l'ensemble des modèles. Mais des différences sont observées pour les valeurs extrêmes. Les GPD à 91 % et à 92 % conduisent aux meilleurs résultats pour les valeurs les plus extrêmes. La GEV à 34 blocs se situe en troisième position. Les GPD à 93,5 % et à 94,4 % sont quant à eux moins à même de prédire les plus grandes valeurs, elles les sous estiment.

Les courbes du défaut maximum (niveau de retour) en fonction du volume associé (période de retour) calculé par ces modèles à la Figure 4.8 confirment que les modèles GPD à 91 % et à 92 % prédisent mieux les valeurs les plus extrêmes que les autres. Car les valeurs expérimentales indiquées par les petits points ronds se trouvent au milieu de l'intervalle de confiance représenté par les lignes interrompues grises. Les valeurs estimées des intervalles de confiance dans le Tableau 4.9 montrent que la GPD à 91 % procure les meilleures précisions de l'estimation des extrêmes. Sur cette base, le modèle GPD à 91 % a été jugé le plus adéquat pour simuler les valeurs extrêmes de la \sqrt{aire} des pores trouvés dans le matériau du joint en T. Le modèle estime la valeur maximum théorique dans le matériau de soudure du joint en T à 492 μm . Ceci correspond à un pourcentage d'erreur de prédiction de 4,46 %, la valeur expérimentale la plus grande, étant de 515 μm .

Tableau 4.9 Valeurs estimées des niveaux de retour (en μm) à 2, 20, 100 et 200 cm^3 , ainsi que les intervalles de confiance (IC) à 95% associés pour le joint en T

| Modèles | Volumes considérés | | | |
|--------------------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|
| | T = 2 cm^3 | T = 20 cm^3 | T = 100 cm^3 | T = 200 cm^3 |
| Seuil à 91% | 256 [238 ; 276] | 429 [365 ; 485] | 535 [409 ; 689] | 578 [417 ; 803] |
| Seuil à 92% | 263 [247 ; 285] | 441 [370 ; 526] | 566 [410 ; 789] | 620 [432 ; 912] |
| Seuil à 93.5% | 285 [264 ; 311] | 444 [385 ; 510] | 516 [412 ; 677] | 540 [419 ; 736] |
| Seuil à 94.4% | 300 [275 ; 328] | 443 [390 ; 497] | 494 [406 ; 617] | 508 [411 ; 700] |
| Seuil à 94.7% | 301 [276 ; 330] | 442 [391 ; 489] | 490 [401 ; 615] | 503 [405 ; 682] |
| 34 blocs | 261 [224 ; 298] | 441 [385 ; 496] | 510 [426 ; 593] | 532 [435 ; 630] |

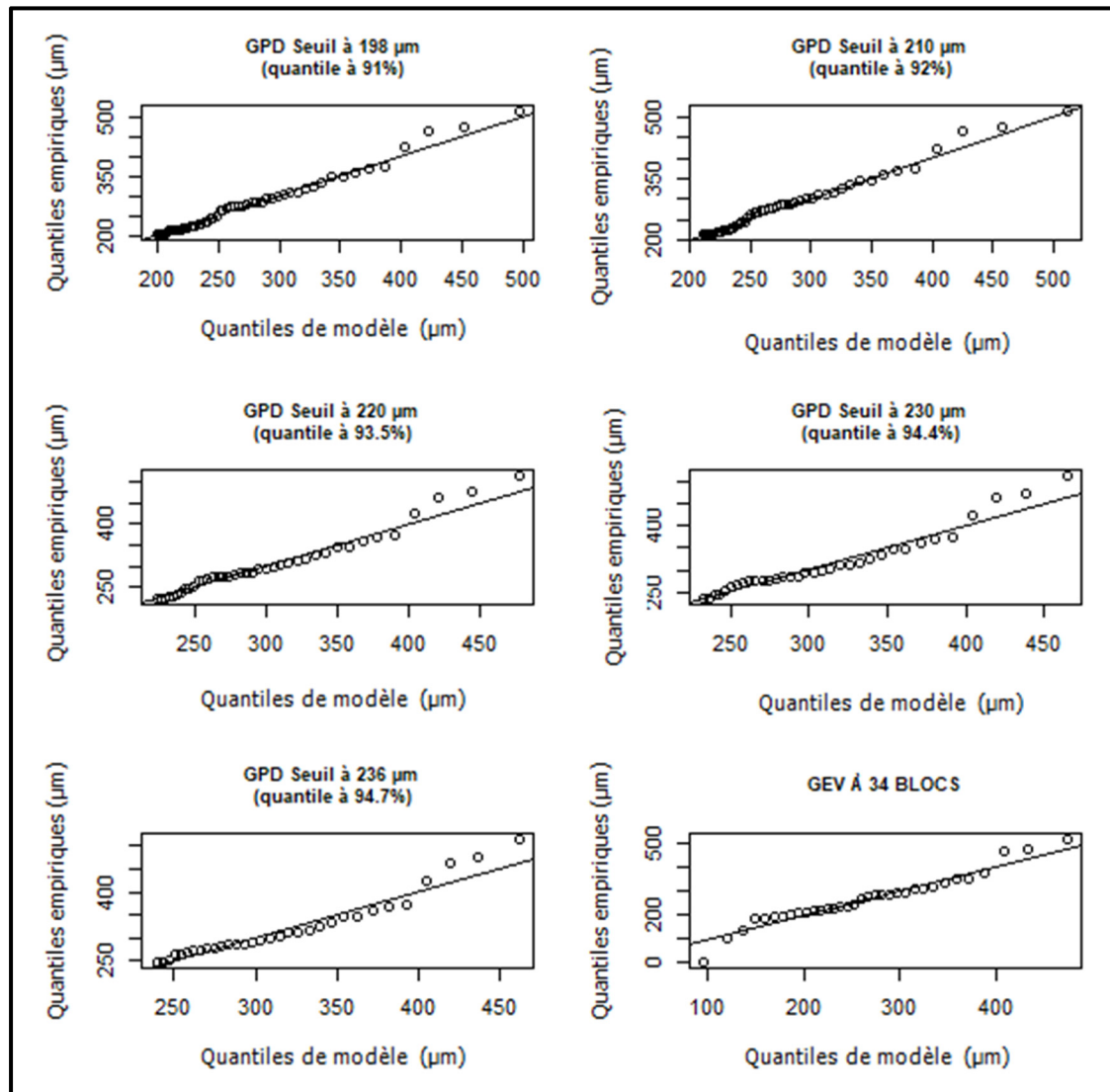


Figure 4.7 Diagrammes quantiles-quantile des ajustements des séries d'extrêmes retenues pour le joint en T

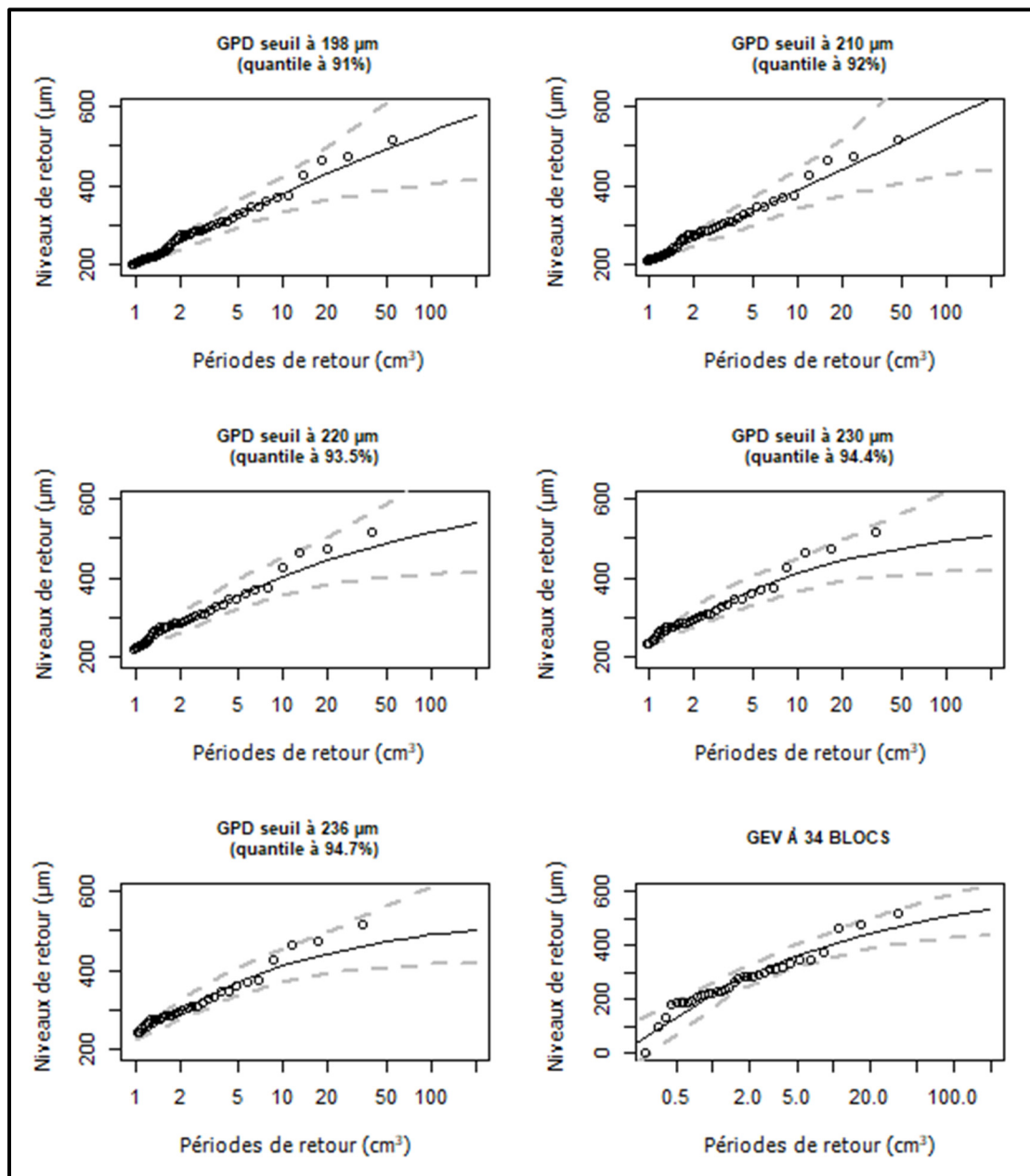


Figure 4.8 Courbes des niveaux de retour de la modélisation des séries d'extrêmes pour le joint en T. Les périodes de retour sont à l'échelle logarithmique. Les lignes discontinues représentent les intervalles de confiance à 95 %

4.3.2 Matériau de soudure des éprouvettes de fatigue

La Figure 4.9 illustre l'extraction des extrêmes par blocs (de $2,88 \text{ cm}^3$) pour la GEV et par seuil pour la GPD. Les lignes tirées verticales rouges représentent les 9 éprouvettes de fatigue. La ligne horizontale bleue marque le niveau de seuil considéré à 90 % des données. Les points noirs matérialisent les maximums par blocs. La liste des valeurs maximales sélectionnées pour le matériau des éprouvettes de fatigue se trouve à l'annexe I. La moyenne de ces valeurs est de $242 \mu\text{m}$.

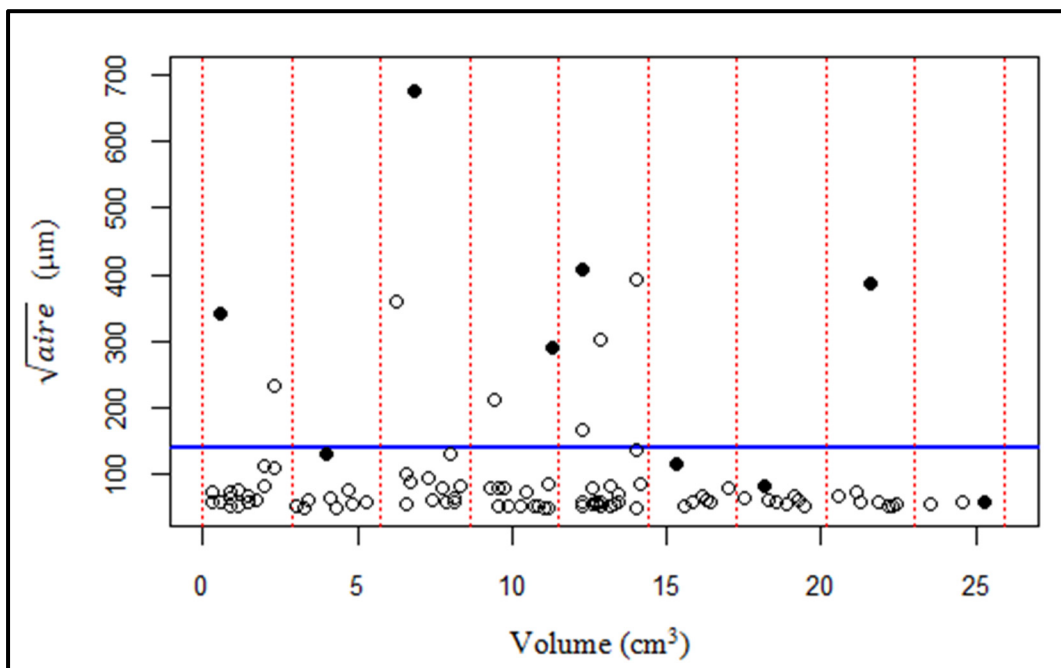


Figure 4.9 Illustration de l'extraction des extrêmes de la \sqrt{aire} des pores pour les éprouvettes de fatigue par blocs et par dépassement de seuil (seuil à 90 %)

Les graphiques de la variation de $\hat{\xi}$ et $\hat{\delta}$ en fonction du seuil de la Figure 4.10 ont permis de sélectionner deux valeurs de seuil proches du quantile à 90 % des données soit $140 \mu\text{m}$. Ce sont les seuils à quantiles élevés à 87,1 % soit $120 \mu\text{m}$ et à 88,1 % soit $130 \mu\text{m}$. Ces seuils sont indiqués par la ligne tirée quantile à 87,1 % et la ligne pointillée quantile à 88,1 % sur les graphiques. Les séries d'excès relatives à ces seuils ont donc été retenues pour les éprouvettes de fatigue. Le Tableau 4.10 contient le nombre, la moyenne et l'indice extrémal

estimé de ces distributions. Les valeurs de $\hat{\theta}$ montrent une tendance au regroupement de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores dans les éprouvettes de fatigue, puisque les valeurs trouvées sont 0,46 et 0,42. Ce qui peut s'expliquer par la grande taille des blocs comparée à leur très faible nombre.

Tableau 4.10 Nombre, moyenne et indice extrémal des séries d'excès sélectionnés pour les éprouvettes de fatigue

| Seuil (μm) | Quantile (%) | n_e | \bar{x}_e (μm) | $\hat{\theta}$ |
|-------------------------|--------------|-------|-------------------------------|----------------|
| 120 | 87,1 | 13 | 298 | 0,46 |
| 130 | 88,1 | 12 | 311 | 0,42 |

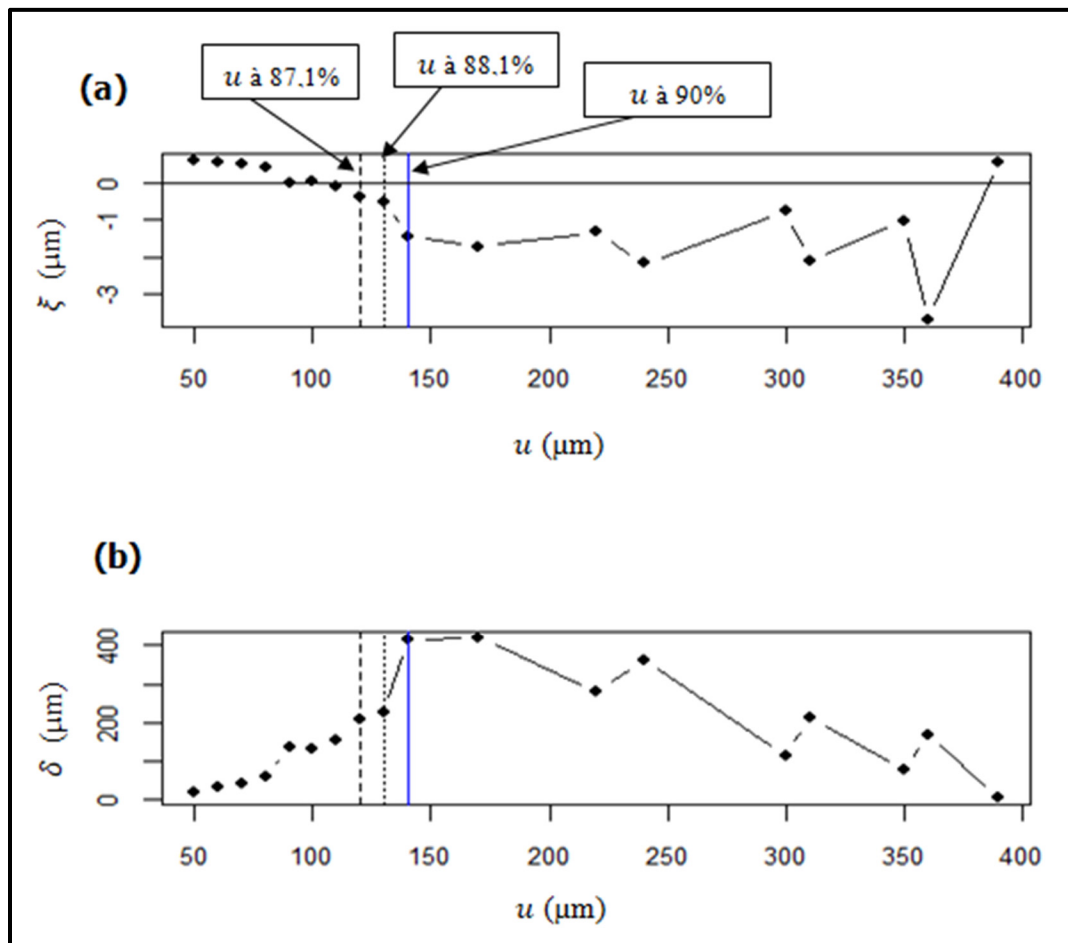


Figure 4.10 Variations des paramètres, (a) de forme et (b) d'échelle, estimés de la GPD en fonction du seuil pour les éprouvettes de fatigue

Le Tableau 4.11 présente les paramètres estimés pour les séries d'extrêmes sélectionnées. Les valeurs négatives de $\hat{\xi}$ indiquent que les distributions des extrêmes auront des queues droites plus ou moins épaisses et que les tracés des niveaux de retour donneront des courbes sans limite finie.

Tableau 4.11 Paramètres estimés (en μm) par MOM à partir des séries d'extrêmes sélectionnés pour les éprouvettes de fatigue

| Seuil (%) | $\hat{\lambda}$ (μm) | $\hat{\delta}$ (μm) | $\hat{\xi}$ (μm) |
|-----------|-----------------------------------|----------------------------------|-------------------------------|
| | GEV | | |
| | 198 | 154,7 | -0,40 |
| | GPD | | |
| 87,1 | - | 205,3 | -0,38 |
| 88,1 | - | 225 | -0,50 |

Les résultats des tests KS et AD dans le Tableau 4.12 montrent que les modèles explorés proviennent bien des séries sélectionnées, car les valeurs de p sont supérieures au seuil de signification de 5 %. Les valeurs de RMSE et de R^2 calculées (tableau 4.12) indiquent que les modèles GPD à 87,1 % et à 88,1 % ont de biens meilleures performances que la GEV à 9 blocs. Le modèle GEV à 9 blocs sera donc retiré.

Tableau 4.12 Valeurs p de tests KS et AD, ainsi que de la RMSE (en μm) et R^2 calculées pour les séries d'extrêmes des éprouvettes de fatigue

| Seuil (%) | KS | AD | RMSE | R^2 |
|-----------|------|------|--------|-------|
| | GEV | | | |
| | 0,69 | 0,75 | 205,56 | - |
| | GPD | | | |
| 87,1 | 0,78 | 0,66 | 50,24 | 0,50 |
| 88,1 | 0,82 | 0,60 | 56,64 | 0,42 |

Les graphiques de la Figure 4.11 présentent graphiquement les comparaisons entre les modèles GPD à 87,1 % et GPD 88,1 % et les séries d'extrêmes associées. Les points ronds représentant les distributions empiriques des extrêmes gravitent tant bien que mal autour des lignes, suggérant une assez grande erreur associée à la prédiction des valeurs. Les graphiques

des niveaux de retour en fonction des périodes de retour de ces deux modèles sur la Figure 4.12 montrent qu'ils sont très proches. Mais aussi qu'ils ont de la difficulté à prédire les valeurs extrêmes expérimentales.

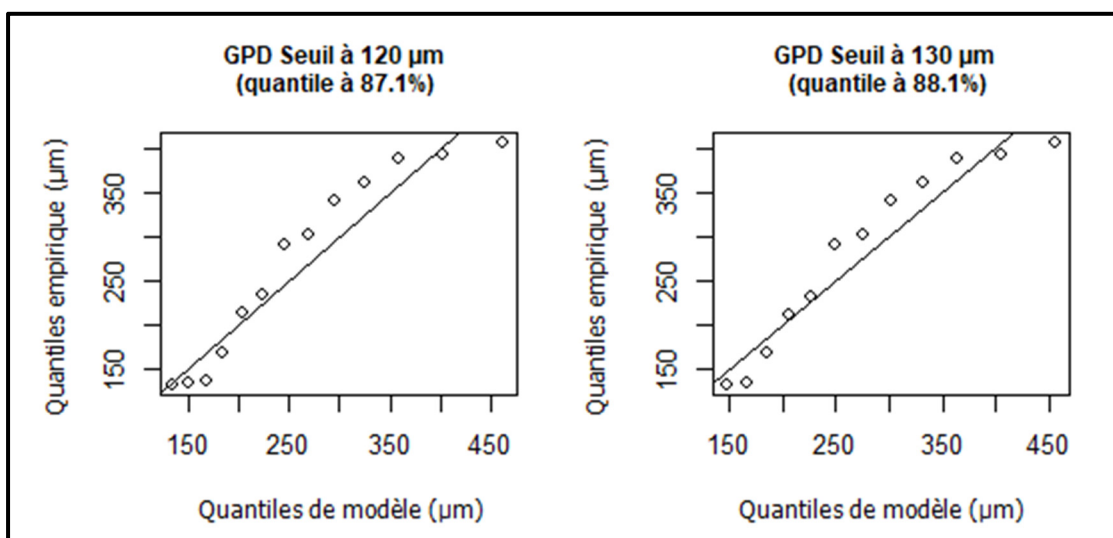


Figure 4.11 Diagrammes quantiles-quantile des ajustements des séries d'extrêmes pour les éprouvettes de fatigue

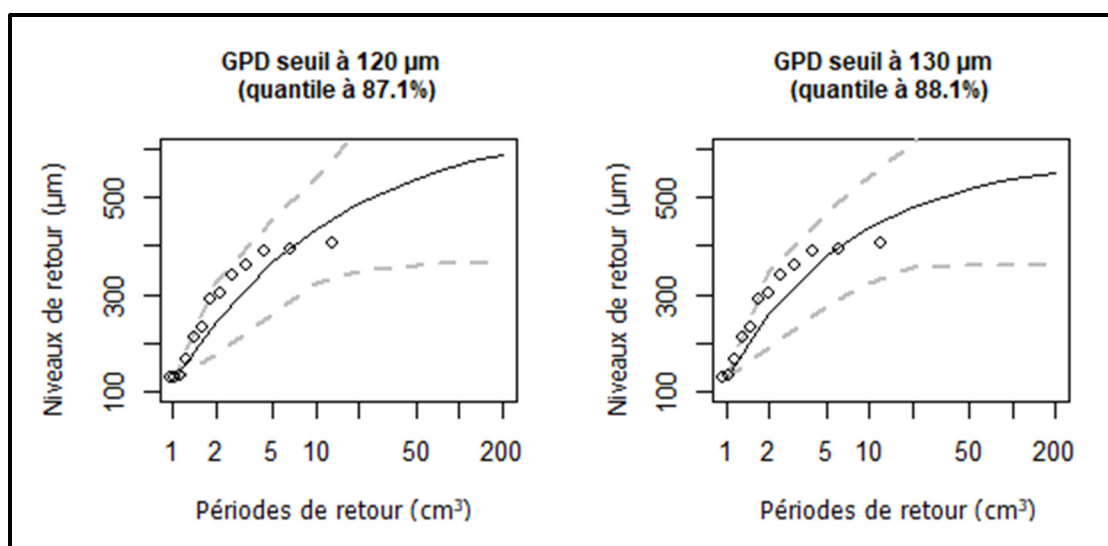


Figure 4.12 Courbes des niveaux de retour de la modélisation des séries d'extrêmes des éprouvettes de fatigue

C'est en comparant les valeurs des étendues de l'intervalle de précision de l'estimation des niveaux de retour (Tableau 4.13) que le modèle GPD à 88,1 % peut se démarquer. En effet, la GPD à 88,1 % conduit à des intervalles de confiance plus petits, bien qu'importants. Le modèle GPD à 88,1 % a été considéré comme le plus adéquat pour simuler les extrêmes de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores dans les éprouvettes de fatigue. Le pourcentage d'erreur du modèle à 88,1 % à prédire la valeur expérimentale la plus grande, 407 μm , trouvée dans le matériau est de 17,44 %. Puisque le modèle estime la valeur maximum théorique correspondant au volume 26 cm^3 du matériau traité à 407 μm .

Tableau 4.13 Valeurs estimées des niveaux de retour (en μm) et les IC à 95% associés pour les éprouvettes de fatigue

| Modèles | Volumes considérés | | | |
|----------------------|----------------------------------|----------------------------------|----------------------------------|-----------------------------------|
| | T = 2 cm^3 | T = 20 cm^3 | T = 100 cm^3 | T = 200 cm^3 |
| Seuil à 87,1% | 245 [179 ; 335] | 487 [342 ; 640] | 566 [368 ; 1002] | 588 [362 ; 1204] |
| Seuil à 88,1% | 262 [195 ; 346] | 480 [351 ; 622] | 536 [370 ; 935] | 550 [365 ; 1113] |

4.4 Comparaison des procédés

Le but est de vérifier si le matériau de soudure du joint en T et celui des éprouvettes de fatigue pourraient avoir la même résistance en fatigue, sur la base des plus gros défauts estimés en fonction du volume. Les niveaux de retour estimés avec les modèles jugés les plus adéquats, la GPD à 91 % pour le joint en T et la GPD à 88,1 % pour les éprouvettes de fatigue, ont été comparés à travers le Tableau 4.14 et les courbes de la Figure 4.13.

En observant les valeurs de niveau de retour pour le joint en T et les éprouvettes de fatigue (Tableau 4.14), la différence entre les matériaux de soudure n'est pas importante pour les petits volumes jusqu'à 200 cm^3 . Rendu à ce volume, la différence de prédiction de la taille des plus gros pores atteint 28 μm (578 μm pour le joint en T et 550 μm pour les éprouvettes de fatigue). Sur la Figure 4.13, le modèle du joint en T montre un comportement presque

linéaire, ce qui suggère que plus le volume augmente plus la taille de défaut extrême augmente, alors que pour les éprouvettes de fatigue la courbe sature autour de 200 cm³. Ceci présume une forte différence des valeurs extrêmes au-delà de 200 cm³ de matériau. De ce fait, Il devient difficile de conclure que les deux procédés conduiront à des tailles de défaut comparables pour les grands volumes de matériau de soudure.

Tableau 4.14 Valeurs estimées des niveaux de retour (en μm) à partir du meilleur modèle pour le joint en T et pour les éprouvettes de fatigue

| Modèles | Volumes considérés | | | |
|------------------------|-----------------------|------------------------|-------------------------|-------------------------|
| | T = 2 cm ³ | T = 20 cm ³ | T = 100 cm ³ | T = 200 cm ³ |
| Joint en T | 256 [238 ; 276] | 429 [365 ; 485] | 535 [409 ; 689] | 578 [417 ; 803] |
| Éprouvettes de fatigue | 262 [195 ; 346] | 480 [351 ; 622] | 536 [370 ; 935] | 550 [365 ; 1113] |

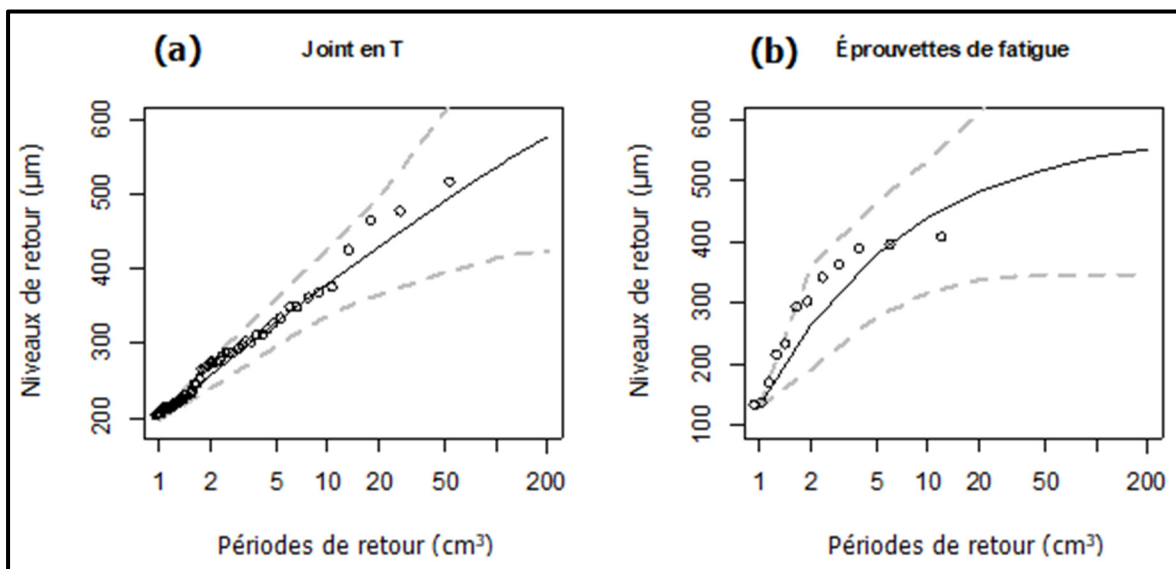


Figure 4.13 Niveaux de retour des approximations des valeurs extrêmes des modèles retenus : (a) pour le joint en T et (b) pour les éprouvettes de fatigues

CHAPITRE 5

DISCUSSION

5.1 Valeur singulière à 677 μm

L'analyse des données à la Section 4.2 a révélé la présence d'une valeur un peu trop éloignée des autres valeurs extrêmes dans la distribution de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores trouvés pour les éprouvettes de fatigue. Elle fait 677 μm et provient du spécimen éprouvette de fatigue 3.

Cette valeur a été identifiée comme aberrante par la mesure de l'effet de sa suppression (Section 4.2) avec la méthode de Cook. Les valeurs estimées de niveaux de retour par le modèle GPD à 117 μm (soit le seuil à 90 %) avec la valeur 677 μm et sans cette valeur dans le Tableau 5.1 sont effectivement très éloignées. Les courbes de niveaux de retour de la Figure 5.1 présentent des allures très différentes avec et sans la valeur 677 μm confirmant clairement son influence sur les prédictions.

Tableau 5.1 Valeurs estimées des niveaux de retour à 2, 20 et 100 cm^3 , ainsi que les intervalles de confiance (IC) à 95 % avec et sans la valeur de 677 (en μm)

| Modèles | Volumes considérés | | |
|-------------------------------------|---------------------|----------------------|-----------------------|
| | T = 2 cm^3 | T = 20 cm^3 | T = 100 cm^3 |
| Avec la valeur de 677 μm | 257 [180 ; 358] | 610 [392 ; 841] | 780 [421 ; 1469] |
| Sans la valeur de 677 μm | 236 [173 ; 322] | 479 [353 ; 608] | 551 [371 ; 935] |

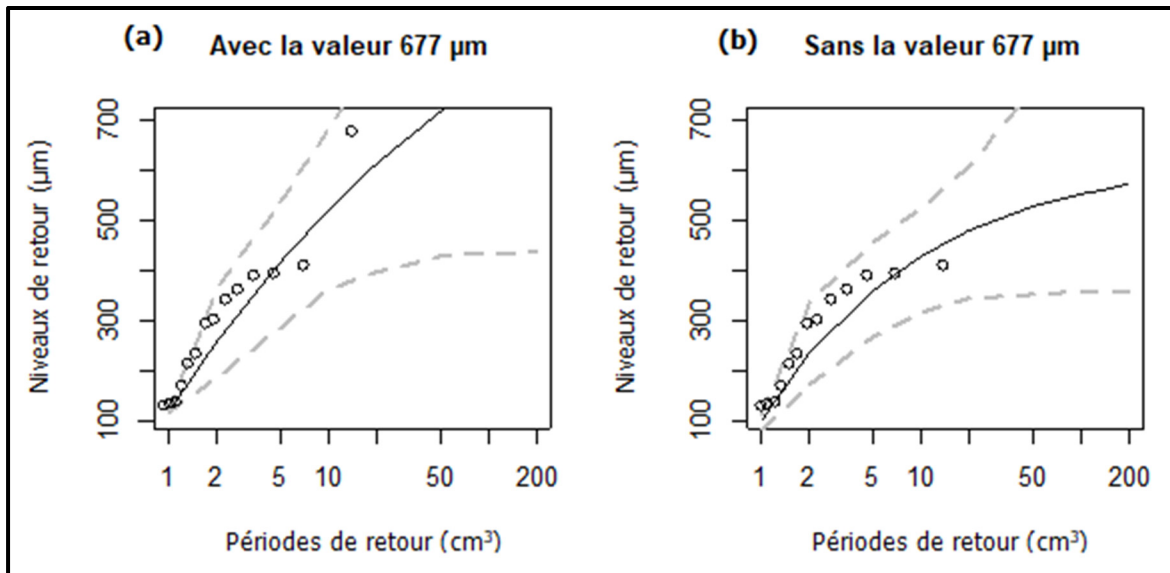


Figure 5.1 Courbes de niveaux de retour de modèles GPD à seuil à 117 μm : (a) avec la valeur 677 μm et (b) sans la valeur 677 μm

Une question peut se poser : ce défaut est-il d'une autre nature que les autres défauts quantifiés dans les éprouvettes de fatigue de cette étude ? Une première analyse par la comparaison des images 2D des plus gros défauts est montrée dans la Figure 5.2. En examinant ces images, la composition du défaut aberrant (677 μm) n'est apparemment pas tant différente que ça des autres pores. On observe pour l'ensemble des défauts deux nuances de gris. L'enveloppe des défauts est dans un gris plus clair avec des tâches grises plus foncées à l'intérieur. Les formes sont plus ou moins circulaires pour l'ensemble des défauts. Il se peut donc que ce défaut soit accidentel, provenant d'une mauvaise manipulation ou d'un problème de réglage, donc un cas isolé; ou que le petit nombre de spécimens d'éprouvettes de fatigue n'ait pas permis de trouver d'autres pores de cette grosseur. Auquel cas la distribution des pores trouvés dans les éprouvettes de fatigue aurait pu être très différente de celle dans cette étude. Toutefois, une étude approfondie reste nécessaire pour répondre avec certitude à la question posée.

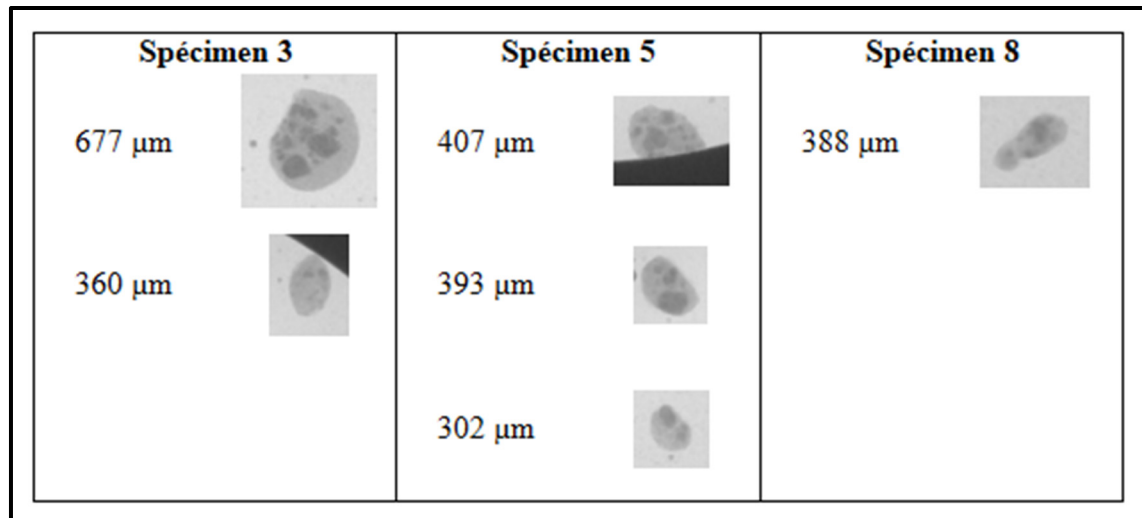


Figure 5.2 Images des plus gros pores trouvés dans les éprouvettes de fatigue

5.2 Choix d'un modèle d'approximation des extrêmes

Les modèles GEV et GPD ont été estimés à partir de séries d'extrêmes des distributions disponibles. Le choix d'un modèle (Chapitre 4) considère en premier lieu la bonne approximation des plus grandes valeurs expérimentales avant le fait de minimiser les IC.

Les modèles obtenus pour le joint en T, que se soient la GEV à 34 blocs ou la GPD à 91 %, 92 %, 93.5 %, 94,4 % et 97,7 % sont assez proches sur la base des valeurs de performance RMSE et R^2 (Tableau 4.8). La GEV à 34 blocs minimise l'intervalle de confiance (Figure 4.8) conduisant à de meilleures précisions sur les estimations. Ceci est dû au fait que cette distribution à trois paramètres permettant d'ajuster mieux les données. Toutefois, le modèle GPD à 91 % et la GPD à 92 % ajustent plus les extrêmes des extrêmes. La GPD à 91 % menant au plus petit intervalle de confiance des estimations a été choisie comme le modèle le plus adapté à simuler les extrêmes de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores dans le matériau de ce procédé.

Au niveau des éprouvettes de fatigue, seulement deux modèles ont été retenues comme adéquats pour simuler les extrêmes de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores, les GPD à 87,1 % et à 88,1 %. Le

faible nombre de candidats s'explique par la forte variation des paramètres due au faible nombre de données extrêmes disponibles. La Figure 4.12 montrant les tracés de niveaux de retour ne permet pas de conclure qu'un modèle est meilleur que l'autre en termes d'estimation des valeurs les plus extrêmes. Cependant, les intervalles de confiance des prédictions aux périodes de retour du modèle GPD 88,1 % sont plus petits que pour le modèle GPD 87,1 % (Tableau 4.13). De ce fait, le modèle GPD à 88,1 % a été jugé le plus approprié pour estimer les extrêmes de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores trouvés dans les éprouvettes de fatigue.

5.3 Représentativité des éprouvettes de fatigue

Les résultats de la comparaison des matériaux dans les deux procédés à la Section 4.4 démontrent que pour un volume global de matériau équivalent à celui des éprouvettes de fatigue, on ne peut pas trouver de différence entre les procédés de soudage. Du moins, la différence n'est pas importante sur la base des courbes de niveaux de retour des valeurs extrêmes de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores de la Figure 4.13. Les neuf (9) éprouvettes de fatigues sont donc considérées représentatives du matériau de soudure traité, car leur volume testé est de 26 cm^3 . Alors que le volume à partir duquel les résultats diffèrent est approximativement de 200 cm^3 . Les courbes des deux procédés s'écartent fortement l'une de l'autre, les prédictions de valeurs extrêmes pour le joint en T devenant de plus en plus grandes.

CONCLUSION

L'analyse menée dans ce mémoire a eu pour intérêt de comparer statistiquement le matériau de soudure pour un véritable joint et celui utilisé pour la préparation d'éprouvettes de fatigue sur la base des plus gros défauts qu'ils contiennent. À partir de spécimen de matériau, des distributions de la \sqrt{aire} des pores ont été constituées. Les modèles de distribution des valeurs extrêmes jugés les plus à même d'estimer les valeurs maximums de la \sqrt{aire} des pores ont permis de faire une comparaison des deux matériaux. Le résultat majeur stipule que la différence entre les matériaux n'est pas importante jusqu'à un volume du matériau équivalent à 200 cm³. Au-dessus de ce volume, il y a de chance de rencontrer des défauts de plus en plus grands dans le joint en T que dans les éprouvettes de fatigue. Le travail a conduit à :

- **L'utilisation de la radiographie à rayons X réalisée au moyen d'un tomographe pour quantifier les défauts dans le matériau du joint en T :**

Devant les contraintes liées à la forme irrégulière du spécimen pour faire de la tomographie à rayons X, la radiographie avec le CT-Scan Nikon XT H225 a été menée avec succès pour investiguer les défauts dans le matériau. L'échantillon du joint en T a dû être découpé en tranches. L'analyse des images 2D obtenues des tranches a permis de mettre en place une procédure pour quantifier les pores pour ce matériau.

- **La détection de valeur aberrante :**

L'analyse exploratoire des données à montrer l'existence d'une valeur aberrante dans la distribution de la \sqrt{aire} des pores du matériau des éprouvettes de fatigue. Ce défaut de 677 μm , beaucoup plus grande que les autres, a été considéré comme aberrant par la mesure de son effet de suppression, mais mériterait plus d'investigation avec plus d'échantillons.

- **La recherche du seuil approprié pour la GPD en définissant graphiquement une plage des seuils possibles :**

Si les tailles de blocs sont fixées par la taille des échantillons dans l'analyse GEV, pour la GPD, il a fallu rechercher le seuil approprié : pas trop petit pour n'avoir que des valeurs extrêmes et pas trop grand pour garantir une bonne estimation du modèle. La recherche de seuil s'est faite en combinant trois approches : la méthode graphique consistant à observer la variation des paramètres de forme et d'échelle en fonction du seuil, l'hypothèse que le seuil se situe autour de 90 % des données et l'analyse de plusieurs seuils. L'effet du choix du seuil a aussi été étudié.

- **La proposition d'une démarche pour la recherche du meilleur modèle de simulation des valeurs extrêmes.**

Cette démarche suit 7 étapes :

- l'extraction de séries d'extrêmes des distributions de base de la $\sqrt{\text{aire}}$ des pores trouvés dans les matériaux : les maximums par blocs et les excès au-dessus d'un seuil,
- l'analyse préliminaire des distributions des extrêmes pour mesurer le niveau de regroupement des valeurs extrêmes dans les volumes des matériaux,
- l'estimation des paramètres des modèles par MOM à partir des séries d'extrêmes,
- le contrôle de l'adéquation des modèles aux séries d'extrêmes à l'aide des tests statistiques KS e AD,
- l'évaluation de la qualité des prédictions données par les modèles par la RMSE et le R^2 ,
- les estimations des niveaux de retour avec des modèles GEV et GPD,
- le choix du modèle gagnant basé les critères de non rejet du modèle par les tests KS et AD ainsi que de sa performance de prédiction, de bonne approximation des valeurs les plus extrêmes et enfin de minimisation des IC.

Ce mémoire ouvre le chemin dans l'analyse quantitative des défauts dans le matériau de soudure des turbines hydroélectriques. Nous espérons que les méthodes exposées dans ce document aideront à faciliter les travaux futurs sur cette thématique.

RECOMMANDATIONS

Ce mémoire représente une première analyse quantitative des défauts trouvés dans le matériau de remplissage des joints de soudure utilisés pour la fabrication des roues de turbine hydroélectriques avec l'optique d'estimer leur résistance en fatigue. Nous donnons ci-dessous quelques pistes de recherches futures sur la question en relation avec les résultats obtenus.

L'analyse exploratoire des distributions des pores trouvés (Section 4.2) à révéler l'existence d'un défaut aberrant qu'il faudrait investiguer. Est-ce une erreur de fabrication ou un manque de volume inspecté permettant de trouver d'autres défauts de taille voisine ? Dans ce cas, quel est le volume du matériau de soudure qu'il faudra pour être capable d'estimer correctement les extrêmes dans le matériau de soudure ? Une turbine hydroélectrique comprend de très grands volumes de soudure et si la probabilité de bris dépend de la taille du plus gros défaut, il faudra pouvoir l'extrapoler à partir des résultats de tests de fatigue. A cet égard, des analyses plus approfondies sur la nature de ce défaut permettraient d'éliminer tout doute sur sa nature et sa provenance. D'autres parts, plus d'investigation sur sa probabilité d'occurrence aideraient à définir le volume de matériau nécessaire pour effectuer les tests de fatigue représentatifs des vraies soudures.

Avant d'entamer les tests de fatigue sur des éprouvettes, il est certes important d'effectuer le calcul statistique pour savoir au-dessus de quel volume testé (ou période de retour) les matériaux de soudure du joint en T et des éprouvettes de fatigue présentent une différence significative. Cependant, ce volume peut changer selon le défaut, pore ou inclusion, ou encore le paramètre du défaut (taille, rotondité, etc.) considéré. De ce fait, l'estimation de la résistance à la fatigue pourrait varier. Il devient donc important de prévoir des études pour l'identification du défaut et du paramètre susceptibles d'être les plus à même de causer la rupture par fatigue du matériau du joint de soudure utilisé pour les roues de turbine, afin de réaliser une évaluation correcte de la résistance à la fatigue à partir des résultats statiques.

ANNEXE I

DISTRIBUTIONS DE L'ANALYSE

JOINT EN T

#

Distribution initiale de tailles de pores du joint-T

[206, 219, 70, 63, 94, 120, 182, 317, 66, 173, 286, 57, 59, 120, 53, 54, 95, 76, 90, 86, 274, 119, 281, 105, 73, 100, 157, 104, 72, 61, 52, 116, 148, 143, 222, 67, 71, 104, 163, 113, 110, 120, 264, 54, 109, 127, 127, 103, 57, 82, 80, 102, 230, 210, 119, 54, 78, 245, 181, 150, 61, 87, 109, 113, 157, 52, 81, 54, 74, 63, 68, 285, 61, 190, 178, 75, 121, 110, 89, 85, 116, 158, 115, 74, 88, 84, 57, 54, 117, 174, 424, 175, 98, 213, 94, 89, 68, 65, 54, 56, 205, 93, 61, 138, 80, 78, 56, 212, 86, 80, 82, 61, 111, 178, 68, 63, 124, 98, 153, 123, 65, 108, 196, 145, 54, 87, 67, 91, 88, 76, 203, 133, 60, 103, 83, 119, 54, 188, 53, 63, 198, 107, 135, 96, 65, 133, 66, 64, 73, 266, 157, 142, 67, 165, 117, 100, 82, 89, 194, 57, 59, 165, 66, 77, 60, 52, 126, 170, 165, 218, 94, 52, 122, 70, 269, 160, 74, 56, 81, 72, 165, 205, 186, 368, 108, 157, 74, 149, 61, 59, 186, 85, 54, 67, 53, 131, 65, 73, 126, 70, 193, 104, 213, 91, 72, 224, 79, 84, 153, 60, 127, 71, 71, 75, 65, 216, 87, 88, 115, 68, 101, 117, 61, 133, 124, 176, 52, 56, 61, 53, 115, 103, 360, 83, 80, 87, 326, 74, 185, 73, 76, 80, 61, 57, 61, 99, 60, 59, 90, 159, 57, 72, 122, 102, 112, 67, 89, 295, 105, 95, 126, 186, 91, 152, 124, 102, 52, 169, 130, 158, 135, 74, 146, 125, 144, 59, 52, 80, 53, 97, 145, 98, 180, 83, 64, 111, 139, 236, 374, 56, 60, 347, 98, 126, 78, 87, 79, 300, 65, 68, 112, 92, 106, 65, 123, 102, 91, 79, 129, 59, 89, 63, 57, 53, 76, 56, 63, 63, 88, 101, 188, 475, 83, 88, 109, 60, 57, 75, 145, 71, 60, 167, 53, 88, 148, 131, 80, 146, 110, 132, 111, 56, 53, 83, 110, 77, 98, 65, 229, 59, 61, 86, 60, 135, 136, 275, 53, 61, 84, 78, 88, 112, 77, 107, 84, 114, 52, 66, 285, 196, 151, 53, 81, 70, 57, 60, 105, 75, 169, 61, 225, 59, 122, 154, 52, 106, 92, 56, 187, 118, 114, 59, 80, 65, 76, 53, 65, 166, 171, 63, 83, 66, 57, 88, 59, 53, 59, 56, 61, 85, 110, 175, 193, 83, 115, 98, 72, 347, 59, 213, 83, 85, 52, 119, 73, 212, 73, 63, 106, 95, 66, 129, 91, 135, 136, 95, 114, 292, 85, 96, 95, 70, 88, 152, 80, 160, 137, 202, 120, 95, 52, 276, 153, 63, 76, 174, 117, 65, 76, 71, 59, 74, 87, 65, 104, 54, 132, 59, 133, 220, 56, 85, 75, 61, 146, 302, 90, 78, 128, 70, 170, 102, 70, 233, 81, 52, 77, 52, 88, 121, 67, 310, 160, 60, 126, 67, 125, 52, 80, 56, 168, 53, 95, 59, 77, 136, 123, 85, 129, 74, 73, 53, 132, 76, 333, 65, 102, 122, 72, 189, 75, 89, 80, 132, 72, 67, 64, 110, 72, 63, 75, 56, 59, 251, 74, 118, 66, 245, 52, 189, 93, 108, 175, 52, 64, 182, 77, 57, 59, 57, 464, 113, 52, 53, 52, 57, 100, 195, 84, 131, 195, 163, 115, 105,

75, 53, 119, 82, 57, 67, 88, 92, 274, 515, 61, 56, 172, 143, 66, 129, 106, 61, 189, 86, 88, 65, 73, 63, 56, 78, 82, 67, 115, 311, 54, 61, 126, 60, 152, 91, 59, 88, 64, 75, 65, 108]

Distribution des maximums des 34 blocs du joint en T

[206, 222, 229, 101, 189, 285, 182, 317, 0, 220, 264, 286, 347, 198, 292, 135, 295, 515, 236, 374, 230, 274, 347, 333, 310, 245, 464, 188, 475, 213, 189, 216, 285, 311]

#

Distributions des excès selon les seuils sélectionnés pour le joint en T

#threshold = 198

#p.less.thresh = 0.9108911

#n.exceed = 54

[206, 219, 317, 286, 274, 281, 222, 264, 230, 210, 245, 285, 424, 213, 205, 212, 203, 266, 218, 269, 205, 368, 213, 224, 216, 360, 326, 295, 236, 374, 347, 300, 475, 229, 275, 285, 225, 347, 213, 212, 292, 202, 276, 220, 302, 233, 310, 333, 251, 245, 464, 274, 515, 311]

#

#threshold = 210

#p.less.thresh = 0.9207921

#n.exceed = 48

[219, 317, 286, 274, 281, 222, 264, 230, 245, 285, 424, 213, 212, 266, 218, 269, 368, 213, 224, 216, 360, 326, 295, 236, 374, 347, 300, 475, 229, 275, 285, 225, 347, 213, 212, 292, 276, 220, 302, 233, 310, 333, 251, 245, 464, 274, 515, 311]

#

#threshold = 220

#p.less.thresh = 0.9356436

#n.exceed = 39

[317, 286, 274, 281, 222, 264, 230, 245, 285, 424, 266, 269, 368, 224, 360, 326, 295, 236, 374, 347, 300, 475, 229, 275, 285, 225, 347, 292, 276, 302, 233, 310, 333, 251, 245, 464, 274, 515, 311]

#

#threshold = 230

#p.less.thresh = 0.9438944

#n.exceed = 34

[317, 286, 274, 281, 264, 245, 285, 424, 266, 269, 368, 360, 326, 295, 236, 374, 347, 300, 475, 275, 285, 347, 292, 276, 302, 233, 310, 333, 251, 245, 464, 274, 515, 311]

#


```
#threshold = 236
#p.less.thresh = 0.9471947
#n.exceed = 32
[317,286,274,281,264,245,285,424,266,269,368,360,326,295,374,347,300,475,275,285,347,292,276,
302,310,333,251,245,464,274,515,311]
#
#threshold = 245
#p.less.thresh = 0.950495
#n.exceed = 30
[317,286,274,281,264,285,424,266,269,368,360,326,295,374,347,300,475,275,285,347,292,276,302,
310,333,251,464,274,515,311]
#
```

ÉPROUVETTES DE FATIGUE

```
#
# Distribution initiale de tailles de pores des LCF (observation 677µm exclue)
[59, 60, 54, 77, 67, 62, 112, 233, 75, 341, 73, 54, 58, 61, 82, 110, 60, 65, 52, 51, 52, 56, 65, 62, 78,
130, 59, 51, 360, 55, 59, 60, 81, 132, 82, 94, 102, 65, 61, 89, 81, 80, 52, 87, 213, 54, 51, 291, 52, 54,
54, 51, 74, 79, 60, 56, 60, 84, 59, 60, 393, 168, 52, 80, 302, 86, 56, 51, 55, 52, 52, 70, 56, 136, 407,
117, 52, 60, 69, 59, 79, 62, 62, 59, 56, 69, 54, 65, 62, 84, 59, 388, 67, 52, 74, 58, 54, 55, 60, 56, 60]
#
# Distribution des maximums des 9 blocs des éprouvettes de fatigue
[341, 130, 360, 291, 407, 117, 84, 388, 60]
#
# Distributions des excès selon les seuils sélectionnés pour les éprouvettes de fatigue
#threshold = 120
#p.less.thresh = 0.8712871
#n.exceed = 13
[233,341,130,360,132,213,291,393,168,302,136,407,388]
#
#threshold = 130
#p.less.thresh = 0.8811881
#n.exceed = 12
[233,341,360,132,213,291,393,168,302,136,407,388]
```


BIBLIOGRAPHIE

- Amrei, M. M., Monajati, H., Thibault, D., Verreman, Y., Germain, L., & Bocher, P. (2016). Microstructure characterization and hardness distribution of 13Cr4Ni multipass weld metal. *Materials Characterization*, 111, 128-136. doi: 10.1016/j.matchar.2015.11.022
- Ana C. Cebrián , M. D. P. L. (2003). Generalized Pareto Fit to the Society of Actuaries Large Claims Database. *North American Actuarial Journal*, 18-36. doi: DOI: 10.1080/10920277.2003.10596098
- Beretta, S., & Murakami, Y. (1998). STATISTICAL ANALYSIS OF DEFECTS FOR FATIGUE STRENGTH PREDICTION AND QUALITY CONTROL OF MATERIALS. *Fatigue Fracture of Engineering Materials and Structures*, 21(9), 1049-1065. doi: 10.1046/j.1460-2695.1998.00104.x
- Beretta, S., & Murakami, Y. (2001). Largest-extreme-value distribution analysis of multiple inclusion types in determining steel cleanliness. *Metallurgical and Materials Transactions B*, 32(3), 517-523. doi: 10.1007/s11663-001-0036-4
- Boukani, H. H., Viens, M., Tahan, S.-A., & Gagnon, M. (2018). Case study on the integrity and nondestructive inspection of flux-cored arc welded joints of Francis turbine runners. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 98(5-8), 2201-2211.
- Boukani, H. H., Viens, M., Tahan, S. A., & Gagnon, M. (2014). On the performance of nondestructive testing methods in the hydroelectric turbine industry (Vol. 22, pp. 012018).
- Coles, S. (2001). An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values.
- Couper, M., Neeson, A., & Griffiths, J. (1990). Casting defects and the fatigue behaviour of an aluminium casting alloy. *Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures*, 13(3), 213-227.
- De Zea Bermudez, P., Mendes, Z. . (2012). Extreme Value Theory in Medical Sciences: Modeling Total High Cholesterol Levels. *J Stat Theory* 468–491. doi: <https://doi.org/10.1080/15598608.2012.695673>
- Gagnon, M., Tahan, S. A., Bocher, P., & Thibault, D. (2010). Impact of startup scheme on Francis runner life expectancy. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 12, 012107. doi: 10.1088/1755-1315/12/1/012107. Repéré à <http://dx.doi.org/10.1088/1755-1315/12/1/012107>

- Hazel, B., Côté, J., Laroche, Y., & Mongenot, P. (2012). Field repair and construction of large hydropower equipment with a portable robot. *Journal of Field Robotics*, 29(1), 102-122. doi: <https://doi.org/10.1002/rob.20427>. Repéré à <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/rob.20427>
- Hsing, T. (1991). On Tail Index Estimation Using Dependent Data. *The Annals of Statistics*, 1547-1569.
- Kathryn A. Watts , D. J. D. B. L. J. (2006). An Extreme Value Analysis Of Advanced Age Mortality Data. *North American Actuarial Journal*, 162-178. doi: 10.1080/10920277.2006.10597419
- Le, V.-D., Saintier, N., Morel, F., Bellett, D., & Osmond, P. (2018). Investigation of the effect of porosity on the high cycle fatigue behaviour of cast Al-Si alloy by X-ray micro-tomography. *International Journal of Fatigue*, 106, 24-37. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijfatigue.2017.09.012>. Repéré à <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142112317303778>
- Mohd, S., Mutoh, Y., Otsuka, Y., Miyashita, Y., Koike, T., & Suzuki, T. (2012). Scatter analysis of fatigue life and pore size data of die-cast AM60B magnesium alloy. *Engineering Failure Analysis*, 22, 64-72.
- Murakami, Y., & Beretta, S. (1999). Small Defects and Inhomogeneities in Fatigue Strength: Experiments, Models and Statistical Implications. *Extremes*, 2(2), 123-147. doi: 10.1023/A:1009976418553
- Murakami, Y., & Endo, M. (1994). Effects of defects, inclusions and inhomogeneities on fatigue strength. *International Journal of Fatigue*, 16(3), 163-182. doi: 10.1016/0142-1123(94)90001-9
- Rotella, A., Nadot, Y., Piellard, M., & Augustin, R. (2017). Influence of natural defects on the fatigue limit of a cast Al-Si alloy. *Procedia Structural Integrity*, 7, 513-520. doi: <https://doi.org/10.1016/j.prostr.2017.11.120>. Repéré à <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2452321617304778>
- Sezgin, M., & Sankur, B. (2004). Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. *JOURNAL OF ELECTRONIC IMAGING*
- Shen, F., Zhao, B., Li, L., Chua, C. K., & Zhou, K. (2017). Fatigue damage evolution and lifetime prediction of welded joints with the consideration of residual stresses and porosity. *International Journal of Fatigue*, 103, 272-279.

- Silva, G., Castro, J., Filho, R., Caldeira, L., & Lagares, M. (2019). Comparing two different arc welding processes through the welding energy: a selection analysis based on quality and energy consumption. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 41(7), 1-12. doi: 10.1007/s40430-019-1804-x
- Sonsino, C., & Ziese, J. (1993). Fatigue strength and applications of cast aluminium alloys with different degrees of porosity. *International Journal of Fatigue*, 15(2), 75-84.
- Wicke, M., Luetje, M., Bacaicoa, I., & Brueckner-Foit, A. (2016). Characterization of casting pores in Fe-rich Al-Si-Cu alloys by microtomography and finite element analysis. *Procedia Structural Integrity*, 2, 2643-2649.
- Yen, J., Chang, F., & Chang, S. (1995). A new criterion for automatic multilevel thresholding *IEEE Transactions on Image Processing*, 4, 370-378,.
- Zerbst, U., Madia, M., Klinger, C., Bettge, D., & Murakami, Y. (2019). Defects as a root cause of fatigue failure of metallic components. II: Non-metallic inclusions. *Engineering Failure Analysis*, 98, 228-239. doi: 10.1016/j.engfailanal.2019.01.054
- Zhang, B., Poirier, D. R., & Chen, W. (1999). Microstructural effects on high-cycle fatigue-crack initiation in A356. 2 casting alloy. *Metallurgical and Materials Transactions A*, 30(10), 2659-2666.