



HAL
open science

Détection automatique des défauts du marbre en vue de reconfigurer des machines-outils à commande numérique

Mouna Hammouda

► To cite this version:

Mouna Hammouda. Détection automatique des défauts du marbre en vue de reconfigurer des machines-outils à commande numérique. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Paris-Saclay; Université de Tunis (1958-1988), 2023. Français. NNT : 2023UPAST148 . tel-04295029

HAL Id: tel-04295029

<https://theses.hal.science/tel-04295029>

Submitted on 20 Nov 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Détection automatique des défauts du marbre en vue de reconfigurer des machines-outils à commande numérique

Automatic detection of marble defects to reconfigure numerically controlled machine tools

Thèse de doctorat de l'université Paris-Saclay et de l'université de Tunis

École doctorale n° 579 - Sciences mécaniques et énergétiques, matériaux et géosciences (SMEMaG)
Spécialité de doctorat : Mécanique des Solides
Graduate School : Sciences de l'ingénierie et des systèmes.
Réfèrent : CentraleSupélec.

Thèse préparée dans les unités de recherche **Quartz (Supmeca)** et **LMPE (ENSIT)**, sous la direction de **Jean-Luc DION**, Professeur des universités à l'institut supérieur de mécanique de Paris (ISAE-Supméca), la co-direction de **Noureddine Ben YAHIA**, Professeur des universités à l'École Nationale d'Ingénieurs de Tunis (ENSIT), le co-encadrement de **Martin GHIENNE**, Maître de conférences à l'institut supérieur de mécanique de Paris (ISAE-Supméca)

Thèse soutenue à Paris-Saclay, le 20 octobre 2023, par

Mouna HAMMOUDA

Composition du Jury

Membres du jury avec voix délibérative

Gaël CHEVALLIER Professeur des universités, Université de Franche-Comté	Président
Hugo ANDRE Professeur des universités, Université de Saint-Etienne	Rapporteur
Sahbi BEN SALEM Professeur des universités, Institut préparatoire aux études d'ingénieurs de Nabeul, Tunisie	Rapporteur
Olivia PENAS Ingénieur de Recherche – HDR, Institut supérieur de mécanique de Paris (ISAE-Supméca)	Examinatrice
Mouhamed SOULA Professeur des universités, École Nationale d'Ingénieurs de Tunis (ENSIT)	Examineur

Titre : Détection automatique des défauts du marbre en vue de reconfigurer des machines-outils à commande numérique.

Mots clés : défauts du perçage des marbres ; traitement d'image ; traitement de signal ; classification automatique des plaques ; détection des fissures ; réseaux de neurones artificiels ; optimisation par algorithme génétique multi-objectifs.

Résumé : L'usinage du marbre est considéré comme une problématique industrielle vu qu'il s'agit d'un matériau très fragile et hétérogène. En effet, lors de l'usinage d'une plaque, une fissure peut se propager, rendant la plaque défectueuse. Dans ce contexte, on cherche à optimiser les paramètres d'usinage de la machine pour éviter l'endommagement du marbre et donc le rejet de la plaque. Dans un premier pas, une classification automatique des plaques de marbres en deux classes (fissurée et non fissurée) est réalisée en se basant sur des méthodes vibratoires. Une classification k-means des paramètres modaux des plaques sollicitées par un marteau de choc nous a amené à distinguer si une plaque est fragilisée par une fissure ou si la plaque est intacte. Pour développer ce résultat, la localisation de la fissure est déterminée pour la classe des plaques endommagées à travers d'une détection des discontinuités de la fissure par des outils de traitement d'image classiques. Pour des textures de marbres unies, l'emplacement de la fissure est identifié par plusieurs outils statistiques de premier ordre, de deuxième ordre et d'ordre supérieur et également par des outils spectraux. Toutefois, on a constaté que le filtre de Canny, l'outil motifs locaux binaires et le filtre de Gabor sont plus prometteurs que les autres outils vu qu'ils sont plus rapides et plus précis. Pour les textures de marbres moyennement chargées et fortement chargées, l'application de chaque outil indépendamment détecte la fissure ainsi que les nervures présentes dans la texture. Alors que l'intersection des outils (Canny, motifs locaux binaires et filtre de Gabor) détecte séparément la fissure.

Par conséquent, la classe de la plaque et l'emplacement de la fissure sont déterminants pour les marbriers pour éviter les zones faibles lors d'usinage et pour estimer les bonnes conditions de coupe. En vue d'optimiser les paramètres de la machine d'usinage des marbres, une étude de cas de perçage du marbre Blanc de Carrare est menée par un outil non conventionnel, le jet d'eau abrasif. L'objectif de cette étude de cas est d'étudier les défauts macroscopiques qui apparaissent lors de perçage du marbre. Puis, une prédiction de la relation entre les défauts de perçage {la rugosité, l'angle de dépouille et les tolérances géométriques (la cylindricité, la circularité et l'erreur de localisation)} et les paramètres de la machine d'usinage {la pression du jet, la distance de tir, le débit massique d'abrasif, le diamètre du trou et la vitesse d'avance du jet} est faite à l'aide de la régression linéaire et les réseaux neurones artificiels. La régression linéaire est insuffisante pour expliquer la non-linéarité entre les paramètres du jet et les défauts de perçage du marbre ce qui justifie le passage aux réseaux de neurones artificiels qui ont donné une prédiction précise de ces lois cherchées. A la suite, une extraction de ces équations qui convertissent la relation entre chaque défaut et les paramètres d'usinage a été réalisée. Enfin, une optimisation des paramètres de coupe est assumée à l'aide d'un algorithme génétique multi-objectif qui admet comme contraintes les marges de variation pour chaque condition de coupe et qui sert à optimiser la loi entre ces défauts et les conditions de coupe donné par le RNA (Réseaux de Neurones Artificiels).

Title : Automatic detection of marble defects to reconfigure numerically controlled machine tools.

Keywords : marble drilling defects; image processing; signal processing; automatic slab classification; crack detection; artificial neural networks; optimization by multi-objective genetic algorithm.

Abstract : Marble machining is considered an industrial problem, as it is a very brittle and heterogeneous material. Indeed, when machining a marble slab, a crack can propagate, making the slab defective. In this context, the objective is to optimize the machine's machining parameters to avoid marble damage and, consequently, plate rejection. As a first step, an automatic classification of marble slabs into two classes (cracked and non-cracked) is carried out based on vibration methods. A k-means classification of the modal parameters of plates loaded by an impact hammer is used to distinguish whether a plate is weakened by a crack or remains intact. To develop this result, the localization of the crack is determined for the class of damaged plates through the detection of crack discontinuities by classical image processing tools. For smooth marble textures, crack localization is identified by several first-order, second order and higher-order statistical tools and by spectral tools. However, we have found that the Canny filter, the binary local pattern tool, and the Gabor filter are more promising than the other tools, as they are faster and more accurate. For moderately and heavily charged marble textures, the application of each tool independently detects the crack as well as the nervures present in the texture. Whereas the intersection of the tools (Canny, binary local patterns, and Gabor filter) detects the crack separately.

Consequently, the class of the slab and the position of the crack are very decisive for marble workers to avoid weak zones during machining and to estimate the correct cutting conditions. To optimize marble machine parameters, a case study of white Carrara marble drilling was carried out using an unconventional tool, the abrasive water jet. The aim of this case study is to investigate the macroscopic defects that appear when drilling marble. Then, a prediction of the relationship between drilling defects {roughness, taper angle, and geometric tolerances (cylindricity, circularity and localization error)} and machining machine parameters {jet pressure, stand-off distance, abrasive flow rate, hole diameter and traverse speed} is made using linear regression and artificial neural networks. Linear regression was insufficient to explain the non-linearity between jet parameters and marble drilling defects, so we moved to artificial neural networks, which produced an accurate prediction of the desired relationships. These equations, which convert the relationship between each defect and the machining parameters, were then extracted. Finally, cutting parameters were optimized using a multi-objective genetic algorithm that takes as constraints the margins of variation for each cutting condition and the optimized relationship between these defects and the cutting conditions given by ANN.

Remerciements

Cette thèse est pour moi un projet très important, c'est un défi que j'ai réussi à réaliser grâce à la présence de mes encadrants. Ces travaux de recherche sont réalisés dans le cadre de la collaboration entre le laboratoire de Mécanique, Productique et Energétique (LMPE) de l'Ecole Nationale Supérieure d'Ingénieurs de Tunis (ENSIT) et le laboratoire QUARTZ VAST de l'Institut Supérieur de Mécanique de Paris (ISAE-SUPMECA).

Je voudrais tout d'abord remercier énormément mes directeurs de thèse, Monsieur Noureddine Ben YAHIA, Professeur des universités à l'École nationale supérieure d'ingénieurs de Tunis, et Monsieur Jean-Luc DION, Professeur des universités à l'institut supérieur de mécanique de Paris, pour leurs aide, leurs soutiens, leurs conseils actifs au cours de l'élaboration de cette thèse.

Je remercie également mon Co-encadreur Monsieur Martin GIHENNE, Maître de conférences à l'institut supérieur de mécanique de Paris, pour son encouragement, ses conseils et ses critiques constructives qui m'ont beaucoup aidé à améliorer mon travail.

Un grand merci à tous les membres de mon comité de thèse, Monsieur Gaël CHEVALLIER, Professeur à l'Université de Franche-Comté, Madame Olivia PENAS, Directrice adjointe de la Recherche à l'institut supérieur de mécanique de Paris et Monsieur Imad TAWFIK, Professeur à l'institut supérieur de mécanique de Paris, pour leurs commentaires et leurs suggestions utiles.

Je remercie grandement Monsieur Sahbi BEN SALEM, Professeur à l'Institut préparatoire aux études d'ingénieurs de Nabeul et Monsieur Hugo ANDRE, Professeur agrégé à l'Université de Saint-Etienne, d'avoir accepté de rapporter mon travail de thèse. Je remercie également Monsieur Mouhamed SOULA, Professeur à l'École Nationale d'Ingénieurs de Tunis et Madame Olivia PENAS, ingénieur de recherche et HDR à l'institut supérieur de mécanique de Paris d'avoir accepté d'être examinateur de ma thèse.

Je remercie chaleureusement Abdelghani LARBI et Salem TOUMI pour leur aide à la réalisation des essais dans l'atelier de fabrication et pour leurs encouragements. Je tiens à remercier aussi Messieurs Ali TRABELSI Kamel BOUSNINA et Anis HAMZA, membres du laboratoire LMPE, pour leurs réactivités et leurs conseils.

Enfin, j'aimerais remercier mon fiancé Youssef, ma famille, mes parents pour leur amour et leur soutien sans fin.

Table des matière

Liste des figures.....	6
Liste des tableaux.....	9
Liste des abréviations.....	10
Introduction générale.....	14
Chapitre I. Signature vibratoire de la fissure dans le marbre	15
I.1. Introduction	15
I.2. Détection des défauts pour les matériaux rocheux	16
I.2.1. Généralités sur le contrôle non destructif	16
I.2.2. Les différentes techniques de détection des défauts dans un matériau rocheux.....	17
I.2.2.1. Les ultrasons.....	17
I.2.2.2. Les vibrations	19
I.2.2.3. Ondes électromagnétiques	20
I.3. Classification automatique des plaques de marbres	24
I.3.1. Détection de fissuration des plaques du marbre par les ultrasons	24
I.3.2. Détection de fissuration des plaques du marbre par des ondes électromagnétiques (le géoradar PUNDIT)	25
I.3.3. Détection de fissuration des plaques du marbre par des méthodes vibratoires	27
I.3.3.1. Généralités sur le choc marteau	27
I.3.3.2. Paramètres des plaques testées	28
I.3.3.3. Source d'excitation et acquisition des données.....	29
I.3.3.4. Installation de l'expérimentation	30
I.3.3.5. Analyse spectrale.....	31
I.3.3.5.1. La fonction de réponse fréquentielle	31
I.3.3.5.2. Mesures au choc marteau.....	33
I.3.3.5.3. Fonction de transfert	35
I.3.3.5.4. Paramètres modaux	37
I.3.3.5.4.1. Fréquence propre et coefficient d'amortissement.....	39
I.3.3.5.4.2. Cohérence :	41
I.3.3.5.4.3. Extraction des paramètres modaux	42
I.3.3.5.4.4. Distribution statistique des paramètres modaux	42
I.3.3.6. Classification des plaques :	44
I.3.3.6.1. Regroupement K-means :	45
I.3.3.6.2. Base de données :	46
I.3.3.6.3. Résultats de classification	48
I.3.3.6.3.1. Matrice de confusion	48
I.3.3.6.3.2. Analyse en composantes principales (ACP).....	49
I.3.3.7. Conclusions sur l'analyse spectrale	50
I.4. Conclusion et perspectives.....	51

Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image	52
II.1. Introduction générale.....	52
II.2. Etat de l'art	56
II.2.1. Détection des défauts par algorithmes d'apprentissage automatique :	57
II.2.2. Détection des défauts par des approches de traitement d'images classiques :	58
II.2.2.1. Les outils de traitement d'images	61
II.2.2.1.1. Les approches statistiques :	61
II.2.2.1.1.1. Les approches statistiques de premier ordre :	61
II.2.2.1.1.1.1. Moments glissants.....	61
II.2.2.1.1.1.1. Seuillage de niveaux de gris	62
II.2.2.1.1.1.2. Les filtres de détection des contours	63
II.2.2.1.1.2. Les approches statistiques de deuxième ordre.....	65
II.2.2.1.1.3. Approches statistiques d'ordre supérieur :	68
II.2.2.1.2. Approche spectrale :	70
II.2.2.1.2.1. Transformée de Fourier :	70
II.2.2.1.2.2. Filtre de Gabor :	71
II.2.2.1.2.3. Transformée en ondelettes :	71
II.2.2.1.2.4. Bilan sur l'approche spectrale	72
II.2.2.2. Extraction des attributs.....	73
II.2.2.2.1. Classification des attributs détectées.....	73
II.2.2.3. Conclusion de l'état de l'art	74
II.3. Application de détection des fissures surfaciques de marbres :	75
II.3.1. Détection des fissures surfaciques d'un marbre de texture unie :	77
II.3.1.1. Etapes de détection	78
II.3.1.2. Performance de la détection de la fissure sur une texture unie de marbre par les outils de traitement d'image :	81
II.3.2. Détection des fissures surfaciques d'un marbre de texture moyennement chargée et fortement chargée :	84
II.3.2.1. Application de l'intersection Canny, MLB et Gabor pour le marbre moyennement chargée et fortement texturé.....	87
II.3.2.1.1. Texture du marbre moyennement chargée :	87
II.3.2.1.2. Texture du marbre fortement chargée	91
II.4. Conclusion du chapitre.....	94
Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride : régression linéaire et réseaux de neurones artificiels	96
III.1. Introduction	96
III.2. Etude de l'existant :	96
III.3. Etude expérimentale.....	105
III.3.1. Matériaux et méthodes.....	106
III.3.2. Plan d'expérience	111
III.3.3. Évaluation des indicateurs de performance des perçages.....	112

III.4. Résultats et discussions.....	116
III.4.1. Estimation des résultats par analyse de régression linéaire.....	116
III.4.1.1. Analyse de la variance.....	117
III.4.1.2. Les résultats de l'ANOVA pour Ra1 :.....	118
III.4.1.1. Les résultats de l'ANOVA pour Ra2.....	119
III.4.1.2. Les résultats de l'ANOVA pour Ra3.....	119
III.4.1.3. Les résultats de l'ANOVA pour Ci.....	120
III.4.1.4. Les résultats de l'ANOVA pour Cy.....	121
III.4.1.5. Les résultats de l'ANOVA pour EL.....	121
III.4.1.6. Les résultats de l'ANOVA pour AK.....	122
III.4.1.7. Bilan sur les modèles de régression des indicateurs de performance.....	122
III.4.2. Prédiction des indicateurs de performance à l'aide d'un RNA :.....	122
III.4.2.1. Résultats de modélisation de sorties par RNA.....	126
III.4.2.2. Optimisation des conditions de coupe :.....	130
III.4.2.2.1. Algorithme génétique multi-objectif.....	130
III.4.2.2.2. Implémentation de l'algorithme génétique.....	132
III.4.2.3. Conclusions sur les modèles de prédiction trouvés.....	136
III.5. Conclusions du chapitre.....	137

Liste des figures

Figure 1: Technique de transmission par ultrasons : (1) Echantillon de marbre ; (2) et (3) Transducteur émetteur et récepteur ; (4) Oscilloscope ; (5) Générateur d'impulsions ⁶	18
Figure 2: Cartographie de l'onde réfléchi du géoradar Pundit balayant une plaque de marbre de Carrara ; (a) plaque du marbre testée ; (b) cadrage de la plaque ;(c) géoradar utilisé ;(d) balayage du géoradar ; (e) ondes réfléchies au niveau de la surface de la plaque ; ondes réfléchies au niveau du fond de la plaque.	26
Figure 3: (a) : Plaques du marbre intactes ; (b) : Plaques du marbre fissurées.....	28
Figure 4 : (a) Marteau (Brüel & Kjær - B&K) de type 8206 ; (b) Accéléromètre (Brüel & Kjaer) de type 4517	29
Figure 5: Dispositif expérimentale des essais choc marteau.....	30
Figure 6: Spectre amplitude-fréquence de l'onde élastique enregistrée à l'aide de la méthode non destructive d'impact-écho : a) indiquant l'existence d'un délaminage, b) dans le cas où il n'y a pas de délaminage ²⁴	32
Figure 7 : Démarche de l'analyse modale.....	33
Figure 8 : Signaux temporels du marteau(a) et de l'accéléromètre (b) de premier impact de la plaque 1	34
Figure 9 : (a) et (b) Spectres fréquentiels du marteau et de l'accéléromètre respectivement pour le premier impact de la plaque 1.....	34
Figure 10 : superposition des fonctions de transfert pour des plaques saines et fissurées ...	35
Figure 11 : Réponse des cas de la poutre fissurée comparé à celle intacte où a est la profondeur de la fissure ²⁵	36
Figure 12: Illustration des non-linéarités des fonctions de transfert des plaques fissurées ...	37
Figure 13 : Illustration de la méthode de lissage de Nyquist (Rouleau et al., 2014) ³⁴	40
Figure 14: Corrélacion entre les fréquence propres et la cohérence.....	41
Figure 15: détection automatique des pics de la fonction de transfert.....	42
Figure 16:distribution statistique des fréquences propres	43
Figure 17: distribution statistique des coefficients d'amortissement	43
Figure 18:distribution statistique de la fonction cohérence (aux pics)	44
Figure 19: Base de données réduite.....	47
Figure 20 : matrice de confusion de classification des plaques.....	49
Figure 21: analyse en composantes principales des plaques de marbre	50
Figure 22 : Méthodes générales de détection de fissures par apprentissage automatique ⁶¹	57
Figure 23 : Méthodes générales de traitement d'images pour la détection de fissures ^{61,63} ...	58

Figure 24 : Filtrage de Kuwahara : (a) sous-régions $Q : i = 1...4$, sur lesquelles les moyennes locales et les écarts types sont calculés. (b) La sous-région présentant l'écart-type le plus faible (délimitée par une ligne épaisse) détermine la sortie du filtre ⁶⁸	60
Figure 25 : exemple du calcul de la matrice de cooccurrence : le nombre d'occurrence du couple (a=2, b=3) en bleu est égale à 2 et le nombre d'occurrence du couple (a=3, b=1) en rouge est égale à 1 ⁸⁶	66
Figure 26 : différentes configurations du calcul MLB en fonction de nombre des points P et de rayon R ⁹³	69
Figure 27 : Illustration de l'opérateur de base MLB ⁹⁴	70
Figure 28: effet de lissage Kuwahara sur la détection des contours, le filtre Canny	76
Figure 29: effet de lissage Kuwahara sur la détection des contours, la transformée en ondelettes.....	76
Figure 30: démarche de détection des fissures sur le marbre.....	77
Figure 31 : définition des pixels défectueux pour le marbre non texturé	79
Figure 32: Performance de détection de la fissure des différents outils pour un marbre non texturé.	81
Figure 33 : Détection des contours pour une texture moyennement chargée à l'aide de l'approche statistique et l'approche spectrale	84
Figure 34 : Détection des contours pour une texture moyennement chargée à l'aide de l'approche statistique et l'approche spectrale	85
Figure 35 : Détection des contours par (Gabor, MLB et Canny) d'une texture moyennement chargée	86
Figure 36: Détection des contours par (Gabor, MLB et Canny) d'une texture fortement chargée	86
Figure 37: démarche d'extraction de la fissure pour des texture de marbres chargées.....	87
Figure 38 : détection de la fissure pour un marbre peu texturé	88
Figure 39: définition de la fissure de référence pour la texture du marbre moyennement chargée	88
Figure 40: précision de la détection de la fissure par l'intersection (Canny_Gabor_MLB) sur une plaque du marbre peu texturé.....	89
Figure 41 : détection de la fissure pour un marbre texturé.....	91
Figure 42: définition de la fissure de référence pour la texture du marbre fortement chargée.....	92
Figure 43: Organigramme de la partie expérimentale	105
Figure 44: Les paramètres du processus de perçage à jet d'eau abrasif	106
Figure 45: Microstructure du marbre blanc de Carrare avec la microscopie à balayage électronique (MEB).....	107
Figure 46 : Machine PTV-CNC pour la découpe à jet d'eau à haute pression.....	108

Figure 47 : Tests primaires de la variation de la distance de tir (DT)	110
Figure 48: Plaques percées (R1 : réplication 1, R2 : réplication 2).....	112
Figure 49 : Mesure de la rugosité avec un rugosimètre SurfTest SJ-201P.....	113
Figure 50: points de mesures de la rugosité sur le profil du trou	114
Figure 51 : Machine de mesurer tridimensionnelle (MMT) (MMT à cinq axes ; MMT Brown & Sharpe Global Status 9128 5PDEA).....	114
Figure 52 : (a) quatre tracés résiduels de la réponse Ra1 ;(b) quatre tracés résiduels de la transformation en logarithme naturel de la réponse Ra1	118
Figure 53: quatre tracés résiduels de la réponse Ra2 ;(b) quatre tracés résiduels de la transformation en logarithme naturel de la réponse Ra2	119
Figure 54 : quatre tracés résiduels de la réponse Ra3 ;(b) quatre tracés résiduels de la transformation en logarithme naturel de la réponse Ra3	119
Figure 55 : quatre tracés résiduels de la réponse Ci ;(b) quatre tracés résiduels de la transformation en logarithme naturel de la réponse Ci.....	120
Figure 56 : quatre tracés résiduels de la réponse Cy ;(b) quatre tracés résiduels de la transformation en logarithme naturel de la réponse Cy.....	121
Figure 57: quatre tracés résiduels de la réponse EL ;(b) quatre tracés résiduels de la transformation en logarithme naturel de la réponse EL.....	121
Figure 58: quatre tracés résiduels de la réponse AK ;(b) quatre tracés résiduels de la transformation en logarithme naturel de la réponse AK	122
Figure 59: L'architecture RNA 5-NN-1	124
Figure 60 : La structure du réseau en fonction du NN.....	125
Figure 61 : Graphiques des données d'apprentissage, de validation et de test pour le modèle RNA (5-2-1) pour la sortie EL	127
Figure 62 : Principe général des algorithmes génétiques ¹⁵²	132
Figure 63: implémentation de l'AG pour le procédé de perçage du marbre	133
Figure 64 : Valeurs critiques expérimentales de l'angle de Kerf (en degrés) en fonction de la pression et de la distance de tir : (a) AK (P=2000bar, DT=5mm), (b) : AK (P=4000bar, DT=5mm), (c) : AK (P=2000bar, DT=7mm), (d) : AK (P=4000bar, DT=7mm)	135

Liste des tableaux

Tableau 1 : Les différents outils de détection des défauts dans un matériau rocheux.....	21
Tableau 2 : Base de données réduite	47
Tableau 3: Exemples illustratifs des trois textures de marbre considérés dans cette étude. .	55
Tableau 4 : Formules mathématiques des moments statistiques.....	62
Tableau 5 : Les formules mathématiques des filtres Sobel, Laplacian et Canny.....	64
Tableau 6 : Détection des fissures sur une texture du marbre unie	82
Tableau 7: Validation de la méthode d'intersection Canny, Gabor et MLB pour d'autres images du marbre peu texturé.....	90
Tableau 8 : validation de la méthode d'intersection Canny, Gabor et MLB pour d'autres images du marbre fortement texturé.....	93
Tableau 9 : Classification des études de la qualité des surfaces usinées pour les marbres. .	98
Tableau 10: Propriétés physico-mécaniques du marbre blanc de Carrare (Marbrerie de la Seine).....	107
Tableau 11: Paramètres constants et paramètres variables du processus de perçage.....	109
Tableau 12: Périmètre du processus d'usinage du marbre et niveaux de codage associés au paramètres variables.	111
Tableau 13 : Récapitulatif du plan d'expérience (Minitab).....	112
Tableau 14 : mesures de défauts de perçage selon le plan d'expérience	114
Tableau 15 : Estimation du nombre optimal de neurones cachés NN en fonction des performances du modèle.....	126
Tableau 16:valeurs réelles et prédites de chaque indicateur de performance.....	128
Tableau 17 : Paramètres de perçage optimaux pour les trois choix des populations initiales	134

Introduction générale

Le marbre naturel est un matériau rocheux qui est très utilisé dans la décoration des constructions à cause de sa beauté, sa résistance et sa durabilité. Issu du métamorphisme de sédiments carbonatés, il est composé principalement de cristaux de calcite $CaCO_3$ et ou de dolomie. C'est un calcaire compact difficile à tailler avec un beau poli et contenant fréquemment des veines colorées dues selon Liu et al. aux constituants minéraux (en particulier les contenus organiques) ainsi à la température et à la pression survenant au cours du métamorphisme¹. Karaca et al. appellent les roches de marbre contenant de la calcite pure des marbres mono-minéraux et les roches de marbre contenant des minéraux autres que la calcite, des marbres poly-minéraux². Le marbre est utilisé partout dans la construction et la décoration de bâtiments, de revêtements de sol, d'architectures individuelles, de statues sculptées et de monuments.

Par ailleurs, ce matériau admet des difficultés de taillage et d'usinage vu qu'il est anisotrope et hétérogène. (Boudani et al.; Kabashi et al. ; Wu et al.) considèrent que le marbre est une roche calcitique possédant une nature hétérogène et anisotrope qui comprend différentes couches de sédimentation, des défauts internes (par exemple des micro et macro-fissures ainsi que des pores) et différentes tailles de grains³⁻⁵. Cette fragilité affecte les performances d'usinage du matériau. En effet, la structure interne du marbre rend l'usinage du marbre délicat vu qu'elle peut causer des fractures dans la pierre et initier des fissures autour des surfaces usinées et ceci limite le choix automatique des paramètres d'usinage. Par conséquent, si on change la nature du marbre à usiner, il faut changer également les conditions de coupe. Et même pour une seule plaque du marbre, la fragilité varie d'une zone à une autre ce qui engendre qu'on n'aura pas la même qualité d'usinage pour différents endroits de la plaque.

Dans ce contexte, ce travail de recherche vise à proposer une aide à la décision aux marbriers pour optimiser les processus d'usinage du marbre. Nous proposons une méthode de détection automatique des plaques fissurées de marbres, de localisation des fissures superficielles et

d'optimisation des paramètres d'usinage (perçages) sur la base d'outils d'intelligence artificielle (essentiellement les réseaux de neurones artificiels et Machine Learning).

Cette étude est divisée en trois chapitres qui portent sur :

- ✓ Une classification automatique des plaques de marbre en plaques fissurées et non-fissurées par une méthode vibratoire (**Chapitre I**). Des plaques de marbres fissurées et non-fissurées sont sollicitées par un marteau de choc et à chaque fois, on a extrait les modes propres de la réponse de la plaque sollicitée. Ensuite, on a utilisé un algorithme de classification automatique qui se base sur les paramètres modaux des plaques et qui a réussi à distinguer deux classes de marbres (fissuré et non-fissuré) avec une précision à 100% par rapport à l'état réel des plaques testées. Cette classification présente aux marbriers une aide importante sur l'état de la plaque qui est fragilisée par une fissure ou non. En effet, le but de cette nouvelle méthode est de maîtriser l'état de la plaque de marbre en vue de maîtriser les paramètres d'usinage. Dans ce sens, un marbrier se base sur sa connaissance et son savoir-faire pour déterminer l'état d'endommagement de la plaque manuellement par des simples frappes. On a donc remplacé ça par un outil automatique, précis et applicable dans l'industrie.
- ✓ La deuxième partie de cette recherche s'articule sur la détection automatique des défauts surfaciques de marbres en utilisant les outils de traitement d'images (**Chapitre II**). Ce deuxième chapitre présente une étude détaillée de recherche de la fissure superficielle par les techniques de traitement d'images. Il est indispensable de maîtriser la nature de la texture de marbres avant de détecter la défaillance superficielle du fait que la texture influe sur le choix de l'outil de traitement d'image qui sera capable d'identifier la fissure. Pour cela, on a fait une étude de l'existant des différents outils de localisation des fissures sur des images de différentes textures. Puis on a appliqué deux approches de détection (approche statistique et approche spectrale) sur trois types de textures de marbre (texture unie, texture moyennement chargée et texture fortement

chargée). Et enfin, la précision de chaque méthode est discutée selon une fissure de référence. Donc l'emplacement de la fissure est une information déterminante pour le marbrier pour choisir la zone de travail et pour configurer les paramètres de coupe de la machine.

- ✓ Une étude des défauts de perçage du marbre sain blanc de Carrare par un outil de perçage non conventionnel « le jet d'eau abrasif » et une optimisation des conditions de perçage de ce marbre (**Chapitre III**). Dans le troisième chapitre, une étude de cas de perçage du marbre a été réalisée afin de regarder comment varient les défauts de perçages en fonction des paramètres de l'outil de coupe. On a utilisé en premier lieu la régression linéaire multiple et les réseaux de neurones artificiels pour prédire les défauts de perçage en fonction des paramètres du jet. Puis, on a combiné les réseaux de neurones artificiels et un algorithme génétique multi-objectifs pour identifier les paramètres de coupe qui améliorent la qualité de perçage du marbre.

Donc ces travaux de recherche touchent plusieurs axes indispensables dans l'optimisation de l'usinage des marbres et qui sont en relation avec le matériau (état d'endommagement de la plaque et localisation de la fissure), les paramètres d'usinage (les conditions de coupe : la pression, la vitesse...etc.) et les indicateurs de la qualité d'usinage (tolérances géométriques, défauts de forme...etc.). Ces différents axes sont développés dans cette étude.

Chapitre I. SIGNATURE VIBRATOIRE DE LA FISSURE DANS LE MARBRE

I.1. INTRODUCTION

La surveillance structurelle et la détection des dommages au stade le plus précoce possible sont très demandées dans l'industrie pour diverses communautés d'ingénierie civile, mécanique, automobile, ferroviaire et aérospatiale. Plus précisément, l'un des problèmes que résolvent actuellement de nombreux experts en vision industrielle est la maîtrise des matériaux naturels pour leur utilisation optimale (découpe). L'étude proposée porte sur le matériau marbre, dont la maîtrise de l'usinage nécessite une prise de décision rapide. D'un point de vue industriel, il n'existe pas aujourd'hui de système de contrôle automatique pour le traitement des défauts d'une plaque de marbre, qui est actuellement effectué sur la base du savoir-faire de l'opérateur, qui détermine si le marbre est endommagé ou non en écoutant tout en tapotant la plaque de différentes façons ou aussi en inspectant visuellement par l'observation de la plaque sous différentes angles. Les choix effectués reposent uniquement sur la forte expertise des opérateurs et ceci affecte bien évidemment la qualité d'usinage et les coûts de production.

Le marbre est un matériau véritablement hétérogène et anisotrope dont les singularités existent naturellement. Ces singularités se répartissent différemment dans le matériau et fusionnent en raison des changements internes provoqués par l'exposition du matériau à l'environnement extérieur, qui provoquent la fragilité des dalles de marbre. Boudani et al ont expliqué que la dégradation des marbres est supportée par deux groupes de paramètres, des paramètres internes au marbre (texture, composition minéralogique, porosité, etc.) et des paramètres environnementaux (température, humidité de l'air, vent, etc.) ⁶. Hamdi et al. ont ajouté que si le champ de contraintes agissant sur la roche sans fissuration préalable dépasse la résistance de la roche étudiée, des microfissures vont se former et la propagation de ces fissures est causée par la concentration de contraintes de la faille préexistante ⁷.

L'objectif de ce premier chapitre est donc de trouver une solution qui remplace le contrôle manuel des défauts d'une plaque de marbre avant usinage par la mise en place d'un système simple qui détecte automatiquement si une plaque de marbre est endommagée ou non. La méthode proposée est appliquée au marbre Arabescato Corchia obtenu chez une entreprise marbrière « Les marbreries de la Seine » en France et vise à aider le marbrier à décider de l'utilisation future de la plaque et à choisir les paramètres de coupe.

I.2. DETECTION DES DEFAUTS POUR LES MATERIAUX ROCHEUX

Une fissure est une discontinuité de matière qui fragilise le matériau. Ce défaut affecte la qualité de l'usinage et peut provoquer la fissuration des plaques dans un certain périmètre de conditions de coupe. Dumont-Fillon a expliqué que la détection d'un défaut dans une pièce signifie la mise en évidence physique d'hétérogénéités de matériaux, de variations locales de propriétés physiques ou chimiques qui peuvent être des porosités, des fissures, des délaminages... et qu'elles peuvent être décomposées en deux grandes catégories liées à leur localisation : défauts de surface et défauts internes ⁸. La section suivante I.2.1 présente diverses techniques de détection de fissures de surface et internes pour les matériaux rocheux.

I.2.1. Généralités sur le contrôle non destructif

Le contrôle non destructif (CND) est une solution standardisée et largement utilisée pour le diagnostic des matériaux avant ou pendant l'usinage, dont l'objectif principal est d'examiner les matériaux et de réparer les défauts sans les dégrader. En ce sens Prassianakis a défini le CND comme un domaine de la science des matériaux qui intègre toutes les technologies pour la détection et la mesure des propriétés significatives, y compris les discontinuités, dans les éléments allant des échantillons de recherche aux matériaux et produits finis ⁹. Prassianakis a ajouté qu'il existe différentes méthodes CND définies selon la communauté internationale

des essais non destructifs et qui sont classées en six grandes catégories : visuelles, pénétrantes, par rayonnement, électromagnétiques, mécaniques, thermiques et chimio-électrochimiques⁹. Selon Sekoura et al. le choix entre ces méthodes dépend de¹⁰ :

- ✓ La nature du matériau contrôlé (propriétés physiques)
- ✓ Les informations requises (détection, mesure, dimensionnement des erreurs, etc.)
- ✓ L'environnement de contrôle (nature des perturbations externes, etc.)
- ✓ Le type d'inspection à effectuer (pièce mobile, possibilité de contact ou non, etc.)
- ✓ Les contraintes économiques

Ainsi, il est vrai que le CND est un facteur déterminant pour la conduite efficace de la recherche et du développement affectant les programmes de conception et de fabrication, mais il est nécessaire de choisir la bonne méthode en fonction des paramètres correspondants de l'étude. Dans notre cas, le but du CND est de détecter l'existence d'un défaut superficiel ou interne dans une plaque de marbre. La partie I.2.2 étudiera les différentes méthodes de contrôle non destructif spécifiées pour les roches et plus spécifiquement pour le marbre. Nous chercherons la méthode la plus appropriée pour décider si la plaque de marbre est endommagée ou non.

I.2.2. Les différentes techniques de détection des défauts dans un matériau rocheux

Cette section cite diverses méthodes d'essais non destructifs appliquées au marbre à diverses fins. Sur la base des résultats de la littérature sur ce sujet, le choix de la méthode CND la plus proche de notre objectif sera sélectionnée.

I.2.2.1. Les ultrasons

Les tests par ultrasons sont couramment utilisés pour les tests non destructifs des métaux, de la pierre, du béton et de nombreux autres matériaux. Selon Brancheriau le principe du contrôle non destructif par ultrasons consiste à analyser l'effet des défauts (inhomogénéités localisées

ou structurelles) sur la propagation des ondes dans le matériau. Le résultat de cet effet peut être la réflexion, la réfraction (déviation de l'onde lorsque sa vitesse change entre deux environnements) et la diffraction (diffusion de l'onde par un défaut, qui agit alors comme une source) de l'onde émise¹¹. Le CND par ultrasons produit des phénomènes mesurables d'atténuation et de temps de propagation. Le principe de cette technique est illustré dans la Figure 1 appliquée à un échantillon de marbre selon Boudani et al. :

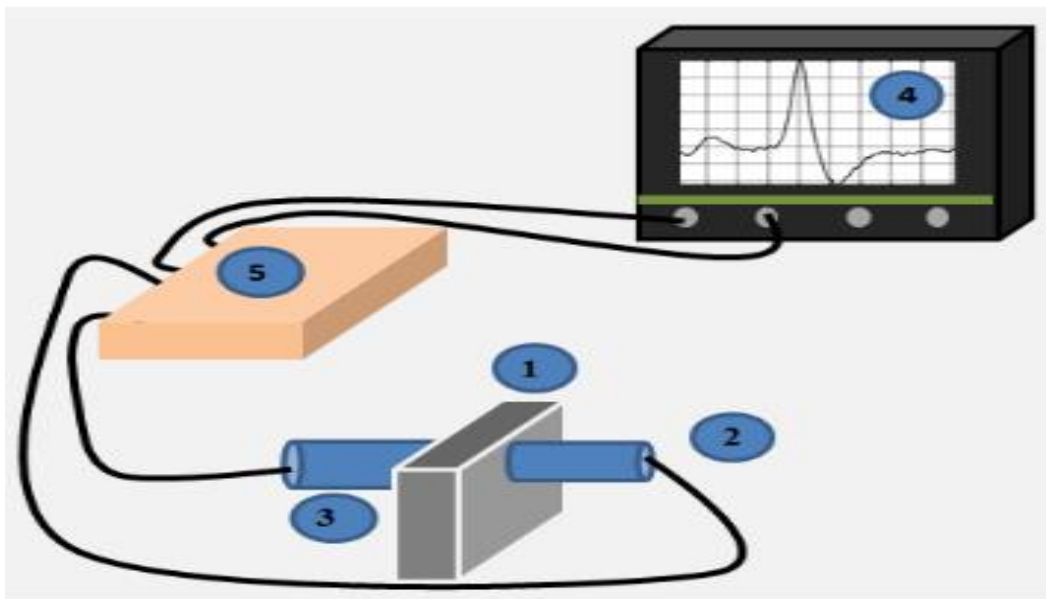


Figure 1: Technique de transmission par ultrasons : (1) Echantillon de marbre ; (2) et (3) Transducteur émetteur et récepteur ; (4) Oscilloscope ; (5) Générateur d'impulsions ⁶.

Une des applications de la CND ultrasonore aux matériaux rocheux est citée par Abassi et al. qui ont confirmé que les techniques ultrasonores basées sur la propagation des ondes et l'interaction de ces ondes avec la roche sont parmi les méthodes les plus efficaces vu que les propriétés de propagation des ondes sont directement liées aux propriétés du matériau dans lequel elles se propagent ¹². Ces ondes peuvent être de type électromagnétique ou mécanique et permettent d'obtenir des informations à différentes échelles (millimétrique, centimétrique ou d'une dizaine de centimètres) selon la longueur d'onde utilisée. Dans ce sens Prassianakis et

al. ont étudié l'effet d'essais de flexion, de traction et de compression en trois points sur l'endommagement interne développé dans le marbre sous la forme d'échantillons prismatiques de longueur égale à 1,00 m et de section carrée de $0,25 \times 0,25 \text{ m}^2$. Ils ont montré que des défauts internes de différentes formes qui étaient invisibles à l'œil nu ont été détectés par balayage ultrasonique volumique de ces échantillons ¹³. Aussi Liang et al. ont présenté les caractéristiques d'émission acoustique du marbre pour différentes températures testées sous compression uniaxiale et ont montré qu'à faible contrainte, les changements dans le signal d'émission acoustique du marbre, à cause de la présence d'une fissure, apparaissent clairement et ont ajouté que lorsque la température change la taille relative de la fissure augmente ¹⁴. En outre, Pascale et al. ont examiné les statues en marbre, qui peuvent subir de graves fractures dues aux contraintes causées par le poids et la forme souvent fine et articulée. Cette méthode utilise la diffraction du temps de vol (DTV) pour estimer la profondeur des fissures dans les surfaces irrégulières de sculptures ¹⁵. De même, Boudani et al. ont caractérisé la classe d'endommagement, avec un appareil à ultrasons AU 2000, de statues en marbre vieillissant naturellement dans le parc du château de Versailles. En effet, l'utilisation du temps de vol pour estimer la vitesse de propagation de l'onde a permis de confirmer la corrélation entre l'état de dégradation et la vitesse longitudinale, de sorte que plus la roche est dégradée, plus sa vitesse est faible par rapport à une pierre moins dégradée ⁶. De plus, Onur et al. ont utilisé ce paramètre pour estimer la géométrie des discontinuités dans un bloc de marbre de dimensions (49 cm x 23 cm x 25 cm) par CND ultrasons et ont constaté que la fixation de l'émetteur dans une position pour fournir une image précise de la structure complexe des discontinuités est insuffisante. Bien qu'il soit possible de trouver les positions exactes des discontinuités en déplaçant l'émetteur vers d'autres points de mesure ¹⁶.

1.2.2.2. Les vibrations

La vibration est également une technique de test non destructif souvent utilisée dans les diagnostics de matériaux visant à réparer les faiblesses des matériaux. Cette méthode est très

pratique car elle est basée sur l'effet du défaut sur les propriétés physiques du matériau. Belkacem et al. ont expliqué que les méthodes de détection de défauts par des vibrations se basent sur que les dommages modifient la rigidité, la masse ou l'amortissement de la structure, ce qui affecte la réponse dynamique de la structure, comme les fréquences naturelles, les déformations naturelles et les coefficients d'amortissement¹⁷. Ainsi, intuitivement, ce changement de propriétés dynamiques est utilisé pour localiser et quantifier les dommages dans une structure. Dans ce sens, Hola et al. ont présenté les résultats de la présence de délaminages à l'interface du béton de sol et des plaques de marbre d'une grande surface commerciale en utilisant la méthode d'impact-écho ou les spectres de plaques de marbre testées contenant des délaminages montrent des échos secondaires par rapport aux plaques sans délaminage¹⁸.

1.2.2.3. Ondes électromagnétiques

. Au niveau industriel, il n'existe toujours pas de système de détection des défauts d'une plaque de marbre avant l'usinage qui pourrait se substituer à l'expertise et au savoir-faire des marbriers. Quelques ingénieurs en structure utilisent des systèmes pour détecter les anomalies dans le béton telles que les vides et les déchets de fer et de bois. De tels systèmes sont appelés radars à pénétration de sol (RPS) et sont basés sur une détection électromagnétique non destructive. Ces systèmes de contrôle comprennent un radar qui envoie une onde électromagnétique (impulsion) de très courte durée à travers le matériau et enregistre l'amplitude et le temps d'arrivée de chaque onde réfléchi. Des réflexions sont créées au niveau de tout changement dans les propriétés de conduction du courant électrique à travers l'environnement (constante diélectrique) et par conséquent la réflexion de l'onde émise par des matériaux autres que le béton sera discriminé. Ainsi Sambuelli et al. ont appliqué ces systèmes dans l'industrie du marbre pour détecter une fissure équivalente à une discontinuité de matériau sur un bloc de marbre de dimensions (0,85 m × 0,70 m × 0,39 m) et l'idée était de creuser une rainure dans ce bloc et tester les performances du géoradar pour détecter cette discontinuité

à travers l'onde émise par l'antenne du géoradar ¹⁹. Boinet et al. ajoutent que le RPS est également devenu un outil intéressant et précieux pour une évaluation rapide et précise des matériaux réfractaires qui peut détecter des objets, des changements de matériaux, des vides et des fissures. L'antenne RPS transmet des ondes électromagnétiques à haute fréquence entre 20 MHz et 3 GHz et la propagation de l'onde électromagnétique dépend principalement de la conductivité électrique (σ) et de la permittivité diélectrique relative (ϵ_r) du matériau ²⁰.

Le Tableau 1 ci-dessous résume les différents points cités dans la littérature sur la détection de défauts dans les matériaux rocheux, définissant à chaque fois l'objectif, la technique qu'on peut la classée selon la fréquence de l'onde utilisée (basse fréquence : les vibrations, fréquence moyenne : les ultrasons et haute fréquence : les ondes électromagnétiques) et enfin le résultat atteint.

Tableau 1 : Les différents outils de détection des défauts dans un matériau rocheux

Référence	Objectif	Outil	Résultats
Prassianakis et al. ¹³	Effet des essais de flexion à trois points, de traction et de compression sur les dommages internes du marbre (éprouvettes prismatiques de longueur égale à 1.00 m et de section carrée ayant des dimensions $0.25 \times 0.25 m^2$)	Ultrasons	Détection des défauts internes de différents formes

Liang et al. ¹⁴	Les modifications dans le marbre sous compression uniaxiale pour différentes températures	Ultrasons (Emission acoustique)	Apparition des modifications dans le signal d'émission acoustique du marbre issues à la variation de la forme de la fissure sous la variation de la température
Pascale et al. ¹⁵	Contrôle de dégradation des statues de marbre	Ultrasons (Emission acoustique)	Détermination de la profondeur de la fissure à l'aide du paramètre temps du vol
Boudani et al. ⁶	Caractérisation de la classe d'endommagement du marbre	Ultrasons (Emission acoustique)	Détermination de la classe d'endommagement de l'échantillon du marbre à l'aide du paramètre temps du vol
Hoła et al. ¹⁸	Vérification de présence d'un délaminage à l'interface du	La méthode d'impact-écho	Apparition des rebonds dans la réponse fréquentielle

	support béton et des dalles de marbre		due à la présence du délaminage
Onur et al. ¹⁶	Détection de la fissure dans d'un bloc en marbre (49 cm x 23 cm x 25 cm)	Ultrasons	Calcul de la géométrie de la discontinuité par des formules mathématiques en se basant sur le temps de vol pour différentes positions de l'émetteur et du récepteur.
Sambuelli et al. ¹⁹	Détection de la fissure dans un bloc en marbre (0.85 m x 0.70 m x 0.39 m)	Ondes électromagnétiques : radar pénétrant au sol (RPS)	Détection de la rainure de dimensions (0.85m x 0.36m x 0.39m) dans le bloc du marbre par le RPS avec une antenne de 2 GHz
Boinet et al. ²⁰	Détection des objets, des fissures et des discontinuités de matière dans un bloc de brique réfractaire de	Ondes électromagnétiques : radar à pénétration de sol (Pundit Lab)	Localisation des vides dans les blocs de céramique et estimation de leurs volumes par le radar à pénétration de sol

	dimensions (155 x 35 x 26 cm)		(RPS) avec une an- tenne à fréquence centrale de 1.6 GHz.
--	----------------------------------	--	--

Dans la section suivante (I.3), nous énonçons notre objectif par rapport aux études existantes afin de trouver une solution optimale pour la classification des plaques du marbre saines et fissurées.

I.3. CLASSIFICATION AUTOMATIQUE DES PLAQUES DE MARBRES

L'objectif principal de ce chapitre est de savoir si la plaque de marbre est fissurée ou non. Nous allons donc tester différentes méthodes pour tester la qualité des plaques. Ces méthodes sont basées sur des systèmes à ultrasons, à vibrations et souvent automatisées dans l'industrie. Sur la base d'une analyse critique de ces méthodes, nous choisirons la méthode la plus efficace pour notre objectif. Il est important de noter que toute anomalie dans les plaques de marbre doit être trouvée en utilisant une méthode simple et sans endommager le corps principal. Il faut réfléchir en parallèle à l'efficacité du procédé et à la possibilité de son implantation dans l'industrie comme étape de contrôle avant l'usinage de la plaque.

I.3.1. Détection de fissuration des plaques du marbre par les ultrasons

Premièrement, le contrôle par ultrasons est un outil de test non destructif efficace pour déterminer s'il y a eu un changement de matériau dans le marbre, mais nous n'avons pas une bonne idée si le changement est causé par une fissure, un type de grain ou un autre support. Par conséquent, les ultrasons visent mieux à détecter la profondeur d'une fissure existante et à tirer une conclusion sur l'intensité de l'altération des échantillons de marbre endommagés en

utilisant le paramètre du temps de vol. Deuxièmement, au regard de notre objectif, cette technique est limitée car, d'une part, il faut vérifier à chaque fois l'adéquation entre la taille de la fissure et la longueur d'onde émise par l'émetteur ainsi que l'emplacement de l'émetteur et du récepteur. Et même si cette condition est vérifiée, il est nécessaire de surfacier de fines plaques de marbre (moins de 3 cm) pour augmenter les chances de réflexion de l'onde émise. Par conséquent, cette technique n'est pas recommandée pour notre cas d'étude car notre objectif est d'installer un outil simple même si la plaque est déjà posée sur la surface de travail de la machine-outil à commande numérique. Cette technique est donc coûteuse et ne répond pas à notre objectif en termes d'efficacité et d'installation.

I.3.2. Détection de fissuration des plaques du marbre par des ondes électromagnétiques (le géoradar PUNDIT)

La détection des défauts du marbre avec le géoradar PUNDIT a été réalisée en collaboration avec la société LE MATERIEL DE SONDRAGE mds (voir Figure 2) sur des plaques de marbre de Carrare d'une épaisseur de 2 et 3 cm. Le but de ce test est de voir la répartition de la matière à l'intérieur de la plaque de marbre, la répartition des veines visibles à l'œil nu, ainsi que leurs profondeurs et enfin l'emplacement des microfissures.

La Figure 2(a) montre une plaque de marbre de Carrare. Cette plaque est posée sur une feuille d'aluminium et entourée d'un support en bois (Figure 2 (b)). Ces deux entourages aluminium et bois sont choisis pour dégager les limites du marbre sur le fond de la plaque et sur les parois latérales dans les résultats de la réflexion des ondes électromagnétiques émises par le RPS.

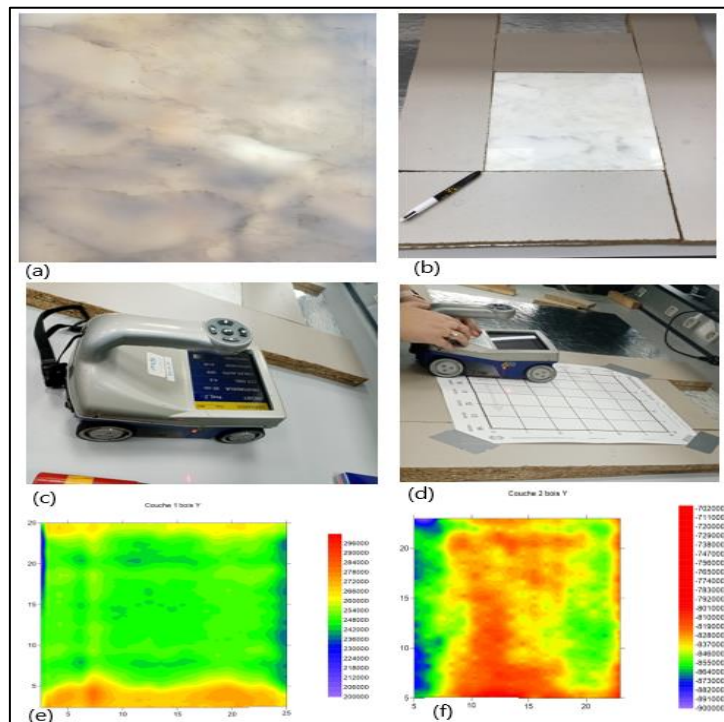


Figure 2: Cartographie de l'onde réfléchie du géoradar Pundit balayant une plaque de marbre de Carrara ; (a) plaque du marbre testée ; (b) cadrage de la plaque ; (c) géoradar utilisé ; (d) balayage du géoradar ; (e) ondes réfléchies au niveau de la surface de la plaque ; (f) ondes réfléchies au niveau du fond de la plaque.

Le résultat de ces mesures sont les ondes réfléchies par le marbre, qui sont présentées par la cartographie illustrée à la (Figure 2(e) et Figure 2(f)). Les couleurs de la carte des ondes réfléchies correspondent aux variations des amplitudes du signal réfléchi sur la première couche (Figure 2(e)), qui est la surface de la plaque, et sur la deuxième couche, qui est le fond de la plaque. (Figure 2 (f)). Ces résultats montrent que l'épaisseur des plaques testées (pour deux et trois centimètres d'épaisseur) est insuffisante pour la transmission des ondes émises par le radar. Le RPS utilise en fait des ondes électromagnétiques de 2,7 GHz et cela n'est efficace que pour les blocs de marbre de plus de 20 cm d'épaisseur comme profondeur d'investigation minimale. Cet outil n'est pas donc efficace pour notre étude de cas et sera utile pour les blocs de marbres.

I.3.3. Détection de fissuration des plaques du marbre par des méthodes vibratoires

Dans la limite des travaux scientifiques et techniques que nous avons trouvés, il n'existe pas dans la littérature d'essais non destructifs utilisant des méthodes vibratoires sur les plaques de marbre visant à la détection de fissures. L'idée sous-jacente est inspirée du savoir-faire d'un opérateur qui tape une plaque de marbre en plusieurs points, il s'agit de choquer le marbre et d'écouter comment ce choc se propage dans le marbre. Le choix de la technique de vibrations est justifié par la simplicité du matériel nécessaire, la facilité de mise en œuvre pour le transfert technologique de cette technique dans un contexte industriel et, comme nous le verrons plus loin, l'efficacité de cette technique basée sur les vibrations et les méthodes d'apprentissage automatique. Par la suite, la section I.3.3 présentera l'expérimentation et les résultats de la classification des plaques de marbres par la méthode vibrations en deux catégories fissurées et non fissurées.

I.3.3.1. Généralités sur le choc marteau

La détection des défauts dans la construction est une source de préoccupation majeure pour l'industrie. Les vibrations sont étroitement liées aux propriétés mécaniques et dynamiques de rigidité, de masse et d'amortissement. La présence d'un défaut génère une diminution de la raideur et une augmentation de l'amortissement de la structure, et plus généralement, ces défauts affectent les propriétés dynamiques de la structure, telles que les paramètres modaux. Cette étude vise à déterminer si le marbre est fissuré ou non en utilisant la réponse du marbre à un coup de marteau. Cette partie vise à remplacer le savoir-faire et l'expertise du marbrier et à automatiser ce que le marbrier fait manuellement. La technique proposée examine les paramètres modaux de la plaque après le choc et classe l'état du marbre en regroupant ces paramètres avec un algorithme non supervisé. Cette section fournit les configurations testées, la source d'excitation et la collecte de données. Une description détaillée des différents résultats est ensuite donnée.

(Mohammed et al.; Simon et al.) ont expliqué que le principe du marteau de choc consiste à appliquer une force d'impact (impact mécanique) à l'aide d'un marteau équipé d'un capteur de force, puis à mesurer l'amplitude de l'onde mécanique entraînée par l'impact à l'aide d'un capteur de déplacement pour caractériser le libre mouvement de la structure et qui sert à la détection des défauts du béton ^{21,22}.

1.3.3.2. Paramètres des plaques testées

Le marbre testé est le marbre Arabescato Corchia récupéré de la marbrerie de la Seine, France. Sept plaques sont testées de dimensions 210 x 297 x 20 mm (largeur x longueur x épaisseur), parmi ces plaques on distingue trois qui sont fissurées dont la fissure est identifiable à l'œil nu (plaque 2, plaque 4 et plaque 7) alors que les autres plaques sont intactes (plaque 1, plaque 3, plaque 5 et plaque 6), voir (Figure 3 (a) et Figure 3 (b)). Il est aussi identifiable à l'œil nu, vu que l'épaisseur des plaques est de 2 cm, que l'intensité d'endommagement des plaques 2, 4 et 7 est dans l'ordre croissant.

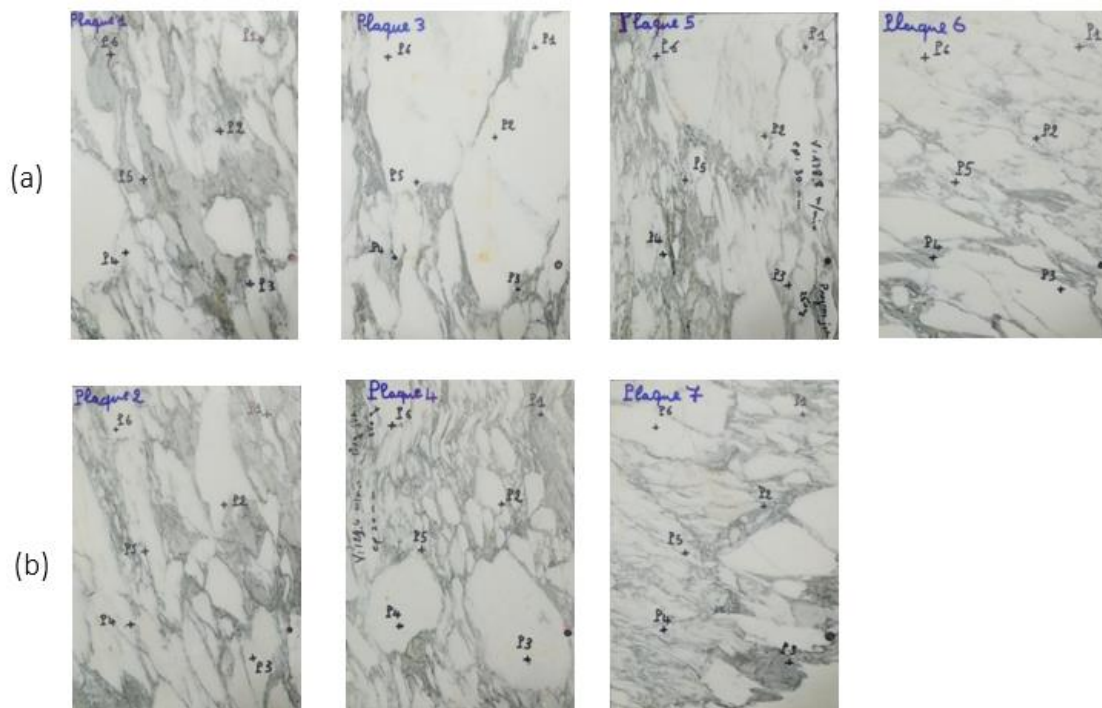


Figure 3: (a) : Plaques du marbre intactes ; (b) : Plaques du marbre fissurées

1.3.3.3. Source d'excitation et acquisition des données

Un marteau de choc instrumenté est utilisé pour exciter la plaque de marbre. Selon Branche-riau, la gamme de fréquences excitée dépend de l'objet testé mais également de la nature de l'embout d'impact et de la masse du marteau et il est muni d'un capteur de force qui mesure l'évolution de la force appliquée en fonction du temps (sensibilité en mV/N) ¹¹. La source d'excitation utilisée dans cette expérimentation est un marteau de choc de type 8206 (Brüel & Kjær - B&K) (voir Figure 4(a)). L'embout est en Aluminium pour pouvoir générer des fréquences suffisamment élevées sans abimer le marbre. Ce marteau est instrumenté d'un capteur de force pour la mesures d'impacts dont l'incertitude sur le voltage est inférieure à ± 1 % de la peine échelle.



Figure 4 : (a) Marteau (Brüel & Kjær - B&K) de type 8206 ; (b) Accéléromètre (Brüel & Kjaer) de type 4517

La sortie mesurée est l'accélération de la plaque qui est acquise par un accéléromètre de charge piézoélectriques Brüel & Kjaer 4517 (voir Figure 4 (b) ci-dessus).

Ces données sont transmises à un système d'acquisition à 4 voies (Analyseur Lite 4 V) permettant d'enregistrer les signaux d'entrée (marteau) et de sortie (accéléromètre).

1.3.3.4. Installation de l'expérimentation

L'expérience consiste à frapper six points d'excitation différents (point 1...point 6) de la plaque avec un marteau et à enregistrer la réponse avec un accéléromètre collé au point sept ou également appelé accéléromètre ponctuel comme il est illustré à la Figure 5. La plaque de marbre est suspendue par un fil fin attaché à un support ferme et stable.

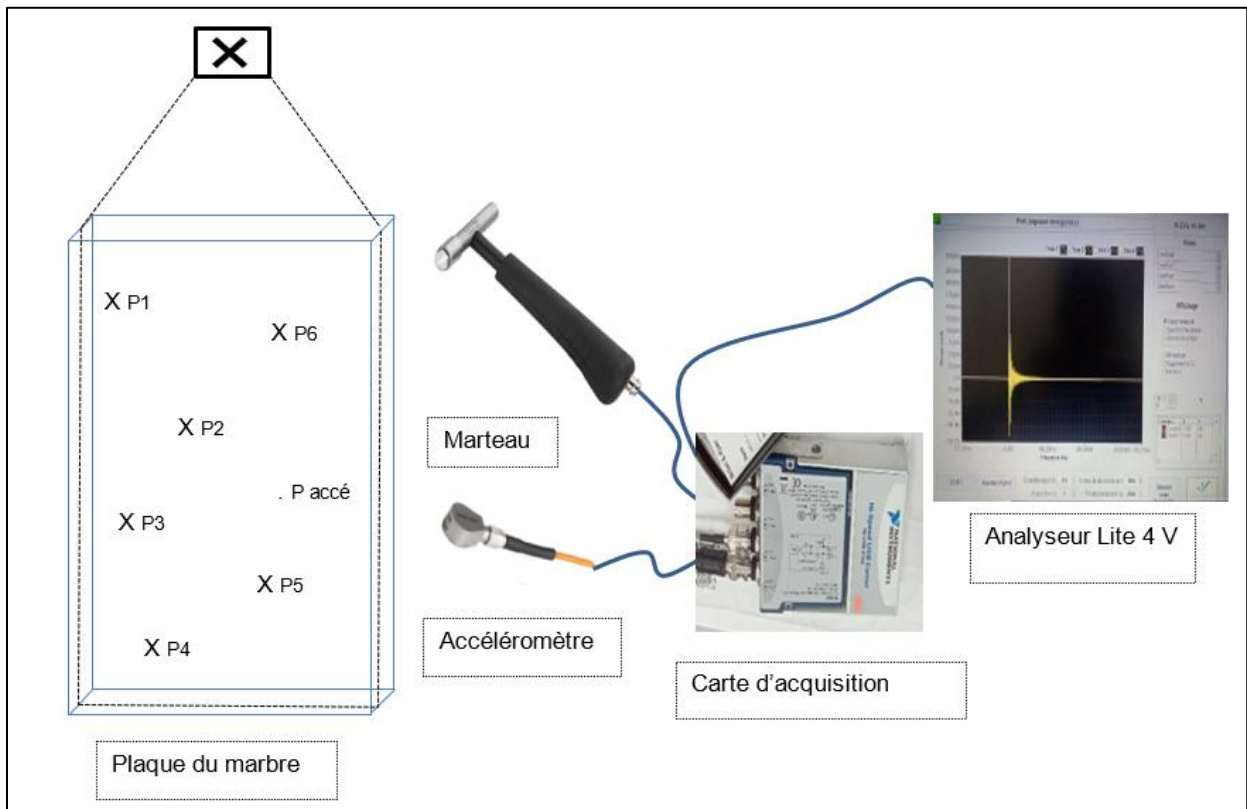


Figure 5: Dispositif expérimentale des essais choc marteau

Le choix des points d'impact et du point de l'accéléromètre est aléatoire, l'accéléromètre a été fixé à la position P_accé et les points d'impact (P1, P2, P3, P4, P5 et P6) ont été répartis sur toute la surface de la plaque comme le montre l'image ci-dessus (Figure 5).

1.3.3.5. Analyse spectrale

L'analyse modale est l'une des techniques de détection de dommages non destructives les plus développées, qui est basée sur le fait que les dommages structurels entraînent des changements dans les propriétés dynamiques des structures endommagées. On parlera de paramètres modaux propres comme les fréquences propres, le coefficient d'amortissement, la déformée modale ou encore de paramètres associés comme la cohérence. D'une manière générale, la détermination de ces paramètres pour un système mécanique se fait par la mesure et l'analyse de fonctions de transfert.

1.3.3.5.1. La fonction de réponse fréquentielle

La fonction de réponse en fréquence (FRF) est une fonction utilisée pour quantifier la réponse d'un système à une excitation, « normalisée » par l'amplitude de cette excitation, dans le domaine fréquentiel. Esfandiari a vérifié l'état d'endommagement des poutres en béton à l'aide des analyses de la FRF ou la poutre endommagée présente des un décalage au niveau des fréquences propres à la résonance par rapport à la poutre intacte ²³. De même, Hoła et.al. ont présenté les résultats d'essais d'adhérence entre des plaques de marbre et une base en béton d'un sol en utilisant la méthode de réponse non destructive d'impact-écho. Des plaques présentant un défaut de délaminage par rapport au sol et contenant une fissure présentent un rebond (voir Figure 6) au niveau du spectre amplitude-fréquence ¹⁸.

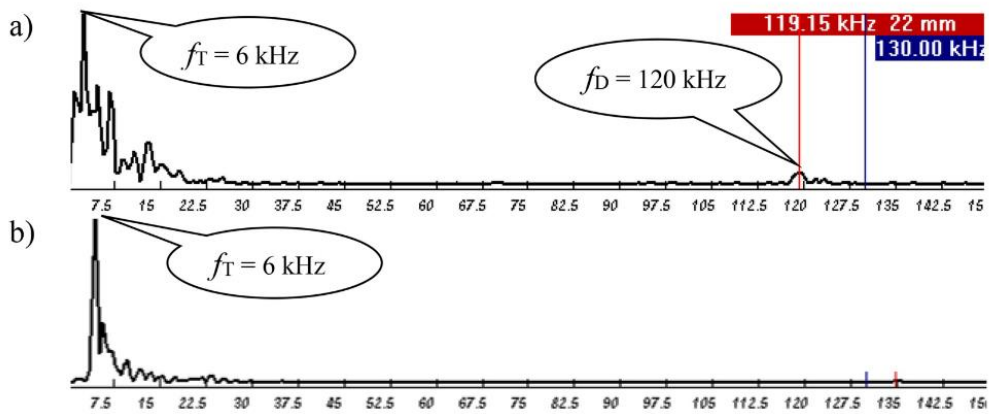


Figure 6: Spectre amplitude-fréquence de l'onde élastique enregistrée à l'aide de la méthode non destructive d'impact-écho : a) indiquant l'existence d'un délaminage, b) dans le cas où il n'y a pas de délaminage²⁴.

Ou la fréquence dominante f_T correspond à l'épaisseur de l'élément (épaisseur totale de la dalle en béton) et la fréquence f_D correspond au rebond de l'onde élastique à partir du défaut (délaminage). De plus, la fonction de réponse en fréquence (FRF) a été évoqué par Mellel et al. pour mettre en évidence la différence entre une barre d'acier intacte et fissurée en fonction des paramètres modaux (fréquence propre et déformation modale)²⁵. Nous allons appliquer la FRF pour identifier les plaques de marbre fissurées en suivant la démarche ci-dessous (voir Figure 7). Cette démarche explique les différentes étapes suivies pour définir la base de données qui constitue les paramètres modaux d'une plaque de marbre soumise à un impact du marteau :

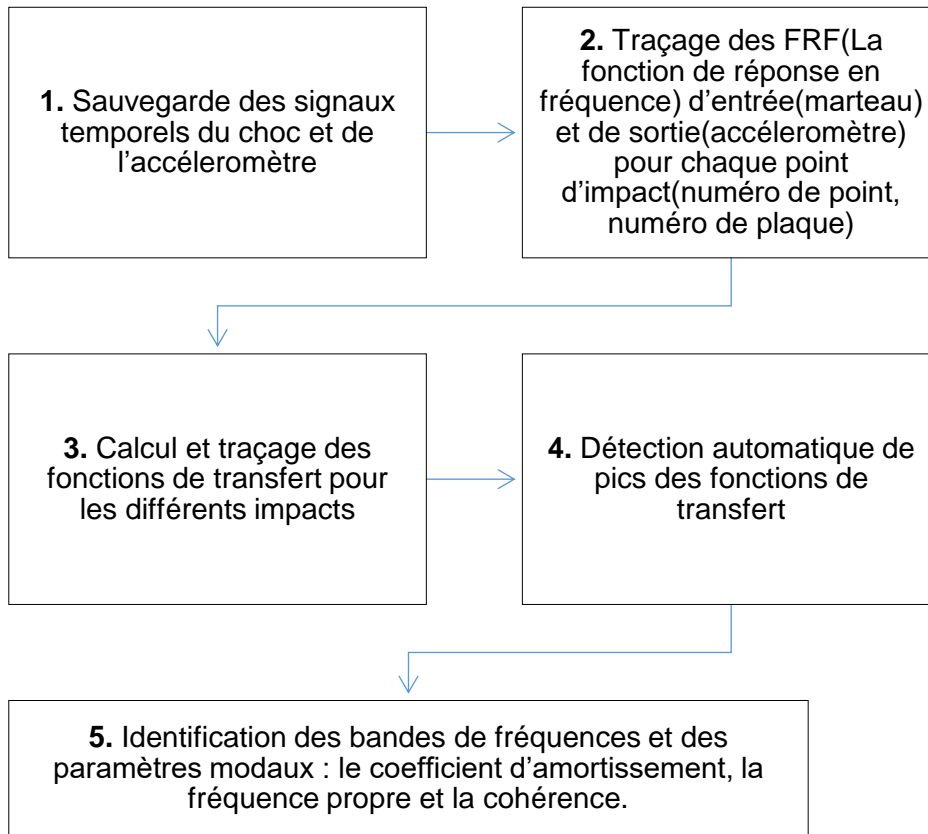


Figure 7 : Démarche de l'analyse modale

I.3.3.5.2. Mesures au choc marteau

Cette section rapporte les mesures effectuées avec une excitation par choc du marteau. L'acquisition des signaux d'entrée et de sortie de chaque impact est stockée, c'est-à-dire la force de frappe du marteau mesurée par le capteur de force du marteau et le signal de réponse de l'accéléromètre, comme indiqué sur la Figure 8(a) et la Figure 8(b) pour l'impact numéro 1 de la première plaque testée :

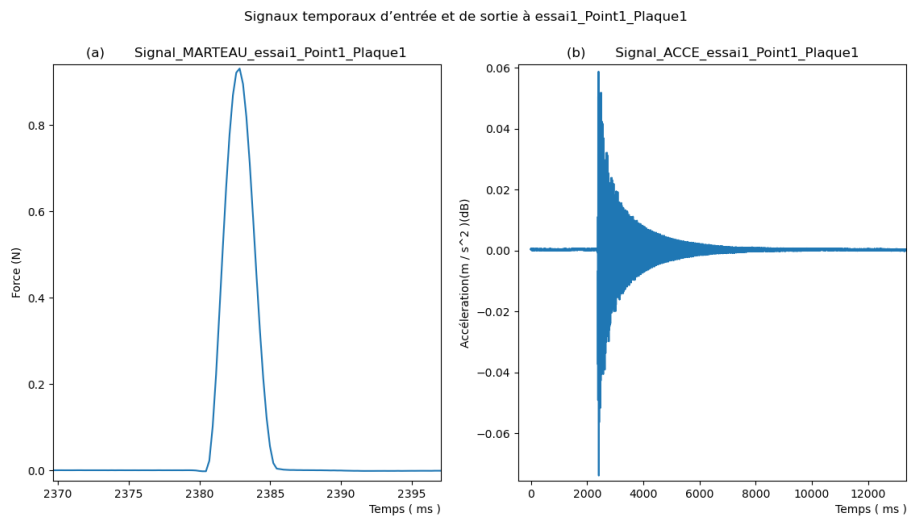


Figure 8 : Signaux temporels du marteau(a) et de l'accéléromètre (b) de premier impact de la plaque 1

Ces signaux ont été obtenus dans le domaine temporel et sont analysés dans le domaine fréquentiel à l'aide de la transformée de Fourier. La Figure 9 montre que l'énergie d'excitation du marteau est essentiellement forte pour les fréquences inférieures à 4 kHz et au-delà de cette fréquence le signal est affecté par le bruit de fond de la mesure et de même pour le spectre d'accélération, pour le premier impact de la première plaque testée. Ceci s'applique également à tous les autres impacts de la même plaque et aux autres plaques.

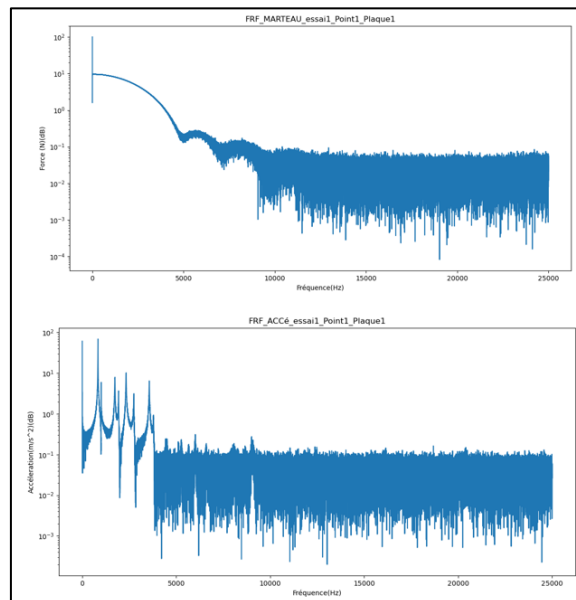


Figure 9 : (a) et (b) Spectres fréquentiels du marteau et de l'accéléromètre respectivement pour le premier impact de la plaque 1.

I.3.3.5.3. Fonction de transfert

La fonction de transfert notée H est définie comme le rapport complexe entre le spectre de sortie et le spectre d'entrée de l'impact du choc au marteau. La FRF proposée estime la fonction de transfert expérimentale (H_{exp}) et est constituée de plusieurs pics assimilés à des modes propres. Cette fonction est définie par l'Équation 1:

$$\text{Équation 1} \quad H_{exp} = \frac{S_m}{E_m} = \frac{(\sum_{i=1}^n s_i)/n}{(\sum_{i=1}^n e_i)/n}$$

Les FRF sont en fait obtenus en faisant la moyenne de cinq impacts tests en un seule point, d'où n est le nombre de tests d'impact effectués en un point sur la plaque testée. Donc E_m est l'entrée moyenne à un point d'impact donné et S_m est la sortie moyenne mesurée par l'accéléromètre ce point.

La Figure 10 présente une superposition des différentes fonctions de transfert du premier impact des sept plaques testées.

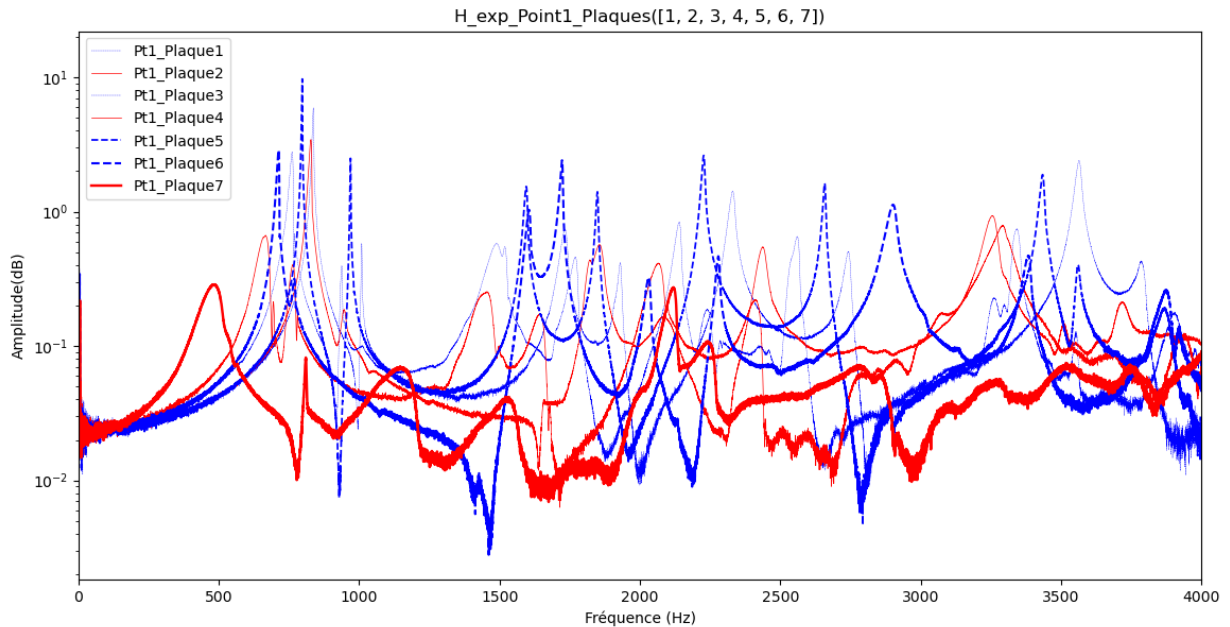


Figure 10 : superposition des fonctions de transfert pour des plaques saines et fissurées

En premier lieu, on remarque que pour les fonctions de transfert des plaques fissurées 2, 4 et 7 représentées par un trait rouge et continu, les fréquences sont décalées vers les basses fréquences et les amplitudes des pics sont inférieures par rapport à ceux des plaques intactes (plaque 1, plaque 3, plaque 5 et plaque 6) représentées par un trait bleu et pointillé. De même, à l'œil nu on confirme que la fissure de la plaque 7 est plus sévère que celles des plaques 2 et 4 et ceci apparait dans la Figure 10 vu que la diminution de l'amplitude et le décalage des fréquences propres sont plus significatives pour la plaque 7 que pour celles des plaques (2 et 4). Mellel et al. ont identifié aussi ce phénomène lors du test modal de deux barres d'acier saine et fissurée respectivement et ont expliqué que le décalage de fréquence et d'amplitude des FRF est justifié par la diminution de la rigidité de la structure fissurée et que la diminution des fréquences est plus significative quand la fissure est plus importante (voir Figure 11) ²⁵.

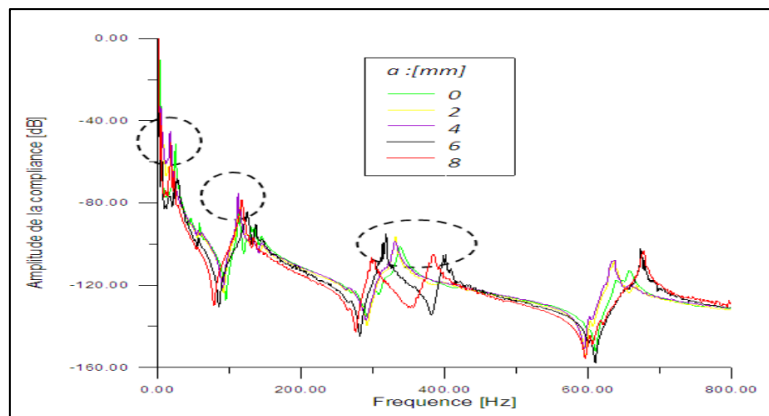


Figure 11 : Réponse des cas de la poutre fissurée comparé à celle intacte où a est la profondeur de la fissure ²⁵

Deuxièmement, nous notons que les fonctions de transfert des plaques fissurées représentent des "réflexions secondaires" après les pics de résonance contrairement aux plaques intactes. Ce phénomène a déjà été étudié par Peyret et al. pour des structures assemblées qui présentent, comme dans le cas des fissures, des interfaces dans lesquelles se produisent des micro-glissements ²⁶. La Figure 12 montre ce phénomène dans notre étude de cas avec des cercles verts pour les plaques fissurées :

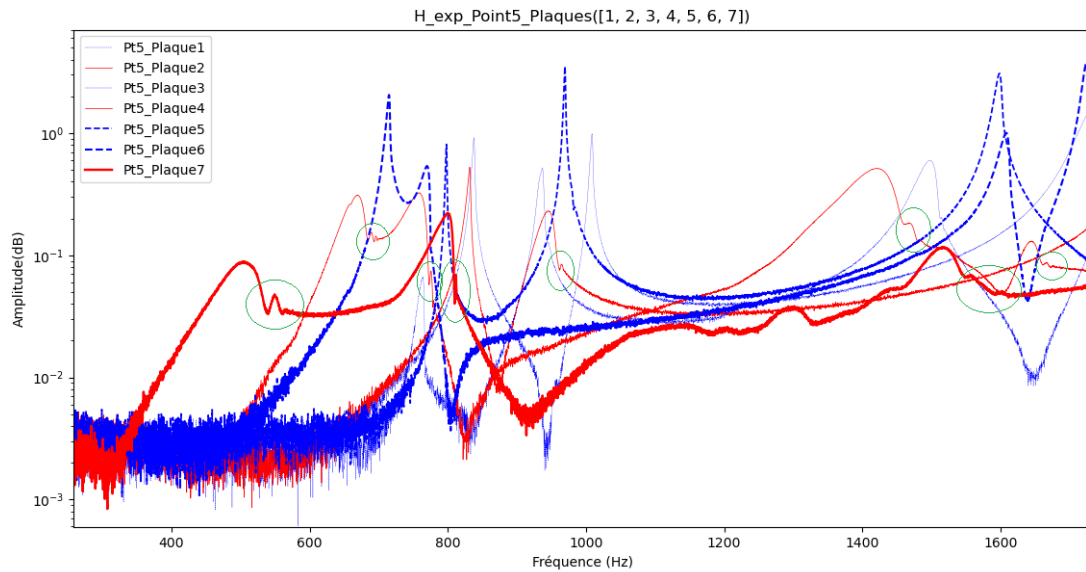


Figure 12: Illustration des non-linéarités des fonctions de transfert des plaques fissurées

Le but de cette section est de mettre en évidence la non-linéarité de la réponse des plaques fissurées avec un outil automatique simple. Dans ce sens, le calcul des modes propres est nécessaire pour chaque plaque auxquels s'appliquent l'algorithme de classification. Donc la section I.3.3.5.4 déterminera les paramètres modaux pour les sept plaques testées.

I.3.3.5.4. Paramètres modaux

L'analyse modale est un outil d'ingénierie qui a été appliqué pour la première fois vers 1947 dans la recherche d'une meilleure compréhension du comportement dynamique des avions ²⁷. Ce sont (C.C. Kennedy et C. D. P. Pancu) qui ont commencé à appliquer l'analyse modale en 1974 pour déterminer les fréquences naturelles et les niveaux d'amortissement dans les structures aéronautiques ²⁸. Puis, l'analyse modale a commencé au début des années 70 à être plus en plus appliquée grâce à la disponibilité commerciale d'analyseurs de spectre à transformée de Fourier rapide, d'analyseurs de fonction de transfert et à l'acquisition et l'analyse discrètes de données, ainsi qu'à la disponibilité d'ordinateurs numériques pour traiter les données ²⁷. Dans ce sens, (Carrier ; Marc-Antoine) ont ajouté que l'analyse dynamique est une caractérisation dynamique d'une structure par ses modes de vibration et ont défini un mode

comme un ensemble de trois éléments : fréquence propre, amortissement et déformation (triplet [f , ξ , déformé])^{29,30}.

Dans notre cas, la déformation modale est supposée ne pas être affectée par la présence d'une fissure. En effet, selon Peyret et al. les structures présentant de petites fissures sans rupture significative mettent en évidence des dynamiques proches des assemblages structuraux tels que les assemblages boulonnés ou les structures à brides. Ces dynamiques représentent des non-linéarités spécifiques avec une fréquence propre et un amortissement qui dépendent significativement des amplitudes de vibration³¹. Dans ce contexte, les fissures conduisent à une mécanique locale fortement non linéaire (mécanique de contact normale et tangentielle), mais la dynamique de la structure complète conduit à une faible non-linéarité. Une faible non-linéarité dans l'analyse modale signifie que l'amortissement et la fréquence naturelle ne sont pas linéaires par rapport à l'amplitude d'excitation, mais les formes de mode ne dépendent pas de l'amplitude d'excitation, c'est-à-dire de la base modale de la structure monolithique et de la base modale de la scission la structure est quasi colinéaire par rapport à des critères tel que le critère de MAC (Modal Assurance Criterion). Ce travail est basé sur cette hypothèse : on suppose que les formes modales de tous les échantillons étudiés sont les mêmes. Cependant, cette hypothèse n'est plus nécessaire avec les outils de classification tels qu'ils sont mis en œuvre. Les méthodes développées sont conçues pour fonctionner avec n'importe quelle forme de plaque de marbre.

Par la suite, nous déterminons le triplet (fréquence propre (FP), coefficient d'amortissement (CA) et cohérence (CO)) à partir des fonctions de transfert calculées, qui sont la fonction de transfert H_{exp} , un premier estimateur de la fonction de transfert H_1 et un deuxième estimateur de la fonction de transfert H_2

L'estimateur H_1 produit une meilleure estimation de H_{exp} s'il existe un important bruit (non corrélé) sur la voie de sortie et est défini par (Équation 2) :

$$\text{Équation 2} \quad H_1 = \frac{\sum_{i=1}^N (s_i \times \bar{e}_i) / N}{\sum_{i=1}^N (e_i \times \bar{e}_i) / N}$$

Ou e_i et s_i sont respectivement sont le signal du marteau et de l'accéléromètre enregistrés du test d'impact i à un point donné sur la plaque et \bar{e}_i et \bar{s}_i sont leurs conjugués respectivement.

L'estimateur H_2 produit une meilleure estimation de H_{exp} s'il existe un important bruit (non corrélé) sur la voie d'entrée, défini par (Équation 3) :

$$\text{Équation 3} \quad H_2 = \frac{\sum_{i=1}^N (s_i \times \bar{s}_i) / N}{\sum_{i=1}^N (e_i \times \bar{s}_i) / N}$$

Le calcul des deux estimateurs H_1 et H_2 permet de vérifier la linéarité du système et encadrer la fonction de transfert recherchée. La fonction de cohérence sera exploitée ultérieurement et obtenue à partir des calculs préalables de H_1 et H_2 .

1.3.3.5.4.1. Fréquence propre et coefficient d'amortissement

L'amortissement d'un système oscillant conduit à réduire progressivement les oscillations au fil du temps. Le taux d'amortissement dans les systèmes physiques provient de la perte d'énergie (sous forme thermique principalement) du système dynamique. La fréquence naturelle et le coefficient d'amortissement sont identifiés par la méthode de lissage de Nyquist sous l'hypothèse de linéarité. Selon (Ewins ; Ghienne et al.; Rouleau et al.), le tracé de Nyquist décrit dans un plan complexe la partie imaginaire de la FRF par rapport à sa partie réelle, et la méthode de lissage du cercle de Nyquist consiste à déterminer le centre et le rayon du cercle qui correspondent le mieux à la fonction de transfert dans le plan complexe près du pic puis

calculer la pulsation ω_i (voir Équation 4) et l'amortissement du mode ξ (voir Équation 5) comme suit ³²⁻³⁴:

$$\text{Équation 4} \quad \omega_i^2 = \frac{(\omega_1^2 \tan(\theta_2/2) - \omega_2^2 \tan(\theta_1/2))}{(\tan(\frac{\theta_2}{2}) - \tan(\frac{\theta_1}{2}))}$$

$$\text{Équation 5} \quad \xi = \frac{\omega_2^2 - \omega_1^2}{\omega_i^2 (\tan(\theta_1/2) + \tan(\theta_2/2))}$$

Où ω_1 et ω_2 présentent respectivement les fréquences associées à la bande de fréquence de H_{exp} de part et d'autre d'un pic et θ_1, θ_2 sont les angles définissant les positions angulaires

des points de mesure de $H_{exp}(\omega_1)$ et $H_{exp}(\omega_2)$ dans le plan de Nyquist comme le montre la

Figure 13.

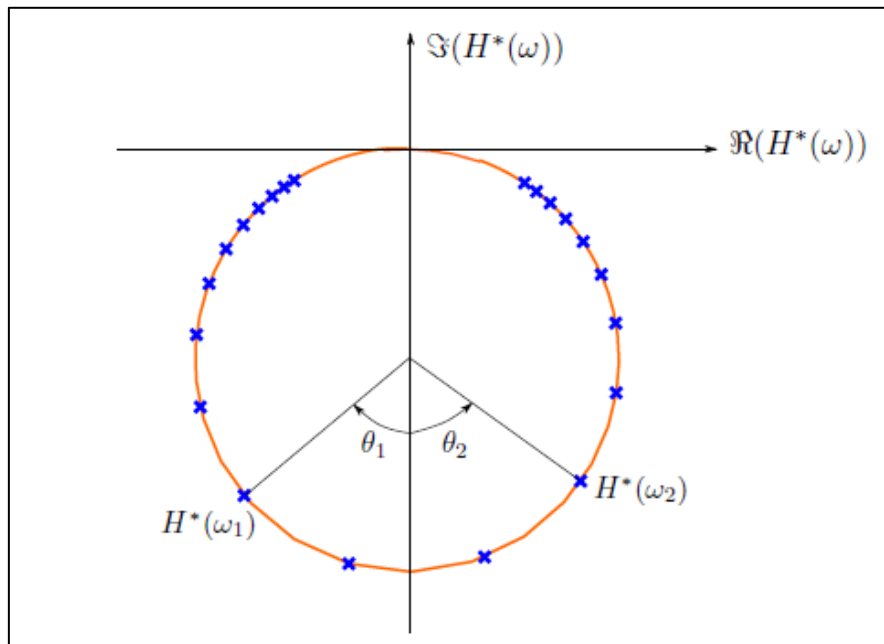


Figure 13 : Illustration de la méthode de lissage de Nyquist (Rouleau et al., 2014)³⁴

I.3.3.5.4.2. Cohérence :

La cohérence CO (voir Équation 6) est le rapport entre l'interspectres et les autospectres qui varie entre 0 et 1 et qui est égal au rapport entre les deux estimateurs H_1 et H_2 :

$$\text{Équation 6} \quad CO = \frac{H_1}{H_2}$$

La cohérence est observée car c'est un paramètre sensible aux non-linéarités des modes propres (voir exemple sur la Figure 14) et tout particulièrement aux non-linéarités générées par les micro-glissements dans les fissures. En effet, pour la plaque 4 qui est fissurée, on remarque que au niveaux des pics la non linéarité dégrade la cohérence plus fortement que pour la plaque 1 qui est non fissurée.

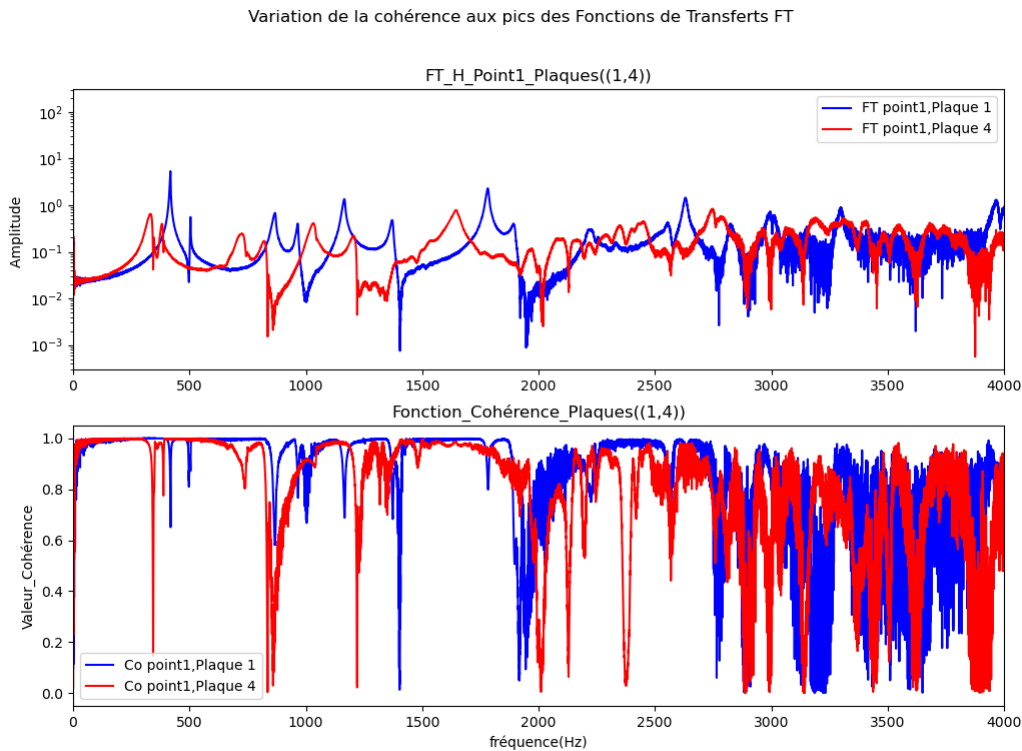


Figure 14: Corrélation entre les fréquence propres et la cohérence

I.3.3.5.4.3. Extraction des paramètres modaux

Après avoir tracé la fonction de transfert d'impact, nous détectons automatiquement les pics. Le nombre de modes propres sera défini par le minimum des pics pour tous les impacts effectués. La Figure 15 montre un exemple de détection de pic pour le premier impact de la première plaque testée :

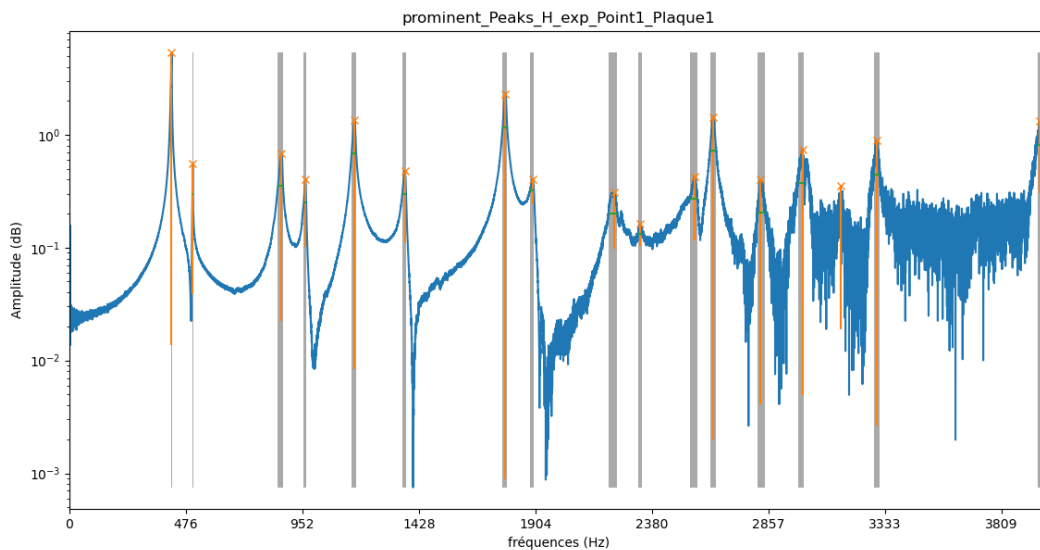


Figure 15: détection automatique des pics de la fonction de transfert

Après détection des pics significatifs et des bandes de fréquences associées, nous procédons à l'identification des paramètres modaux (coefficient d'amortissement, fréquence propre et cohérence).

I.3.3.5.4.4. Distribution statistique des paramètres modaux

L'analyse de la distribution statistique des paramètres modaux a pour but de déterminer l'effet de la fissure des plaques 2, 4 et 7 sur ces paramètres. Pour gagner plus de précision et éviter l'effet des points aberrants, nous déterminons des indicateurs plus stables : le quartile 1, la médiane et le quartile 3 en parallèle pour la distribution des différents paramètres modaux. La Figure 16 montre que les fréquences des premiers modes propres des plaques fissurées (P2, P4 et P7) sont légèrement inférieures à celles des plaques saines. (P1, P3, P5 et P6).

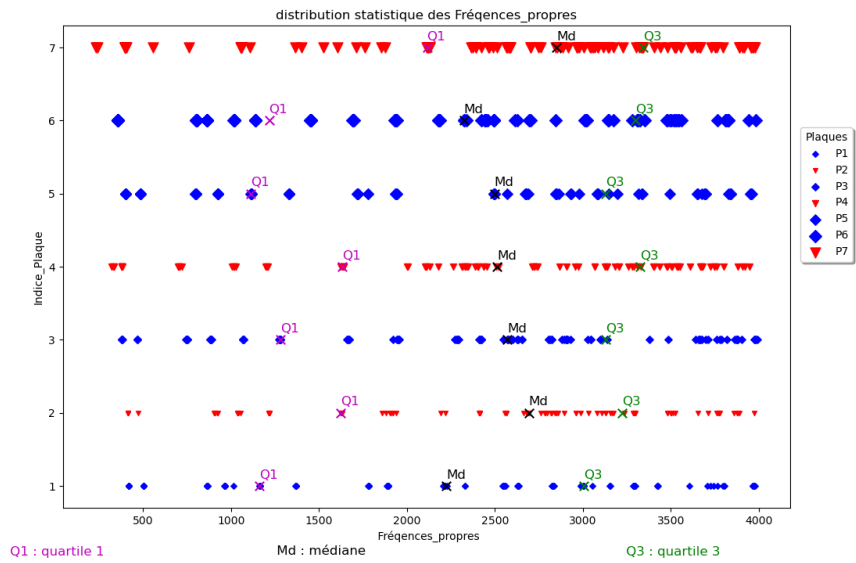


Figure 16: distribution statistique des fréquences propres

La Figure 17 ci-dessous montre que les coefficients d'amortissement des plaques fissurées (P2, P4 et P7) sont supérieurs à ceux des plaques intactes (P1, P3, P5 et P7) et cela s'explique par la présence de la fissure. De même, plus la plaque est endommagée, plus les coefficients d'amortissement atteignent des valeurs élevées.

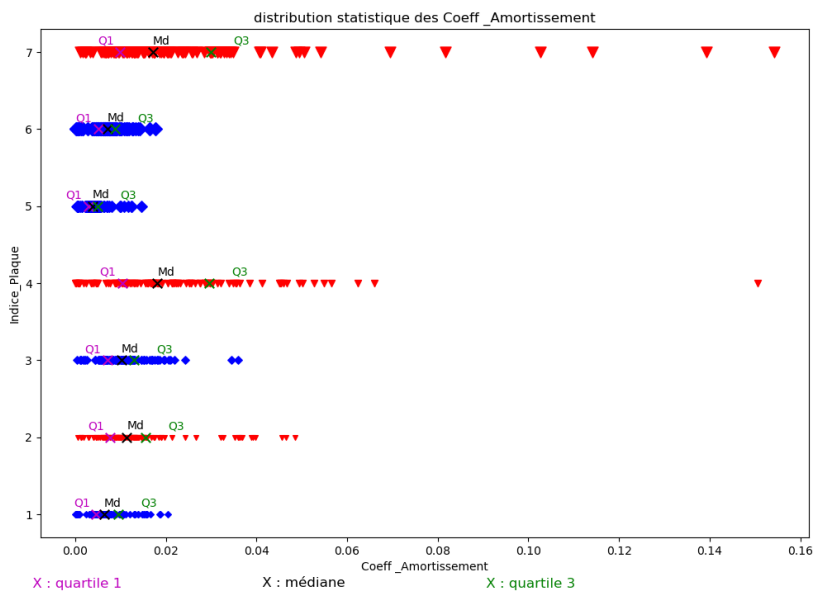


Figure 17: distribution statistique des coefficients d'amortissement

Pour le troisième paramètre modal, la Figure 18 montre que le troisième quartile de la cohérence atteint des valeurs minimales pour les plaques fissurées (P2, P4 et P7) et spécialement pour les plaques plus endommagées P4 et P7.

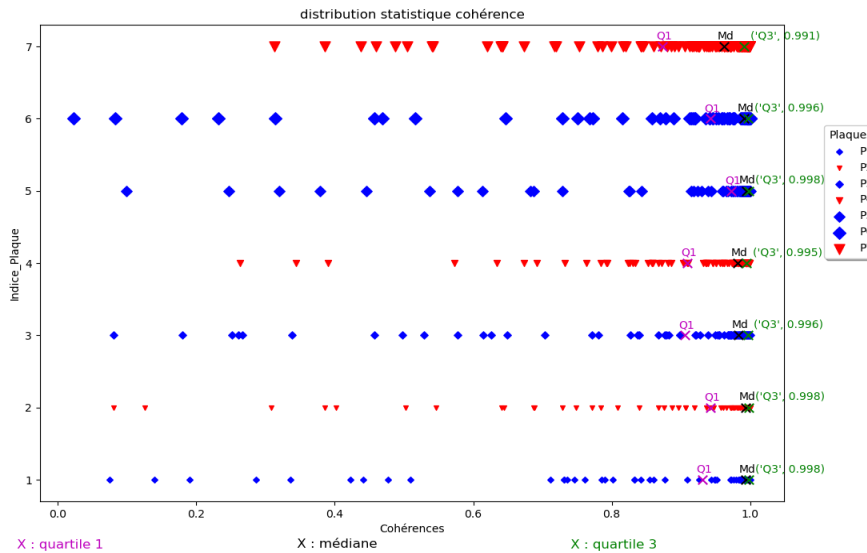


Figure 18: distribution statistique de la fonction cohérence (aux pics)

Le but de cette partie est de voir la distribution statique des modes propres puis de mettre en valeur les observations avec un outil automatisé. Ainsi dans ce qui suit, section 1.3.3.6, nous utilisons une classification non supervisée de ces données pour classer les plaques en deux groupes distincts.

1.3.3.6. Classification des plaques :

Le regroupement des données en groupes significatifs est l'un des moyens les plus utilisés pour représenter et structurer les données. Le but du regroupement est de mettre des données similaires en groupes, et en l'absence d'informations sur les données, nous parlons d'apprentissage non supervisé et dans le cas d'une classification ou d'une analyse discriminante, cela représente un apprentissage supervisé. Le clustering a une longue et riche histoire dans divers domaines scientifiques. Jain et al. ont cité plusieurs domaines d'application du clustering ³⁵, tels que la reconnaissance de formes (Anderberg, 1973), le traitement d'images (Jain et Flynn

1996) et la recherche d'informations (Rasmussen 1992; Salton 1991) et d'autres disciplines (Jain et Dubes 1988) comme la biologie, la psychiatrie, la psychologie, l'archéologie, la géologie, la géographie et le marketing. En outre, (Hammouda et al.; Himanshu et al.) ont décrit les quatre techniques de clustering les plus représentatives (K-means clustering, fuzzy Cmeans clustering, mountain clustering et subtractive clustering) par rapport aux données médicales et ont montré que le K-means clustering produit relativement une haute précision et un écart quadratique moyen (RMSE) plus faible que les autres techniques et nécessite moins de temps de calcul ^{36,37}. Anil a ajouté que l'un des algorithmes de clustering les plus populaires et les plus simples est le K-means et est toujours largement utilisé dans la littérature ³⁸. K-means est connu sous le nom d'algorithme de Lloyd-Forgy (Lloyd, 1982 ; Forgy, 1965) ³⁹. O'Byrne et al. ont ajouté que k-means clustering partitionne N observations en k groupes. Chaque observation appartient au groupe dont le centre lui est le plus proche en minimisant itérativement la somme au carré de la norme calculée entre chaque observation et son centre de groupe sur tous les groupes ⁴⁰.

I.3.3.6.1. Regroupement K-means :

Les principales étapes de cette algorithme de classification sont ⁴¹⁻⁴⁴ :

1. Déterminer le nombre de clusters. Ce nombre est déterminée par la méthode du critère elbow pour sélectionner le nombre de k clusters à utiliser pour regrouper les données sur l'algorithme K-Means. Bholowalia et al. expliquent que la méthode du coude est une méthode qui examine le pourcentage de variance expliquée en fonction du nombre de classes ⁴⁵. Cette méthode repose sur l'idée qu'il convient de choisir un nombre de clusters de sorte que l'ajout d'un autre cluster ne donne pas une meilleure modélisation des données. Dans la méthode elbow, la meilleure valeur de cluster sera prise à partir de la valeur de l'erreur quadratique totale (SSE : Sum of Squared Error) qui a une diminution significative et en forme de coude. La valeur de SSE est calculée comme suit :

Équation 7
$$SSE = \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in S_k} \|X_i - C_k\|^2$$

Le choix du nombre des clusters dépend de l'objectif de classification et il est initié comme une condition initiale à l'algorithme de classification.

2. Choix aléatoire de la position initiale des K clusters.
3. Regroupement : réaffecter les points à un cluster suivant un critère de minimisation des distances (généralement selon une mesure de distance euclidienne :

Équation 8
$$D(x, y) = \|x - y\|^2$$

4. Recentrage : une fois tous les points sont placés, un recalcul les K centroïdes se fait.⁴²
5. Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à ce que plus aucune réaffectation ne soit.

Dans cette section, l'objectif de l'algorithme K-means est de classer sept plaques testées par l'impact du marteau. Nous allons introduire deux classes voulues depuis le début, qui sont la plaque fissurée et la plaque non fissurée. Nous comparons ensuite les résultats K-means avec l'état réel des plaques, qui considère les plaques 2, 4 et 7 comme fissurées.

1.3.3.6.2. Base de données :

La base de données finale contient neuf entrées (quartile 1 des fréquences propres, médiane des fréquences propres, quartile 3 des fréquences propres, quartile 1 des coefficients d'amortissement, médiane des coefficients d'amortissement, quartile 3 des coefficients d'amortissement, quartile 1 des cohérences, médiane des cohérences, quartile 3 des cohérences) pour chaque plaque. Le schéma suivant montre comment on a eu cette base de données (voir Figure 19). En effet, on a passé de la dimension (7 x 6 x N) vers la dimension (7 x 9) où N est le nombre de modes propres commun de tous les plaques et il est égal à 17 pour cette étude.

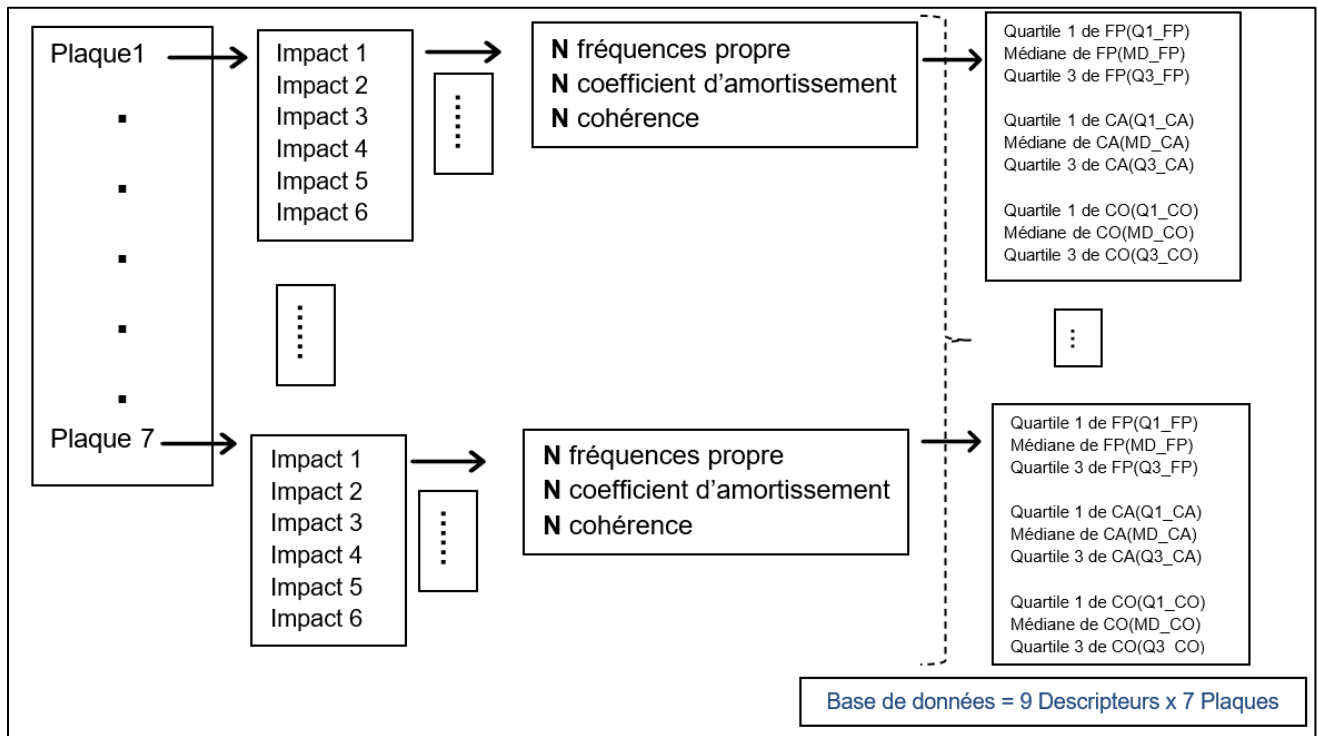


Figure 19: Base de données réduite

Le Tableau 2 résume la base de données déduite où les descripteurs (Q1_FP, MD_FP, Q3_FP, Q1_CA, MD_CA, Q3_CA, Q1_CO, MD_CO et Q3_CO) sont calculés pour chaque plaque (P1, P2, P3, P4, P5, P6 et P7). Par exemple, Q1_FP présente le quartile 1 des fréquences propres pour une distribution de 119 points qui sont (7 impacts x 17 modes) pour une plaque donnée.

Tableau 2 : Base de données réduite

En-tité	Q1_FP	MD_FP	Q3_FP	Q1_CA	MD_CA	Q3_CA	Q1_CO	MD_CO	Q3_CO
P 1	1158,9967	2222,6643	3003,5938	0,0046	0,0064	0,0095	0,9307	0,9937	0,9978
P2	1623,6359	2692,2338	3221,5891	0,0078	0,0114	0,0155	0,9428	0,9938	0,9980

P 3	1279,2183	2570,0793	3130,2469	0,0071	0,0101	0,0130	0,9051	0,9827	0,9963
P 4	1631,8625	2513,5632	3326,2361	0,0104	0,0181	0,0296	0,9094	0,9821	0,9945
P 5	1112,7434	2496,5148	3130,8997	0,0029	0,0038	0,0049	0,9723	0,9939	0,9981
P 6	1216,2639	2323,3883	3298,7592	0,0051	0,0070	0,0088	0,9429	0,9913	0,9965
P 7	2113,76	2848,95	3341,88	0,0099	0,0170	0,0298	0,8729	0,9621	0,9909

I.3.3.6.3. Résultats de classification

Les résultats de la classification des données de la base réduite sont calculés par une matrice de confusion et sont affichés par la méthode d'analyse en composante principale ACP.

I.3.3.6.3.1. Matrice de confusion

La matrice de confusion est l'un des indicateurs de performance de classifieurs et qui représente les quatre possibilités de classification selon Karrar et al ⁴⁶:

Faux positif : on classifie la plaque testée comme intacte alors qu'elle est bien fissurée

Faux négatif : on classifie la plaque comme bien fissurée alors qu'elle est intacte

Vrai positif : on classifie la plaque comme bien fissurée alors qu'elle est effectivement fissurée

Vrai négatif : on classifie la plaque comme intacte et elle bien intacte

La Figure 20 présente la matrice de confusion de la classification des plaques testées :

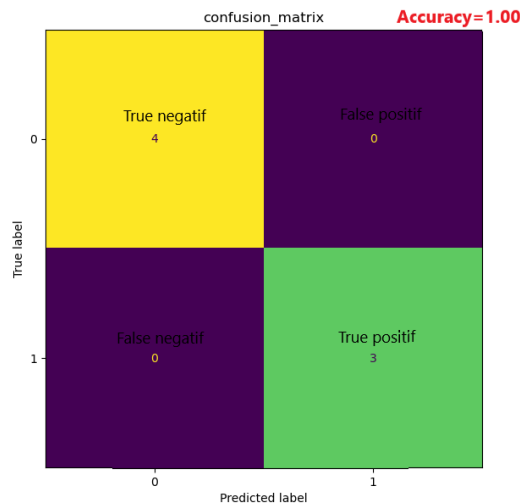


Figure 20 : matrice de confusion de classification des plaques

La matrice de confusion montre que l'algorithme K-means classe les plaques testées en quatre plaques intactes (vrais négatifs) et trois plaques fissurées (vrais positifs) avec une précision de 100 % par rapport à l'état réel aux limites des tests réalisés.

1.3.3.6.3.2. Analyse en composantes principales (ACP)

L'analyse en composantes principales (ACP) est une méthode simple et non paramétrique pour extraire des informations pertinentes à partir d'ensembles de données. Xu et al. ont confirmé que des découvertes récentes ont révélé que la solution globale des centres de cluster K-means réside dans le sous-espace d'analyse en composantes principales, et puisque le sous-espace APC est beaucoup plus petit que l'espace d'origine, la recherche dans le sous-espace est plus efficace⁴⁷. De même, Zhu et al. ont expliqué la relation entre K-means et ACP en déclarant que lorsqu'un grand ensemble de données doit être regroupé dans un nombre spécifié par l'utilisateur de clusters (k), les classes de k-means sont représentées par leurs centroïdes en minimisant les erreurs d'une fonction quadratique appliquée aux données. Mais, souvent certaines données sont mal classées en raison de leurs valeurs aberrantes et l'ACP est une solution pour surmonter ces problèmes car elle réduit l'ensemble de données à une dimension inférieure tout en garantissant que le moins d'informations possible est perdue et en fournissant une meilleure précision pour le clustering⁴⁸. Ainsi, l'ACP est un complément à

l'algorithme K-means qui améliore sa précision de regroupement et la Figure 21 montre les données testées par la méthode mentionnée.

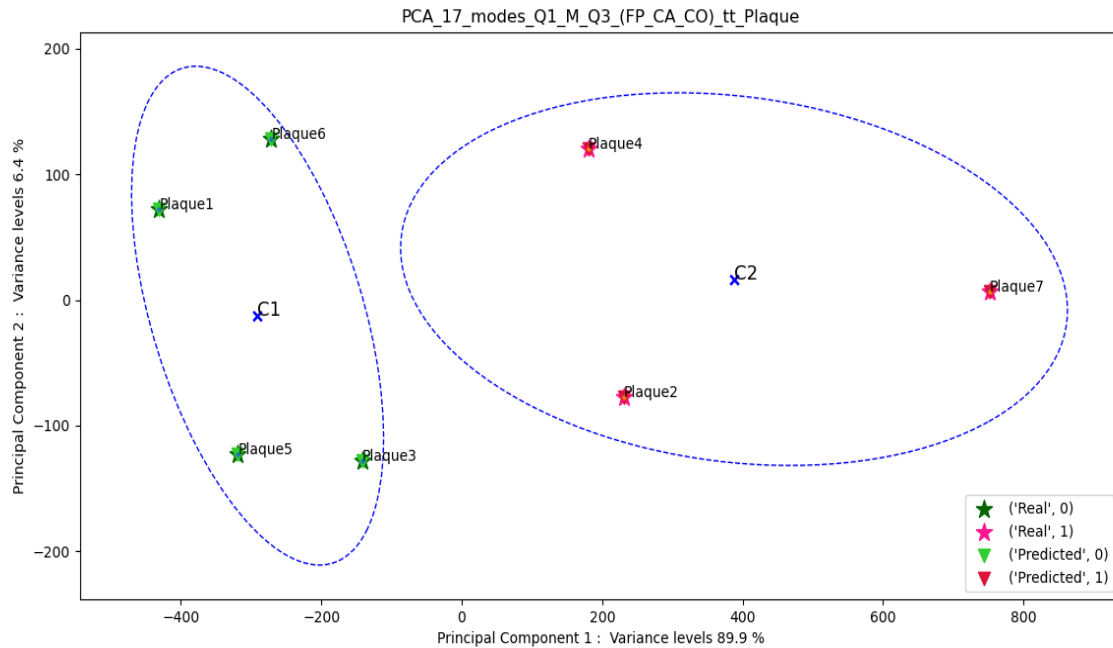


Figure 21: analyse en composantes principales des plaques de marbre

Par conséquent, l'algorithme k-means est un outil de classification efficace adaptable à cette étude et a confirmé que les plaques (1, 3, 5 et 6) sont des plaques intactes, tandis que les plaques (2, 4 et 7) sont fissurées.

1.3.3.7. Conclusions sur l'analyse spectrale

Le test d'impact au marteau a nécessité différentes plaques de marbre, et chaque plaque a une réponse différente qui apparaît dans les paramètres modaux (fréquence propre, coefficient d'amortissement et cohérence) obtenus par analyse spectrale des impacts des signaux d'entrée et de sortie. La classification non supervisée de ces paramètres modaux a abouti à deux classes de marbre distinctes « marbre intact » et « marbre fissuré » avec une précision de 100%.

I.4. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Ce chapitre a étudié le problème de la classification automatique des plaques de marbre fissurées et intactes avant l'usinage, car la fissure fragilise le marbre et limite les possibilités d'usinage et la sélection automatique des paramètres de coupe.

Pour atteindre cet objectif, ce chapitre a décrit diverses techniques de contrôle non destructif et de détection des défauts existants dans les matériaux rocheux cités dans la littérature, puis nous avons appliqué ces techniques à notre étude de cas : les plaques de marbre Arabescato Corchia de 2 cm d'épaisseur. La technique choisie est basée sur les mesures vibratoires pour leur simplicité et leur facilité de mise en œuvre du point de vue de l'application industrielle. Des tests d'impact au marteau ont été effectués sur différentes plaques de ce marbre, dont quatre sont intactes et trois sont fissurées avec des degrés de dommages différents. Une analyse vibratoire a été effectuée pour les chocs effectués, les paramètres modaux obtenus sont les fréquences propres, les coefficients d'amortissement et la cohérence. Un algorithme de classification K-means non supervisé a été appliqué avec succès à ces données et a classé les plaques avec une précision de 100 % entre l'état réel des plaques et l'état prédit dans les limites des tests effectués. Ce résultat pourrait être très avantageux d'un point de vue industriel, car il aide le transformateur de marbre à reconnaître si la plaque à usiner est fragilisée par une fissure ou non.

Si nous essayons d'identifier une plaque fissurée, pouvons-nous localiser cette fissure ? Cette question est au centre du chapitre 2, qui présentera différentes méthodes de localisation d'une fissure sur différentes textures de marbre.

Chapitre II. LOCALISATION AUTOMATIQUE D'UNE FISSURE DANS LE MARBRE A L'AIDE DES OUTILS DE TRAITEMENT D'IMAGE

II.1. INTRODUCTION GENERALE

Le marbre est un matériau hétérogène et anisotrope présentant des textures aléatoires dues à la composition granulaire de la roche et à l'inclusion d'oxydes métalliques. Ces motifs, appelés veines, varient aussi bien en surface qu'en profondeur. L'hétérogénéité du marbre explique son comportement fragile provoqué par la présence de microfissures naturellement dans le matériau et la coalescence de ces fissures dans le temps sous l'influence de contraintes environnementales extérieures ou d'efforts appliqués au matériau. Ces propriétés du marbre peuvent provoquer des ruptures au niveau de la plaque lors de l'usinage et/ou des arrachements de matière au niveau des profils d'entrée et de sortie des surfaces usinées et limitent ainsi l'automatisation du processus d'usinage.

Compte tenu de ce problème, l'objectif de ce chapitre est de détecter automatiquement la localisation des fissures de surface dans les plaques de marbre à l'aide d'un outil simple et compatible avec les contraintes de l'industrie marbrière. Cet objectif complète les résultats du premier chapitre, qui classent si le marbre est fissuré ou non fissuré. Ainsi, après avoir appliqué la classification (Chapitre I) et trouvé l'emplacement de la fissure (Chapitre II), une plaque de marbre inspectée sera identifiée comme étant fissurée ou non et la localisation de la fissure sera connue. La localisation des fissures permet alors d'optimiser le processus d'usinage du marbre et décider de l'utilisation future de la plaque de marbre. En effet, l'intégration de la localisation du défaut dans le processus d'usinage du marbre réduirait le risque de casse des plaques usinées, le nombre de plaques cassées, et peut être utilisé pour ajuster les paramètres de coupe à proximité du défaut.

Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

La détection de défauts et la reconnaissance de formes sur diverses textures de matériaux sont largement étudiées dans la recherche scientifique et industrielle. La détection de la position, de la géométrie et de la profondeur des défauts informe l'utilisateur sur l'utilisation ultérieure du matériau, car ces caractéristiques sont liées au degré d'endommagement du matériau. La détection automatique de fissures présente un intérêt dans de nombreux domaines industriels comme le génie civil (suivi de santé de grandes infrastructures tels que les routes, les ponts ou les bâtiments) ^{49,50}, l'aéronautique, le textile ou encore l'usinage et la fabrication de tout autre matériau utilisé dans la vie quotidienne (acier, bois, pierre, verre, etc.).

Les systèmes de détection automatique de défauts qui existent dans l'industrie sont nombreux et peuvent être basés sur différentes méthodes allant de la propagation ultrasonore, la mesure vibratoire, le traitement d'images et bien d'autres. Pour n'en citer que quelques un, le Radar Pénétrant au Sol (RPS) ou géoradar, permet de détecter des corps étrangers dans le sol ou dans les dalles de béton. Le principe du RPS repose sur la mesure de différentes réflexions d'ondes électromagnétiques, et chaque réflexion correspond alors à la présence d'objets dans le matériau inspecté ²⁰. La performance de cet outil dépend de plusieurs paramètres, tels que la permittivité diélectrique relative, la conductivité électrique, et aussi de l'épaisseur du matériau inspecté. Dans le même sens, afin de détecter des fissures dans des zones difficiles d'accès comme des ponts de grande portée, il est possible d'avoir recours à l'utilisation de drones embarquant une caméra ^{51,52}.

Pour le marbre, il est intéressant de localiser la fissure avant usinage et dans ce sens (Kardan et al.; Sipko et al.) ont utilisé des techniques de traitement d'image pour détecter les impuretés à la surface du marbre et déduire l'étendue des dommages à la plaque ^{53,54}. Cependant, ces études se limitent aux types de marbre à texture lisse. Ce qui distingue le marbre des autres matériaux, c'est la texture, qui varie d'un marbre à l'autre. C'est une collection de veines distribuées au hasard avec une couleur et une direction variables. Ainsi, la détection de fissures

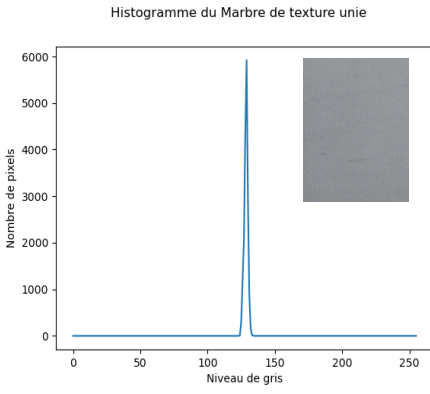

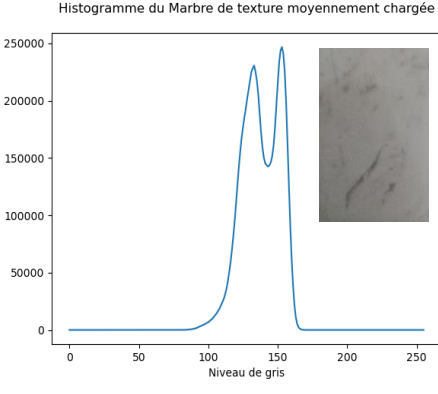

Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

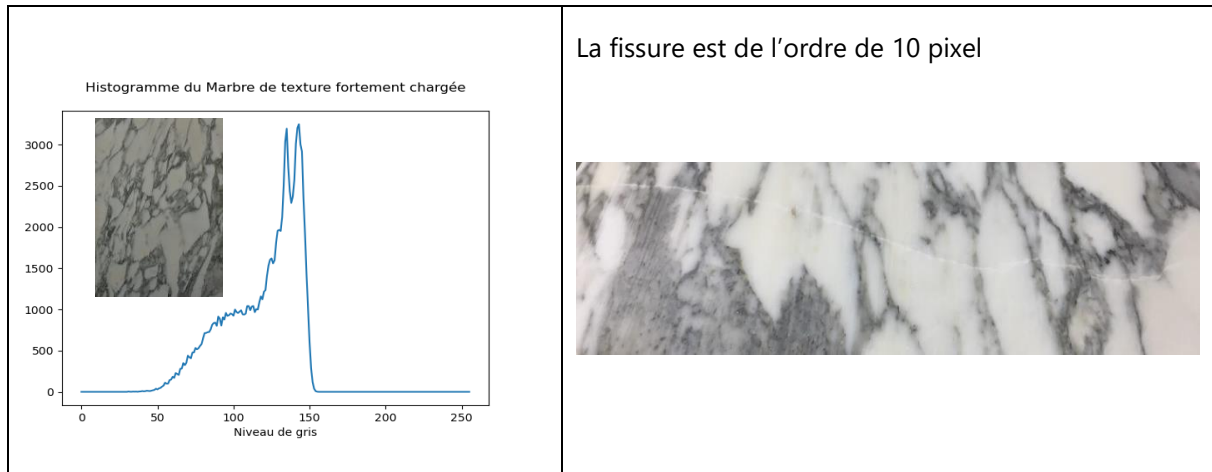
sur le marbre n'est pas la même que sur d'autres matériaux (métaux, carrelages, images médicales, béton, etc.) qui ont en commun soit un fond uni, soit des motifs régulièrement espacés. Par conséquent, la fissure pour les autres matériaux sera différente de l'arrière-plan et n'appartiendra pas aux motifs de texture par défaut, de sorte qu'un algorithme de classification peut facilement extraire la fissure en tant qu'élément de texture étranger⁵⁵⁻⁵⁸. Dans le marbre, cependant, il est essentiel de distinguer une fissure d'une veine, et c'est là que réside l'apport de ce travail. L'objectif de ce chapitre est donc de mettre en place une approche de détection de fissures indépendante de la texture. Afin de répondre aux objectifs de ce chapitre, nous passons d'abord en revue les différentes techniques de traitement d'image existant dans la littérature (Partie II.2) puis l'application pour la détection des défauts de surface dans le marbre (Partie II.3).

Pour évaluer les performances des différentes méthodes de détection de fissures étudiées dans ce chapitre, nous proposons de considérer un ensemble de trois types de textures de marbre : une texture lisse, une texture « moyennement texturée » et une texture « fortement texturée ». Afin de proposer une définition de ces textures, on considère l'histogramme des niveaux de gris d'une image de marbres. Ainsi, le marbre sera considéré comme ayant une texture lisse lorsque l'histogramme possède un seul pic proéminent. La texture moyennement chargée présentera un histogramme avec deux pics saillants, l'un correspondant au fond et l'autre au motifs (veines) du marbre. La texture fortement chargée présente un histogramme ayant deux pics principaux ainsi qu'un lobe supplémentaire étalés traduisant une plus grande variété de niveaux de gris. Un exemple de chacune de ces textures est présenté dans le (Tableau 3).

Les performances de la méthode de détection et de localisation de fissures seront ainsi évaluées par sa capacité à détecter une fissure sur les trois textures de marbre ainsi définies.

Tableau 3: Exemples illustratifs des trois textures de marbre considérés dans cette étude.

Texture unie : l'histogramme de cette texture présente un seul pic	
 <p>Histogramme du Marbre de texture unie</p> <p>Nombre de pixels</p> <p>Niveau de gris</p> <p>The histogram shows a single sharp peak at approximately 130 grayscale levels, with a maximum frequency of about 6000 pixels. An inset image shows a uniform gray texture.</p>	La fissure est de l'ordre de 5 pixel  <p>The image shows a uniform gray marble texture with a prominent diagonal crack. The crack is approximately 5 pixels wide.</p>
Texture moyennement chargée : l'histogramme de cette texture présente deux pics principaux qui corespondent respectivement au fond et à la texture.	
 <p>Histogramme du Marbre de texture moyennement chargée</p> <p>Nombre de pixels</p> <p>Niveau de gris</p> <p>The histogram shows two main peaks: a smaller one at approximately 125 grayscale levels and a larger one at approximately 145 grayscale levels. The y-axis ranges up to 250,000 pixels. An inset image shows a marble texture with some dark spots.</p>	La fissure est de l'ordre de 5 pixel  <p>The image shows a marble texture with some dark spots and a diagonal crack, similar to the first image but with more complex texture.</p>
Texture fortement chargée : l'histogramme de cette texture présente deux pics principaux, séparés d'amplitude et de largeur variable. L'histogramme est également plus étalé ce qui traduit une plus grande variété de niveaux de gris dans l'image.	



Dans ce travail, ces trois textures sont utilisées pour appliquer des outils de traitement d'image pour la détection de l'emplacement des fissures.

II.2. ETAT DE L'ART

Les fissures sont l'un des types d'imperfections les plus courants que l'on peut trouver dans les matériaux et ont un effet significatif sur la résistance structurelle du matériau ⁵⁹. Mohan et al. ont proposé une méthode d'analyse rapide et fiable des défauts de surface basée sur des techniques de traitement d'image et permettant de remplacer les procédures d'inspection humaine traditionnelles et plus lentes. Ces auteurs ajoutent que la détection automatique des défauts est une science en plein essor, largement utilisée dans divers domaines de la recherche scientifique et pratique ⁶⁰. Les principales difficultés rencontrées pour la détection de fissures basée sur des techniques de traitement d'image sont causées par la forme aléatoire et la taille irrégulière des fissures, ainsi que par diverses perturbations liées aux conditions d'éclairage irrégulières, aux ombres ou à la présence de tâches dans les fissures.

On identifie principalement deux familles d'approches de détection de défauts à l'aide d'outils de traitement d'image, les approches basées sur des techniques d'apprentissage automatique et celles basées sur des méthodes de traitement d'image « classiques ». Ces deux approches sont décrites dans les sections II.2.1 et II.2.2.

II.2.1. Détection des défauts par algorithmes d'apprentissage automatique :

Munawar et al. ont défini quatre étapes de base pour la mise en œuvre d'une méthode de détection de fissure basée sur l'apprentissage automatique. Ces étapes comprennent l'acquisition des images, leur pré-traitement, l'étiquetage (ou labellisation) des pixels associés à la fissure ainsi que l'entraînement du modèle d'apprentissage. Ces étapes sont illustrées dans la Figure 22. Cette approche nécessite d'indiquer à l'algorithme la géométrie de la fissure, cette étape nécessite l'intervention d'un opérateur humain pour cette étape de labellisation ⁶¹ et ainsi on parle d'un apprentissage supervisé où on connaît dès le début les caractéristiques de l'entité recherchée (défaut).

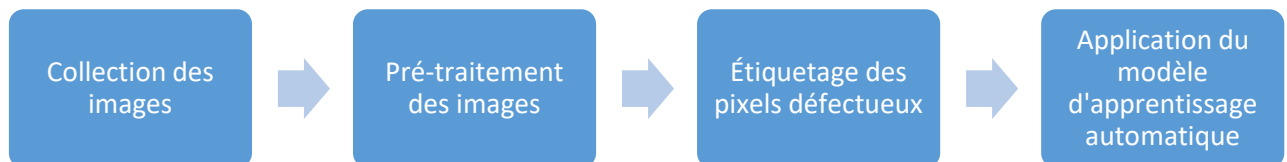


Figure 22 : Méthodes générales de détection de fissures par apprentissage automatique ⁶¹

Les techniques d'apprentissage automatique (ML : Machine Learning) et d'apprentissage profond (DL : Deep Learning) ont été largement utilisés pour la détection de fissures sur des images de matériaux endommagés. Parmi ces algorithmes d'apprentissage automatique Munawar et al. ont listé l'utilisation d'un ensemble des algorithmes tels que GoogLeNet, Convolutional Neural Networks (CNN), Feature Pyramid Network (FPN), Random Structured Forests, Support Vector Machine (SVM), MorphLink-C, réseau de neurones artificiels (Artificial Neural Network - ANN), encodeur-décodeur à convolution profondes ou encore l'association d'un CNN et d'une approche naïve bayésienne (Naive Bayes Convolutional Neural Networks - NB-CNN). Xin et Wang ont ajouté que les méthodes traditionnelles d'apprentissage automatique (telles que les perceptrons multicouches, les machines à vecteurs de support, etc.) utilisent principalement des structures peu profondes pour traiter un nombre limité d'échantillons de données, tandis que le réseau de neurones

convolutifs (CNN) a été largement utilisé dans le traitement d'images car il est capable de gérer les problèmes de classification et de reconnaissance d'images avec précision ⁶².

En général, la sortie de ces algorithmes sont deux classes de régions du matériau testé avec ou sans fissures. Cependant, ces algorithmes sont d'une part coûteux en temps de calcul et d'autre part nécessitent une labellisation de la base de données. Les méthodes de détection de fissures basées sur des techniques d'apprentissages ne seront pas considérées dans cette étude de détection de défauts de marbres en raison de l'absence d'une base de données étiquetée suffisamment importante.

II.2.2. Détection des défauts par des approches de traitement d'images classiques :

Plusieurs applications de détection de fissures basées sur des techniques de traitement d'image peuvent être retrouvées dans la littérature^{61,63}. En général, ces applications comprennent quatre étapes : l'acquisition, le prétraitement et le traitement des images et l'extraction des attributs de la fissure. La Figure 23 présente l'enchaînement de ces étapes :

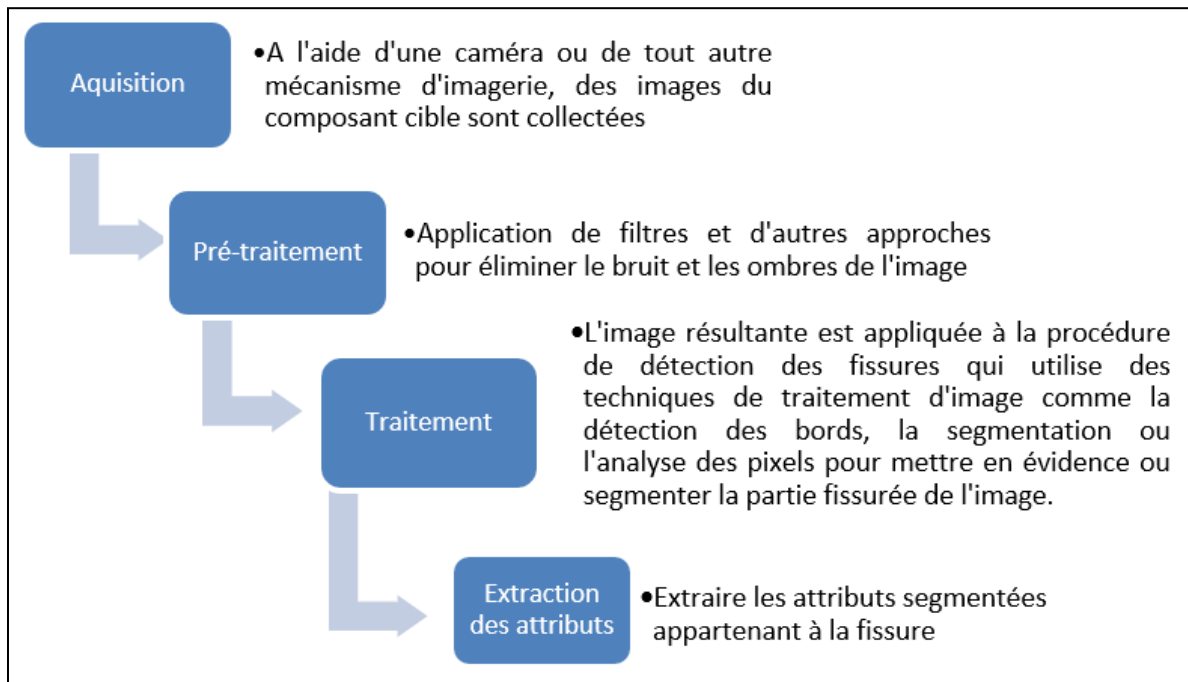


Figure 23 : Méthodes générales de traitement d'images pour la détection de fissures ^{61,63}

Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

L'extraction des attributs peut ensuite servir à la caractérisation de la fissure. Il est ainsi possible de mesurer certaines propriétés de la fissure comme sa longueur, sa largeur, sa profondeur ou la densité de fissures dans la zone d'étude. Nguyen et al. ont proposé notamment de caractériser la fissure à l'aide des propriétés de la fissures extraites par traitement d'image et d'un algorithme de classification ⁶³.

Des systèmes photographiques, tels que le dispositif d'auscultation routière multifonction, peuvent être utilisés pour capturer des images, ce qui permet de capturer des images numériques de la surface de la chaussée avec une très haute résolution, quels que soient les conditions d'éclairage de la chaussée ⁶⁴ ou en utilisant d'autres systèmes de caméras tel que le cas de (Kao et al.) qui ont utilisé une caméra (SONY DSC-RX0) afin d'inspecter les fissures sur les ponts ⁵¹. De même, Li et al. ont fait recours à une caméra XIME MQ013MG-E2 de résolution d'image 1280x256 lors de la classification des défauts du bois ⁶⁵. Dans le cadre de ce travail, nous considérerons des images de plaques de marbres prises avec un appareil photo de téléphone portable de résolution 13 MP (4160 x 3120 pixels).

Le système d'acquisition d'image ainsi que le pré-traitement dépendent fortement de l'application visée et des conditions matérielles de prise de vue. Dans ce sens, le filtre utilisé dans cette étude pour éliminer le bruit dans l'image est le filtre de Kuwahara ⁶⁶. Le processus de filtrage de Kuwahara est essentiellement la division d'une grille de pixels en quatre sous-grilles qui se chevauchent, calculant une moyenne et une variance pour chacune. La valeur de sortie est définie comme la moyenne de la sous-grille qui présente le moins de variation et cette valeur sera affectée au pixel central de chaque région analysée par l'algorithme, et peut être utilisée de différentes manières en relation avec le division de ses grilles ⁶⁷. Selon Papari et al. soit une image en niveaux de gris $I(x, y)$ et un carré de longueur $2*a$ centré autour d'un point (x, y) qui est partitionné en quatre sous-régions carrées (Figure 24) identiques Q_1, Q_2, Q_3, Q_4 déterminés comme suit ⁶⁸:

Équation 9

$$\begin{cases} Q_1(x, y)=[x, x+a] \times [x, y+a] \\ Q_2(x, y)=[x-a, +a] y, y+a] \\ Q_3(x, y)=[x-a, x] \times [y-a, y] \\ Q_4(x, y)=[x, x+a] \times [y-a, y] \end{cases}$$

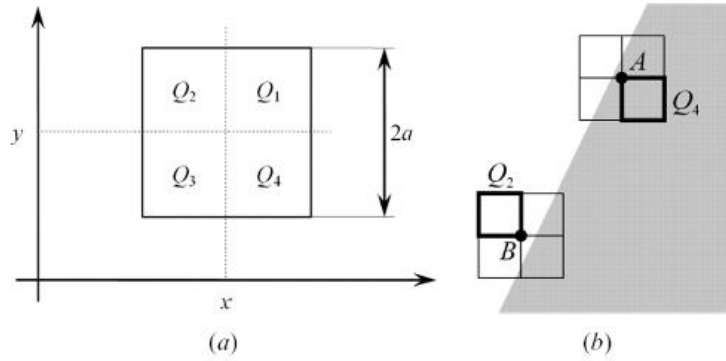


Figure 24 : Filtrage de Kuwahara : (a) sous-régions $Q : i = 1...4$, sur lesquelles les moyennes locales et les écarts types sont calculés. (b) La sous-région présentant l'écart-type le plus faible (délimitée par une ligne épaisse) détermine la sortie du filtre ⁶⁸.

Soient $m_i(x, y)$ et $s_i(x, y)$ la moyenne locale et l'écart-type local, respectivement, calculés sur chaque sous-région $Q_i(x, y)$, $i = 1 \dots 4$. Pour un point donné (x, y) , la sortie du filtre de Kuwahara $\Phi(x, y)$ est définie comme la valeur moyenne locale $m_i(x, y)$ correspondant à la $i^{\text{ème}}$ sous-région qui fournit la valeur minimale de l'écart type local $s_i(x, y)$ ⁶⁹. Cela peut être formulé comme suit :

Équation 10

$$\Phi(x, y) = \sum_i m_i(x, y) \times f_i(x, y) \quad \text{ou} \quad f_i(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{si } s_i(x, y) = \min_k \{s_k(x, y)\} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

Ensuite, on s'intéresse principalement à la partie algorithmique permettant d'extraire et de caractériser une fissure. On suppose donc que les images considérées pour caractériser la ou les fissures d'une plaque de marbre sont de qualité satisfaisante. Les sections suivantes présentent les différents outils utilisés dans la littérature pour réaliser les étapes de traitement d'images et d'extraction d'attributs de fissures.

Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

II.2.2.1. Les outils de traitement d'images

Les fissures sont difficiles à identifier à partir d'images 2D en raison de leur géométrie aléatoire ⁷⁰. De nombreuses approches de traitement d'images ont été testées dans la littérature et cette section en présente quelques-unes classées en deux catégories : les approches dites « statistiques » et les approches dites « spectrales ». Parmi les méthodes statistiques, on distinguera les méthodes dites du premier ordre lorsque la méthode dépend de chaque pixel séparément (seuil, filtres de détection de contours, moments statistiques glissants sur une imagerie) et les méthodes du second ordre lorsque la méthode est basée sur la relation entre deux pixels caractérisés par une distance et une direction relative (descripteurs de Matrice de Co-Occurrence (MCO)). On parlera également de méthode statistique que d'ordre supérieur lorsque la technique de détection cherche la relation entre plus de deux pixels. C'est le cas par exemple de la méthode des motifs binaires locaux (MBL) ou *local binary patterns* en anglais, qui détermine si un motif se retrouve dans différentes directions dans l'image ⁷¹. En deuxième lieu, l'approche spectrale, où le résultat de la détection est basé sur des régions de texture (transformée de Fourier, filtre de Gabor et transformée en ondelettes).

II.2.2.1.1. Les approches statistiques :

II.2.2.1.1.1. Les approches statistiques de premier ordre :

Nihal et al. ont expliqué que l'analyse de texture par attributs de premier ordre est effectuée au niveau des pixels individuels de la région de l'image et que ces attributs sont calculés à partir de l'histogramme des imageries ⁷² :

II.2.2.1.1.1.1. Moments glissants

Les moments statistiques glissants de premier ordre sont :

- ✓ La moyenne, notée *Moy* dans le Tableau 4 (donne le niveau de gris moyen dans une fenêtre (ou imagerie) de l'image).

Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

- ✓ La variance, notée *Var* dans le Tableau 4 (communiquée des informations sur la dispersion et la variabilité des valeurs de niveau de gris de l'image).
- ✓ Le Skewness ou asymétrie, notée *Ske* dans le Tableau 4 (mesure la déviation de la distribution des niveaux de gris par rapport à une distribution symétrique. Pour une déviation vers les valeurs élevées, le Skewness est positif).
- ✓ Le Kurtosis, noté *Kur* dans le Tableau 4 (caractérise le sommet de l'histogramme de sorte que plus le kurtosis est faible plus le sommet de l'histogramme est arrondi ⁷³).

Le Tableau 4 décrit les formules mathématiques de ces attributs où x_k est la valeur de niveau de gris du pixel k et n correspond au nombre total des pixels dans une fenêtre de l'image ⁷³. En calculant ces grandeurs sur une fenêtre glissante, il est ainsi possible d'obtenir une cartographie des caractéristiques locales de l'image.

Tableau 4 : Formules mathématiques des moments statistiques.

<p>Moyenne (Équation 11)</p> $Moy(x) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k$	<p>Variance (Équation 12)</p> $Var(x) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - E(x))^2$
<p>Skewness (Équation 13)</p> $Ske(x) = E\left[\left(\frac{x - E(x)}{\sqrt{Var(x)}}\right)^3\right]$	<p>Kurtosis (Équation 14)</p> $Kur(x) = E\left[\left(\frac{x - E(x)}{\sqrt{Var(x)}}\right)^4\right]$

II.2.2.1.1.1.1. Seuillage de niveaux de gris

Les méthodes à seuil sont les plus classiques. Elles sont simples à mettre en œuvre et ne nécessitent pas beaucoup de temps de calcul. L'image est une fonction de l'intensité des niveaux de gris. Le processus de seuillage divise les pixels de l'image en deux classes, C1 avec des valeurs d'intensité [1, ..., T] et C2 avec des valeurs d'intensité [T + 1, ..., L] où T est le niveau

Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

de seuil. La segmentation donne une image binaire où tous les pixels affectés à la classe C1 (arrière-plan) ont une valeur de 0 (noir) et tous les pixels affectés à la classe C2 (avant-plan) ont une valeur de 1 (blanc) ⁷⁴.

On peut définir deux types de seuillage : le seuillage global et le seuillage local. Le seuillage global considère un seul seuil utilisé globalement. Kefali et al. ont recommandé l'utilisation de ce type de seuillage lorsque l'image admet un arrière-plan relativement uniforme. Le seuillage local considère un seuil dépendant de certaines caractéristiques de l'image (du contraste par exemple). Cela permet d'obtenir un seuil différent pour certaines zones de l'image ⁷⁵.

II.2.2.1.1.1.2. Les filtres de détection des contours

De nombreuses méthodes ont été proposées pour la détection de contours dans les images, comme le gradient de Robert, les opérateurs de Sobel, les opérateurs de Prewitt, l'opérateur Laplacien, etc ⁷⁶. Un filtre de détection de contour consiste à calculer les différences entre les pixels voisins horizontalement et verticalement, chaque valeur extrême correspond alors à un point de contour. Selon Sidhom et al., les filtres de détection de contours les plus utilisés dans la littérature se basent sur un calcul de gradient ou de Laplacien ⁷⁷. La première méthode de gradient détecte les contours en recherchant les extrema locaux du gradient de la fonction d'intensité de l'image, tels que les opérateurs Roberts, Prewitt et Sobel, et la seconde méthode Laplacien recherche les passages par zéro dans la seconde dérivée de l'image pour trouver les contours, comme l'opérateur Laplacien ^{76,78}. A cela on peut également ajouter le filtre Canny, inventé par John Canny en 1986 ⁷⁹, qui représente un filtre de Sobel précédé d'un lissage gaussien et suivi d'un seuillage ⁸⁰. Le Tableau 5 liste les formules mathématiques des trois filtres Sobel, Laplacien et Canny.

Tableau 5 : Les formules mathématiques des filtres Sobel, Laplacien et Canny

<p>Le filtre Sobel (Équation 16) pour une image $f(x,y)$ ⁸¹</p>	<p>Soit les kernels de Sobel suivant x et y :</p> <p>Équation 15</p> $S_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad S_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$ <p>Soit la fonction Sobel ∇f:</p> <p>Équation 16</p> $\nabla f = \left[\frac{\partial f}{\partial x} \quad \frac{\partial f}{\partial y} \right] = [f \times S_x \quad f \times S_y]$
<p>Le filtre Laplacien (Équation 17) pour une image $f(x,y)$ ⁸²</p>	<p>Soit la fonction Gaussienne 2D :</p> $G(x,y) = e^{-((x^2+y^2)/2\sigma^2)}$ <p>Soit l'opérateur Laplacien : $\nabla^2 = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$</p> <p>Le filtre Laplacien est défini par $\nabla^2 G = \frac{\partial^2 G(x,y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 G(x,y)}{\partial y^2}$</p> <p>Équation 17 :</p> $\nabla^2 G = [(x^2 + y^2 - 2\sigma^2)/\sigma^4] \times e^{[-(x^2+y^2)/2\sigma^2]}$ <p>Où σ c'est l'écart-type.</p>
<p>Le filtre de Canny (Équation 18) pour une image $f(x,y)$ ⁸²</p>	<p>Soit l'image lissée : $f_l(x,y)$</p> $f_l(x,y) = G(x,y) \times f(x,y)$ <p>Soit le fonction de Canny :</p> <p>Équation 18</p> $\nabla f = \left[\frac{\partial f_l}{\partial x} \quad \frac{\partial f_l}{\partial y} \right] = [f_l \times S_x \quad f_l \times S_y]$

	<p>où</p> $S_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad S_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$
--	---

Le filtre de Canny est conçu pour être optimal vu il est connu pour assurer une bonne détection locale des contours et avoir un faible taux de faux positifs ^{76,82,83}.

II.2.2.1.1.2. Les approches statistiques de deuxième ordre

Les attributs statistiques de second ordre sont des attributs de la Matrice de Co-Occurrence (MCO) et ont été inventés par le professeur Robert Haralick en 1973 ⁸⁴. La MCO s'obtient en calculant le nombre de couples de niveaux de gris séparés par une distance d dans une direction θ donnée ⁸⁵. Haralick et al., ont proposé cette formule de calcul de la matrice de cooccurrence ⁸⁴ (voir équation 15) :

Équation 19 :

$$GLCM_{dx,dy}(a, b) = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \begin{cases} 1, & \text{si } I(n, m) = a \text{ et } I(n + dx, m + dy) = b \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

où a et b sont les niveaux de gris du premier et du deuxième pixel définissant respectivement le vecteur de déplacement (dx, dy) . n et m correspondent aux coordonnées des pixels dans l'image et $(N \times M)$ à la résolution de l'image. La Figure 25 illustre un exemple du calcul de la matrice de cooccurrence d'une image en niveaux de gris :

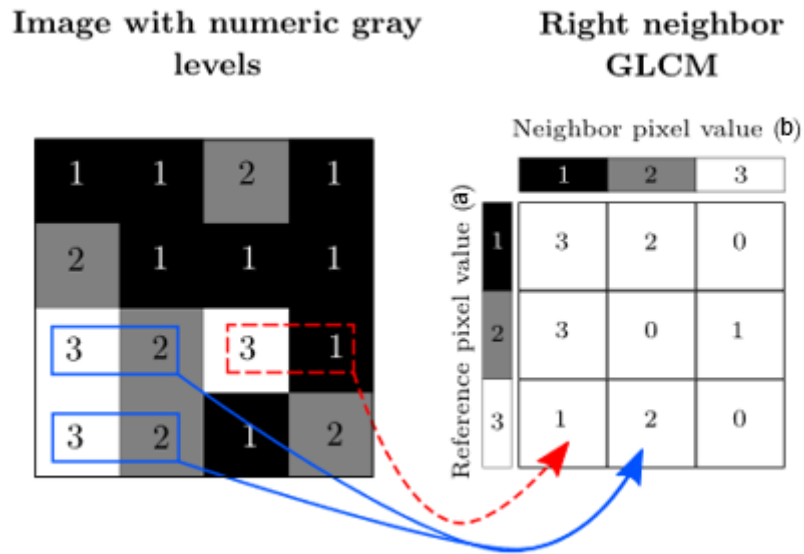


Figure 25 : exemple du calcul de la matrice de cooccurrence : le nombre d'occurrence du couple $(a=2, b=3)$ en bleu est égale à 2 et le nombre d'occurrence du couple $(a=3, b=1)$ en rouge est égale à 1⁸⁶.

Haralick a proposé un ensemble de 14 descripteurs statistiques pour décrire l'information texturale à partir de la MCO. Les directions angulaires couramment utilisées pour θ sont 0, 45, 90, et 135 degrés. Les 5 descripteurs d'Haralick les plus fréquemment utilisés dans la littérature sont l'énergie, l'entropie, le contraste, la corrélation et l'homogénéité⁸⁵. Leurs définitions sont donnée ci-après où $P(i, j)$ constitue l'élément (i, j) de la MCO et N constitue le nombre de niveaux de gris^{56,86,87}:

- ✓ L'énergie : Ce paramètre mesure l'uniformité de la texture. Il atteint de fortes valeurs lorsque la distribution des niveaux de gris est constante ou de forme périodique :

Équation 20

$$DH1 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P(i, j)^2$$

- ✓ Le contraste : Le contraste mesure les variations locales, si ces variations sont importantes, alors le contraste sera élevé :

Équation 21

$$DH2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P(i,j) (i-j)^2$$

- ✓ L'entropie : L'entropie mesure la complexité de l'image. Lorsque les valeurs de la matrice de cooccurrences sont presque toutes égales, l'entropie est élevée. C'est un indicateur de désordre qui atteint de fortes valeurs lorsque la texture est complètement aléatoire (sans structure apparente). Elle est fortement corrélée (par l'inverse) à l'énergie : Équation 22

$$DH3 = - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P(i,j) \log P(i,j)$$

- ✓ La corrélation : Ce paramètre permet de déterminer si certaines colonnes de la matrice sont égales, c'est-à-dire s'il existe des dépendances linéaires dans l'image. En effet, plus les valeurs sont uniformément distribuées dans la matrice de cooccurrences et plus la corrélation est importante. La corrélation n'est corrélée ni à l'énergie, ni à l'entropie :

Équation 23

$$DH4 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \frac{(i \cdot j)P(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$$

Où μ_x , μ_y , σ_x et σ_y sont respectivement les moyennes et les écarts de P_x et P_y .

- ✓ L'homogénéité ou moment différentiel inverse : Ce paramètre a un comportement inverse de celui du contraste. En effet, plus la texture possède de régions homogènes et plus le moment différentiel inverse est élevé :

Équation 24

$$DH5 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \frac{P(i,j)}{1 + (i-j)^2}$$

Dans ce chapitre, nous utiliserons ces cinq descripteurs. En effet, ces descripteurs ont été utilisés pour détecter des défauts textiles ^{57,58}, des fissures dans des soudures en acier ⁸⁸ et aussi pour détecter des défauts sur des fonds marins ⁴². Ces descripteurs seront appliqués aux trois types de textures de marbre et on analysera le résultat de détection pour chaque descripteur. La relation de corrélation entre les résultats de détection de ces descripteurs sera également discutée.

II.2.2.1.1.3. Approches statistiques d'ordre supérieur :

Dans le même contexte d'approches statistiques, l'approche ci-dessous est d'un ordre de grandeur supérieur à deux, ce qui signifie que cet outil étudie la relation entre plus de deux pixels. Cette approche est un type de modélisation spatiale, c'est-à-dire qu'elle recherche des motifs spatiaux dans l'image, souvent sous la forme d'un schéma visuel ou d'une forme d'organisation spatiale. Selon Porebski et al., les modèles d'ordre supérieur les plus utilisés dans l'analyse de texture et à des fins de détection de défauts sont les motifs locaux binaires (MLB) ⁸⁹.

Ojala et al. ont introduit l'opérateur MLB comme un moyen de résumer la structure locale des niveaux de gris d'une image. L'opérateur prend le voisinage local autour de chaque pixel, limite les pixels voisins à la valeur du pixel central et utilise le patch d'image à valeur binaire résultant comme descripteur d'image local ⁹⁰. (Rani et al.; Tan et al.) ont ajouté que MLB est un descripteur de texture local avec une forte discrimination et une faible complexité de calcul à une échelle fine qui permet de capturer les détails de la texture ^{91,92}. Atikah et al. expliquent que l'idée principale de l'approche MLB est de seuiller localement la luminance de l'environnement d'un pixel pour produire un motif binaire. Si le voisinage (P) est composé de 8 pixels, un total de 2⁸ (256) étiquettes différentes peut être obtenu en fonction du niveau de gris du pixel central et de ceux des pixels voisins. Le pixel central de l'image, un nombre réel, qui est la

valeur du pixel MLB, est calculé en comparant sa valeur d'intensité avec celles de son environnement. La Figure 26 illustre le choix des pixels voisins considérés en faisant varier le rayon R ou le nombre de points P ⁹³.

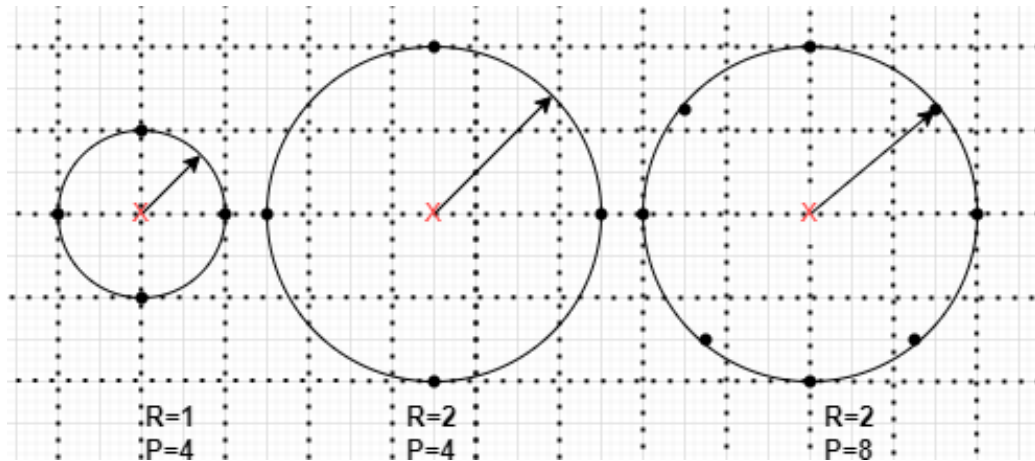


Figure 26 : différentes configurations du calcul MLB en fonction de nombre des points P et de rayon R ⁹³

Le numéro de motif est donc calculé en comparant sa valeur à celles de ses voisins suivant les deux paramètres P et R selon l'équation suivante (Équation 25) et le seuillage de ces calculs est fait selon l'Équation 26) ⁷¹:

Équation 25

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} (g_p - g_c) 2^p$$

Équation 26

$$s(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } x \geq 0 \\ 0, & \text{si } x < 0 \end{cases}$$

Où g_c est la valeur de gris du pixel central et g_p est la valeur de ses voisins.

Un exemple de calcul MLB pour R=1 et P=8 est présenté par la Figure 27 suivante :

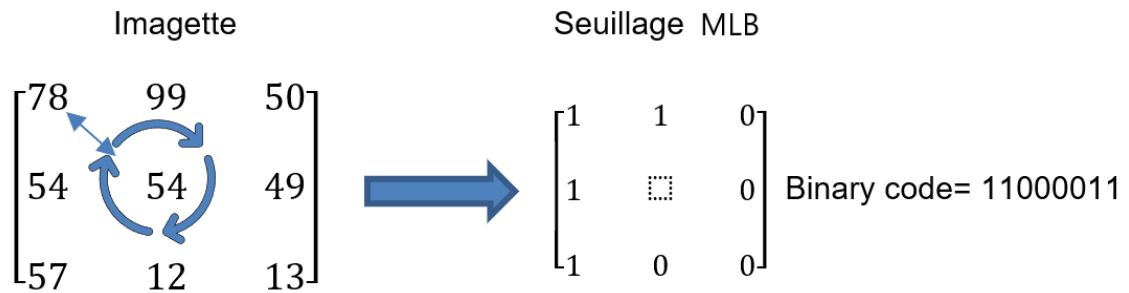


Figure 27 : Illustration de l'opérateur de base MLB ⁹⁴

Cette technique a été utilisée dans la littérature pour détecter des défauts sur des textures simples de bois ⁶⁵ ou de chaussée ⁹⁵. On l'utilisera ici pour détecter la fissure sur les trois texture de marbre considérées.

II.2.2.1.2. Approche spectrale :

L'approche spectrale s'intéresse aux fréquences des interactions qui existent entre les différentes régions d'une image. Parmi les méthodes de cette approche nous pouvons citer la transformée de Fourier, les filtres de Gabor et la transformée en ondelettes.

II.2.2.1.2.1. Transformée de Fourier :

La transformée de Fourier TF a été inventé par Joseph FOURIER en 1807 ⁹⁶, elle consiste à convertir l'image de son domaine spatial vers son domaine fréquentiel. La transformée de Fourier d'une image de taille (N x M) est définie par :

Équation 27 ⁸⁵ :

$$F_{(\mu, \nu)} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M I(i, j) e^{-2\pi j \left(\frac{\mu i}{N} + \frac{\nu j}{M} \right)}$$

Où $I(i, j)$ est la valeur de l'image de taille N x M dans la position (i, j) . μ et ν sont les fréquences spatiales de l'image selon les directions x et y.

Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

II.2.2.1.2.2. Filtre de Gabor :

La méthode du filtre de Gabor (FG) doit son nom au physicien anglais Dennis Gabor (1900-1979). Ces filtres, dont le fonctionnement est proche du traitement visuel humain, présentent l'avantage d'être configurables en termes de fréquence et d'orientation. Les filtres de Gabor ont été largement utilisés dans de nombreuses applications de traitement d'images telles que la reconnaissance optique de caractères, la reconnaissance de l'iris ⁹⁷ et la reconnaissance des empreintes digitales ⁹⁸. Mathématiquement, un filtre de Gabor est une convolution de la transformée de Fourier d'une fonction harmonique et de la transformée de Fourier d'une fonction gaussienne ⁹⁹. Dans le cas du traitement d'image (deux dimensions) cela permet d'écrire la fonction de Gabor comme suit ¹⁰⁰:

Équation 28 :

$$G1(i, j) = \exp\left(-\frac{i^2 + j^2}{2\sigma}\right) * \cos(2\pi f(i * \cos(\theta) + j * \sin(\theta)))$$
$$G2(i, j) = \exp\left(-\frac{i^2 + j^2}{2\sigma}\right) * \sin(2\pi f(i * \cos(\theta) + j * \sin(\theta)))$$

Ou i et j étant la position dans l'image, σ est la variance de l'enveloppe gaussienne, θ est l'angle dans lequel le filtre sera orienté et f définit la fréquence. L'image obtenue est la somme de $G1(i, j)$ et $G2(i, j)$

II.2.2.1.2.3. Transformée en ondelettes :

La transformée en ondelette (TO) a été proposée la première fois par Alfréd Haar en 1909. Mallat considère la transformée en ondelette comme une caractérisation efficace de contenu texturale d'une image ¹⁰¹. Porebski et al. ont expliqué que la transformée en ondelettes se base sur une analyse multi-échelles de l'image dans le sens où des fenêtres d'analyse de différentes tailles sont utilisées et de nombreux attributs statistiques ou de co-occurrences (Wavelet Statistical Features et Wavelet Co-occurrence Features) peuvent être extraits des

transformées en ondelettes couleur d'une image ⁸⁹. Regniers et al. ont précisé que la transformée en ondelettes décompose l'image en faisant appel à une série de fonctions créées par translation et changement d'échelle d'une fonction d'origine Ψ , appelée ondelette-mère Cette fonction est définie par ⁸⁵:

Équation 29

$$\Psi_{\mu,s}(i) = \frac{1}{\sqrt{s}} \Psi\left(\frac{i - \mu}{s}\right)$$

où s et μ définissent respectivement le facteur d'échelle et le facteur de translation de l'ondelette mère ⁸⁵. La décomposition en ondelettes d'une image $f(i, j)$ est obtenue par le produit de convolution entre l'image $f(i, j)$ et les fonctions d'ondelettes $\Psi_{\mu,s}$ ⁸⁵:

Équation 30

$$c_{i,j} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(i, j) \frac{1}{\sqrt{s}} \Psi\left(\frac{i - \mu}{s}, \frac{j - \mu}{s}\right) di dj$$

Cette décomposition calcule donc les coefficients d'ondelettes $c_{i,j}$ et reconstruit également l'image $f(i, j)$ à partir des coefficients $c_{i,j}$.

II.2.2.1.2.4. Bilan sur l'approche spectrale

Ces trois outils spectraux ont été utilisés dans la littérature pour détecter des défauts sur des images de textures variées. Ralló et al. par exemple se basent sur la transformée de Fourier pour extraire les défauts des images textiles ¹⁰². Le filtre de Gabor a été utilisé pour détecter les défauts dans les images de chaussée ⁷⁰ et de tôles d'acier ^{103,104}. La transformée en ondelettes a été utilisée par Ahmed et al., pour détecter une fissure dans des images issues de mesures ultrasonores ¹⁰⁵. Ces textures ont une texture relativement simple. Dans ce chapitre, nous utiliserons ces trois outils pour détecter une fissure sur trois types de texture de marbre lisse, modérément chargée et fortement chargée.

Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

II.2.2.2. Extraction des attributs

En général, après application de ces outils de détection de fissures, des opérations supplémentaires sont appliquées aux contours détectés pour caractériser le profil de défaut. Pour cette étape, des algorithmes de classification peuvent être utilisés pour extraire le défaut du reste de la texture^{40,54}. Une autre solution consiste à appliquer des opérations morphologiques aux contours pour faire émerger les caractéristiques du défaut (longueur, surface, périmètre, etc..).¹⁰⁶

II.2.2.2.1. Classification des attributs détectés

Les algorithmes de classification jouent un rôle majeur dans le traitement d'image et selon (Manjula et al., 2017), ces outils sont utilisés pour classer les objets détectés dans l'image en différentes classes en fonction des caractéristiques de l'anomalie recherchée¹⁰⁷. Nous nous intéressons à la détection des fissures dans cette étude.

Il existe plusieurs algorithmes de clustering, Wang et al. mentionnent le clustering K-means (K-means), le clustering C-means flou (FCM), le clustering à entropie maximale (MEC), le clustering hiérarchique (HC) comme exemples d'algorithmes utilisés dans la littérature pour distinguer un défaut dans une image⁵⁹.

Ces algorithmes conviennent à différentes applications et le choix du classifieur est basé sur les performances de l'algorithme et le domaine d'application. Dans ce chapitre, la classification k-means est utilisée pour extraire la fissure car c'est un algorithme de classification très adapté en traitement d'image et qui donne de bons résultats^{40,42,43,54,108}. L'historique et le principe de cet algorithme a été déjà décrit dans le **premier Chapitre** (section I.3.3.6.1) et on réutilisera cet outil pour la classification des attributs détectés.

Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

II.2.2.3. Conclusion de l'état de l'art

En conclusion, divers outils sont utilisés dans la littérature pour détecter des objets, des contours et des fissures en utilisant l'apprentissage automatique et le traitement d'image classique. En ce qui concerne la technique de détection basée sur l'apprentissage automatique, plusieurs cas d'études détectent avec une précision importante l'emplacement des fissures de la chaussée à l'aide de réseaux convolutifs neuronaux profonds vu que la texture uniforme de la chaussée n'a pas la même géométrie que les discontinuités de la fissure ^{49,109-111}. De même, les algorithmes d'apprentissage automatique sont utilisés dans la détection de défauts sur d'autres matériaux d'infrastructure tels que les tabliers en béton ⁵⁰, la maçonnerie en pierre ¹¹². La texture de ces exemples de matériaux est en effet uniforme, mettant en évidence la localisation de la fissure à l'aide des réseaux de neurones convolutifs utilisés dans les deux études. Sipko et al. utilisent des algorithmes de classification automatique des fissures sur des marbres à textures lisses et parviennent à identifier la fissure comme une classe différente de la texture uniforme des deux échantillons de marbre ⁵⁴.

Par rapport à l'objectif de ce chapitre, la chaussée, les dalles en béton et la maçonnerie en pierre ont une texture similaire à la première texture de marbre lisse que nous avons étudiée, mais nous ne pouvons pas utiliser ces algorithmes du fait de la difficulté de constituer une base de données suffisamment riche pour entraîner ce type de modèles. Contrairement à l'étude de Sipko et al. dont l'algorithme de classification est appliqué à une texture de marbre lisse ⁵⁴, ce chapitre vise à développer la détection de fissures sur d'autres textures plus chargées présentant à la fois des veines et des fissures.

Pour la technique de détection basée sur les techniques classiques de traitement d'image, la chaussée a été inspectée avec une approche statistique dans plusieurs études ^{63,106,113} et par l'approche spectrale ¹¹⁴. D'autres études de cas ont utilisé une approche statistique de second ordre pour localiser le défaut sur l'image d'entrée du matériau inspecté comme le textile ^{57,58}, l'acier ⁸⁸ et les fonds marins ⁴². Nous avons remarqué que les textures route, acier et textile

sont simples et l'approche classique du traitement d'image réussit à révéler le défaut. En relation avec ce chapitre, ces approches seront appliquées non seulement au marbre à texture lisse mais aussi à deux autres types de texture moyennement et fortement chargés (voir Tableau 3). La principale difficulté adressée dans ce travail repose sur le fait que les marbres considérés (en particulier la texture marbre moyennement chargée et la texture marbre fortement chargée) présentent à la fois des fissures et des nervures réparties de manière aléatoire et les fissures et veines du marbres peuvent avoir des formes géométriques très proches et parfois les mêmes couleurs.

Ainsi, cette étude vise à appliquer différentes approches de traitement d'image à trois textures de marbre et à discuter l'efficacité de détection des fissures de ces approches par rapport au taux de chargement de la texture.

II.3. APPLICATION DE DETECTION DES FISSURES SURFACIQUES DE MARBRES :

Dans ce qui suit, les étapes d'acquisition et de prétraitement considérés seront les mêmes quel que soit la texture du marbre considérée. Les images ont été prises avec une caméra d'un appareil mobile, et le prétraitement des images est effectué à l'aide d'un filtre de Kuwahara, ce filtre permettant de réduire efficacement le bruit de l'image et de préserver les contours^{66,115}. Par exemple, si on prend un outil statistique le filtre de Canny, on remarque que le lissage Kuwahara présentée dans la Figure 28, diminuera le bruit mais réserve les contours de la fissure détectés.

Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

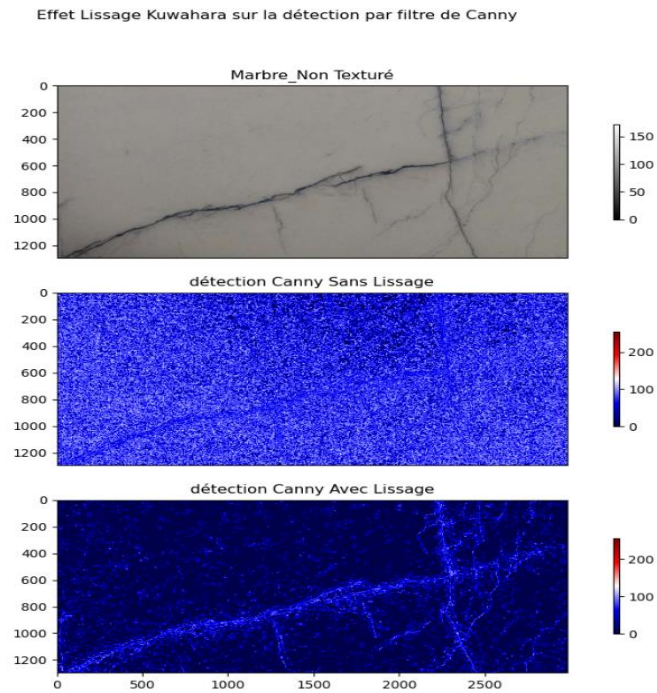


Figure 28: effet de lissage Kuwahara sur la détection des contours, le filtre Canny
De même, on remarque la même chose pour l'un des outils spectraux, la transformée en ondelettes comme le montre la Figure 29.

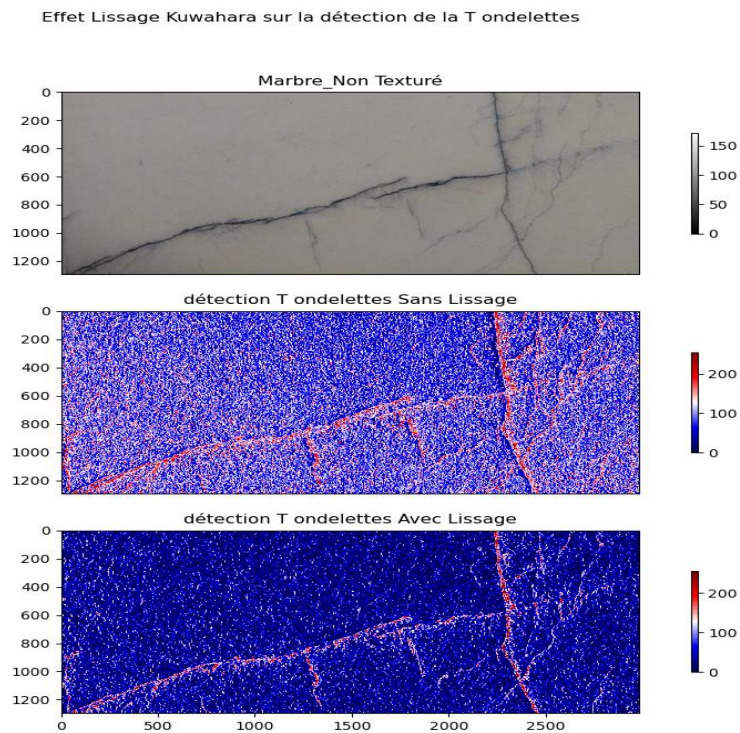


Figure 29: effet de lissage Kuwahara sur la détection des contours, la transformée en

ondelettes

Pour l'étape de « traitement », les différents outils listés section II.2.2.1 seront testés sur chacune des textures de marbre. Enfin, pour l'extraction d'attributs, nous utiliserons le K-means comme un algorithme de classification non supervisé largement utilisé dans le traitement d'images et donnant des résultats efficaces. La Figure 30 ci-dessous illustre le processus de détection des fissures de surface dans les marbres proposé dans ce travail.

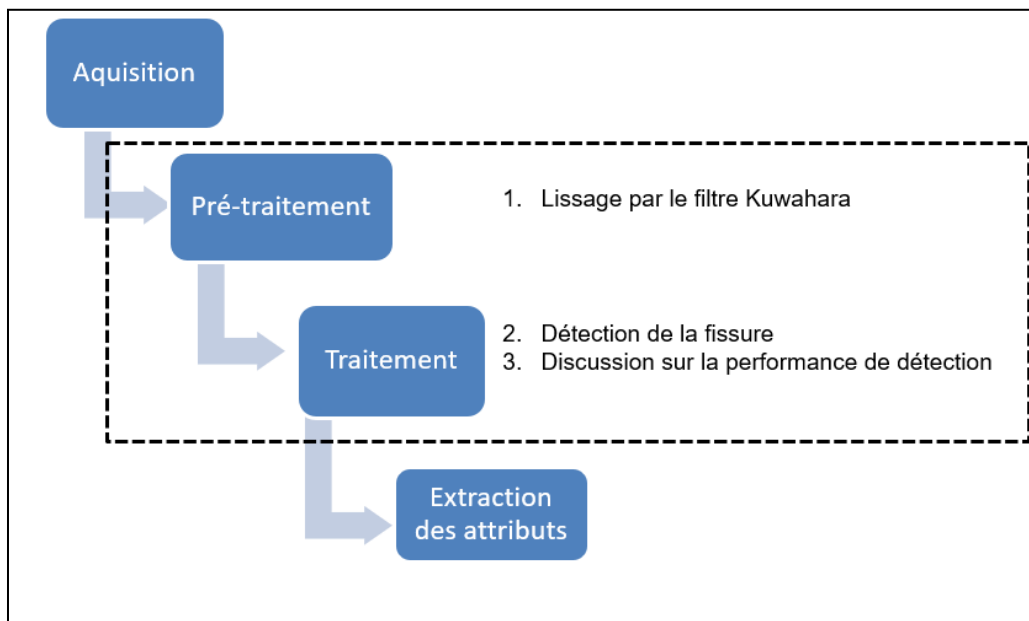


Figure 30: démarche de détection des fissures sur le marbre

II.3.1. Détection des fissures surfaciques d'un marbre de texture unie :

Dans cette section, les différents outils identifiés précédemment seront tour à tour testés sur un marbre de texture unie afin d'évaluer leur aptitude à détecter la présence d'une fissure. Les outils considérés ici sont :

- ✓ Les moments glissants du premier ordre : la variance, la moyenne, la symétrie (skewness) et l'aplatissement (kurtosis).
- ✓ Les filtres de Canny, Sobel et Laplacian
- ✓ Deux descripteurs de la matrice de co-occurrence : l'entropie et le contraste. L'homogénéité et le contraste se comportent respectivement comme l'inverse de

Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

l'entropie et de l'énergie comme le font remarquer Regniers et al.¹¹⁶. Pour cette raison, ces deux indicateurs n'apporteront pas d'informations supplémentaires pour la détection d'une fissure et ne seront donc pas présentés ici. Suite à des essais sur des images de marbre unie, la corrélation ne semble pas apportée d'information particulière sur la présence de la fissure et ne sera pas présentée ici.

- ✓ La méthode des motifs locaux binaires (MLB)
- ✓ Les outils de l'approche spectrale : la transformée de Fourier, le filtre de Gabor et la transformée en Ondelettes.

II.3.1.1. Etapes de détection

Afin d'évaluer l'aptitude d'un outil de détection à faire émerger la présence d'une fissure dans une image, l'outil de détection sera appliqué à l'image prétraitée puis une classification k-means sera appliquée sur la sortie de cet outil. Une fissure sera considérée comme correctement détectée si un des cluster du k-means correspond à la fissure sur l'image. La méthode du coude présentée dans la section I.3.3.6.1 **du premier chapitre** permet de fixer le nombre de clusters, il sera pris égal à 3. Afin de définir un score de détection de la fissure, on définit manuellement les pixels défectueux dans l'image d'origine et on compare la position des pixels de la fissure de référence à ceux de la fissure détectée par l'outil de traitement d'image. Les pixels défectueux définis dans la Figure 31 constituent la fissure de référence de la texture du marbre unie.

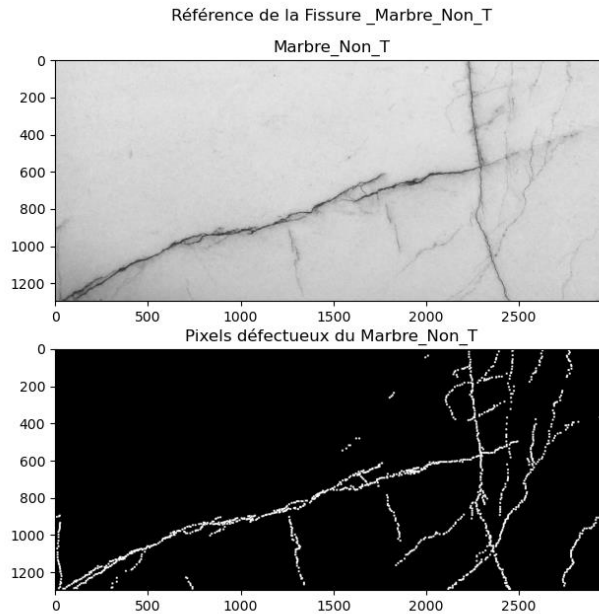


Figure 31 : définition des pixels défectueux pour le marbre non texturé

Plusieurs indicateurs peuvent être étudiés afin de regarder la capacité des outils de détection à chercher la fissure :

- Exactitude : l'exactitude est le rapport $(VP+VN) / (VP+VN+FP+FN)$, plus elle est proche de 1, meilleur est le test.
- Précision : la précision est le rapport $VP / (VP + FP)$. Elle correspond à la proportion de prédictions positives effectivement correctes.
- Précision équilibrée (cas binaire uniquement) : la précision équilibrée est un indicateur utilisé pour évaluer la qualité d'un classifieur binaire. Il est particulièrement utile lorsque les classes sont déséquilibrées.
- Sensibilité (aussi appelée Fraction de Vrais Positifs ou rappel) : proportion d'individus positifs effectivement bien détectés par le classifieur.

- Spécificité (aussi appelée Fraction de Vrais Négatifs) : proportion d'individus négatifs effectivement bien détectés par le test.

Le calcul de l'aptitude de chaque outil à détecter les pixels de zone défectueuse définit dans la figure ci-dessus est calculé dans cette étude par l'indice « exactitude » qui est défini par Metz¹¹⁷ comme la proportion de prédictions correctes (à la fois vraies positives et vraies négatives) parmi le nombre total de cas examinés. Parfois, ce paramètre est appelé indice de Rand qui présente une mesure de similarité entre deux partitions d'un ensemble ¹¹⁸. L'exactitude est utilisée dans cette étude pour calculer le taux d'accord entre deux partitions qui sont zone défectueuse définit par la méthode de sélection des pixels défectueux et le résultat de l'outil de détection.

Le score définissant l'exactitude de détection de chaque outil ainsi défini comme le rapport entre la somme des vrais positifs (VP) et les vrais négatifs (VN) et la somme des vrais positifs (VP), des vrais négatifs (VN) et des faux positifs. Ce score est calculé par l'équation ci-dessous :

Équation 31
$$\text{exactitude} = \frac{VP+VN}{VP+FP+VN}$$

Où

VP = ce que l'outil déclare comme positif et c'est le cas : intersection (contours détectés par l'outil de détection et les pixels associés à la zone de la fissure).

FN = ce que l'outil déclare comme négatif mais il ce n'est pas le cas : ce que l'outil n'arrive pas à le détecter sur la fissure.

FP = les faux contours détectés par l'outil : ce que l'outil déclare comme positif alors ce n'est pas le cas

VN = ce que l'outil déclare comme négatif et c'est le cas.

Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

II.3.1.2. Performance de la détection de la fissure sur une texture unie de marbre par les outils de traitement d'image :

De la même manière, la précision de détection de chaque outil a été calculé et la comparaison entre la performance des différents outils pour un marbre de texture unie est illustré dans la Figure 32 ci-dessous :

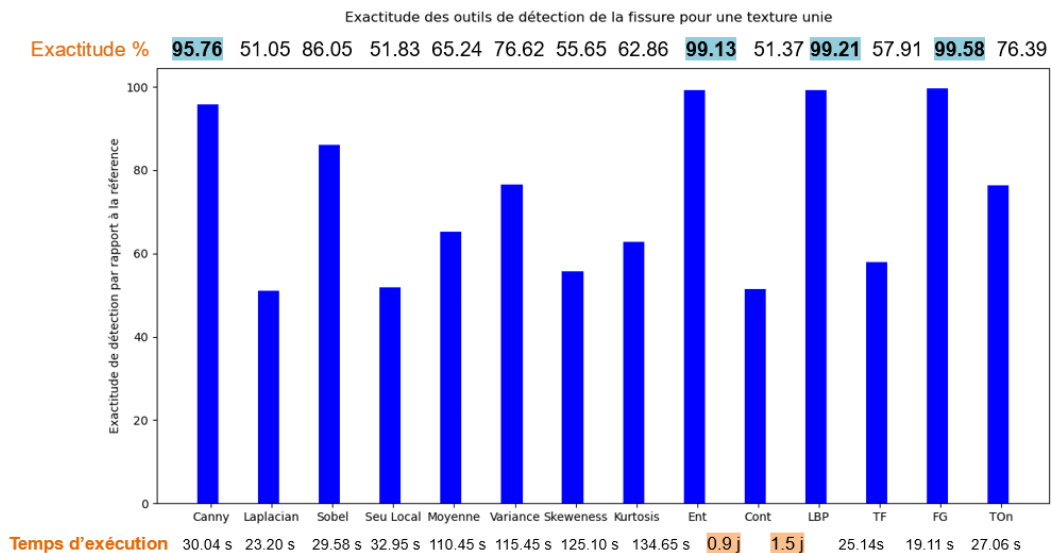


Figure 32: Performance de détection de la fissure des différents outils pour un marbre non texturé.

Le temps d'exécution de chaque outil utilisé sur pc Core (TM) i5 avec mémoire RAM installée d'environ 8,00 Go est également indiqué dans la Figure 32. Ainsi, on remarque que malgré la précision de deux descripteurs de la MCO (contraste et entropie) atteignant respectivement 51.37% et 99.13%, ces descripteurs prennent beaucoup de temps de calcul en jours (respectivement 1.5 j et 0.9 j). Également, les moments glissants (moyenne, variance skewness et kurtosis) sont un peu lents (entre 110 s et 135 s) dans le temps d'exécution et atteignent une exactitude inférieure entre 50% et 70%. Les moments glissants du premier ordre prend un peu plus du temps par rapport aux autres outils (tel que LBP, Gabor ...etc.) vue que le calcul de ces outils se fait par balayage d'une imagette sur toute l'image et ceci prend du temps.

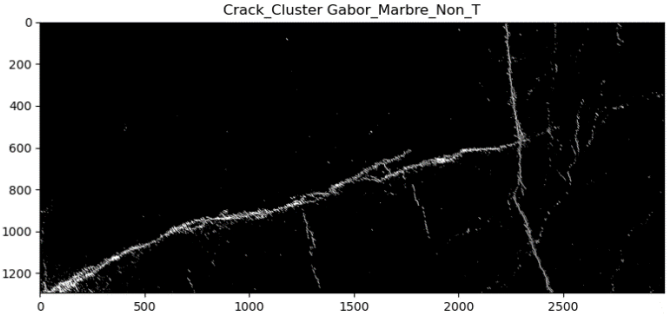
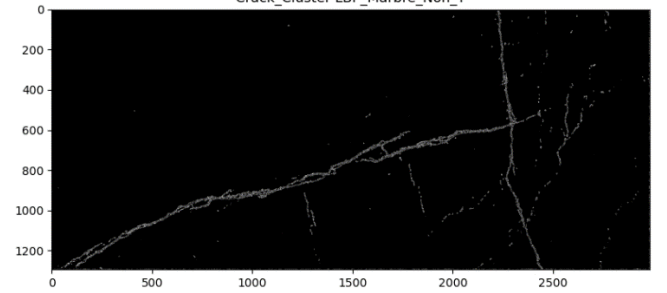
Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

des Pour les autres outils de détection, ils sont beaucoup plus rapides et on constate que le filtre de Canny, le filtre de Gabor et la MLB sont plus efficaces pour la détection de la fissure que les autres outils et dépassant les 99% d'exactitude.

Le Tableau 6 présente les résultats de détection de la fissure sur une texture du marbre unie par les trois outils les plus performant du point de vue exactitude et temps de calcul (filtre de Canny, filtre de Gabor et motif local binaire). On constate que le filtre de Canny détecte tous les détails de la fissure et même d'autres détails extérieurs à la fissure présentant une intensité différente du fond de l'image. Alors que les deux outils Gabor et MLB détectent globalement la squelette de la fissure. La performance de ces deux outils est légèrement plus importante que le filtre de Canny vue qu'ils ont détectés moins de faux contours dispersés sur les deux côtés de la fissure. Par conséquent le nombre FP(Gabor) et FP(MLB) sont plus faible que FP(Canny).

Tableau 6 : Détection des fissures sur une texture du marbre unie

Outil de détection	Extraction de la classe définissant la fissure
<p>Approche statistique 1^{er} ordre → Canny</p>	<div data-bbox="606 1299 1276 1612" style="text-align: center;"> </div> <p>Performance=95.76%</p> <p>Temps d'exécution=30 secondes</p>

<p>Approche spectrale → Filtre de Gabor</p>	 <p>Performance=99.58%</p> <p>Temps d'exécution= 27 s</p>
<p>Approche statistique d'ordre supérieur → MLB</p>	 <p>Performance= 99.21%</p> <p>Temps d'exécution= 25 s</p>

Donc, on constate que tous les outils cités dans l'état de l'art sont capables de détecter la localisation de la fissure à une précision variable. Néanmoins, les descripteurs de la MCO prennent beaucoup de temps d'exécution. Les moments glissants de premier ordre (moyenne, variance, skewness et kurtosis) nécessitent un temps de calcul relativement important. Le filtre de Canny, le seuillage local, le filtre de Laplace, le filtre de Sobel, MLB, la transformée de Fourier, le filtre de Gabor et la transformée en ondelettes sont rapides à exécuter mais le filtre de Gabor, l'outil MLB et le filtre de Canny détectent mieux la fissure de marbre non texturé avec des exactitudes respectives de 99.58%, 99.21% et 95.76%.

II.3.2. Détection des fissures surfaciques d'un marbre de texture moyennement chargée et fortement chargée :

Pour les deux types de textures de marbre moyennement et fortement chargée, l'application de la liste des outils utilisés précédemment (Canny, Laplacian, ..., filtre de Gabor, TO) détectent à la fois la fissure et la nervure. Si on prend par exemple le filtre Canny et le seuillage local comme des outils appartenant à l'approche statistique du premier ordre, l'entropie de la MCO comme un outil appartenant à l'approche statistique de deuxième ordre, l'outil statistique d'ordre supérieur MLB et la transformation en ondelettes comme un outil appartenant à l'approche spectrale, les résultats de détection de contours par ces outils sont présentés dans la Figure 33 pour une texture moyennement chargée et dans la Figure 34 pour une texture fortement chargée.

Détection des contours pour une texture moyennement chargée à l'aide de l'approche statistique et l'approche spectrale

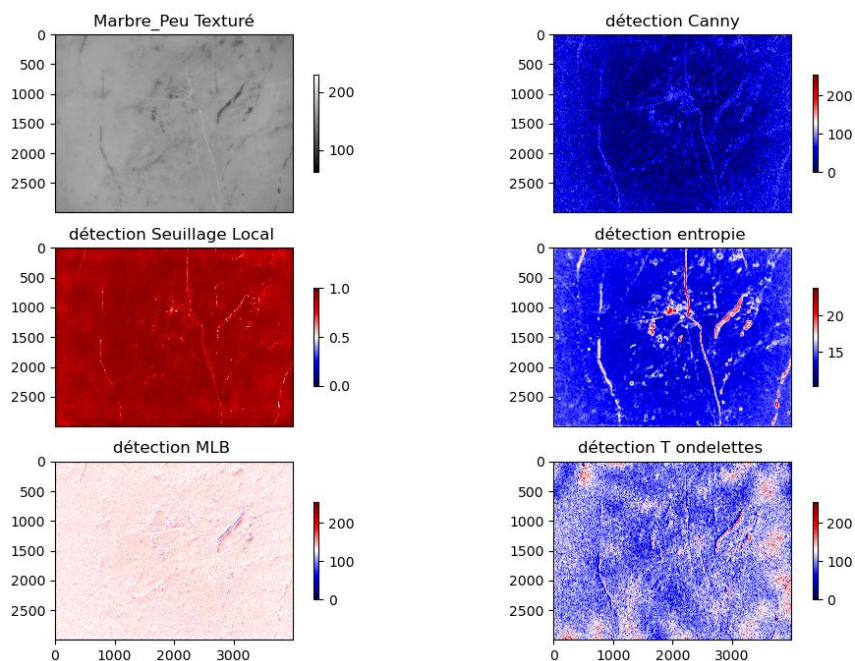


Figure 33 : Détection des contours pour une texture moyennement chargée à l'aide de l'approche statistique et l'approche spectrale

Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

Détection des contours pour une texture fortement chargée à l'aide de l'approche statistique et l'approche spectrale

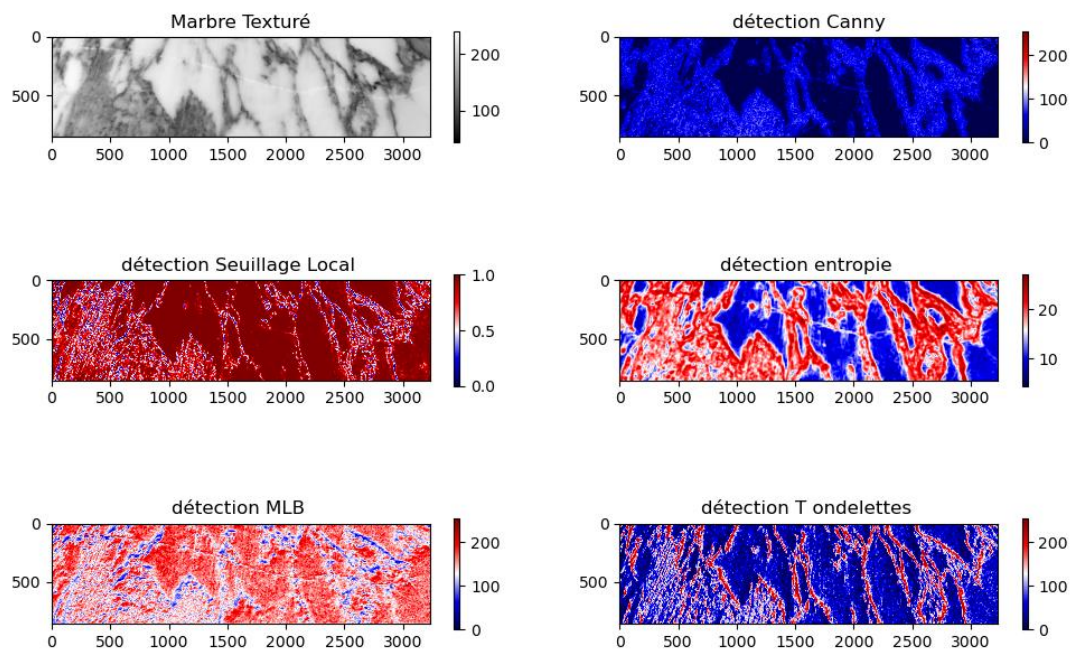


Figure 34 : Détection des contours pour une texture moyennement chargée à l'aide de l'approche statistique et l'approche spectrale

Les résultats de détection illustrent que les différents outils détectent à la fois la fissure et les nervures présentes dans deux textures. Le problème qui se pose donc, c'est comment on va différencier si un contour appartient à la fissure ou à la texture de la plaque ?

On va réétudier les outils les plus précis (le filtre de Canny, MLB et le filtre de Gabor) pour détecter la fissure sur ces deux sortes de textures.

On constate que pris séparément, l'application des différents filtres sur des marbres moyennement et fortement texturés ne permet pas de détecter correctement la fissure. On note toutefois que le filtre de Canny détecte tous les détails dans l'image à savoir la fissure, les contours internes et les contours externes des veines du marbre. Le filtre de Gabor détecte quant à lui la fissure ainsi que les contours extérieurs des veines du marbre. Enfin, la technique MLB détecte la fissure et les contours internes des veines. Ceci est illustré dans les deux exemples

Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

de marbres fissurés de texture moyennement et fortement chargée respectivement dans la Figure 35 et la Figure 36.

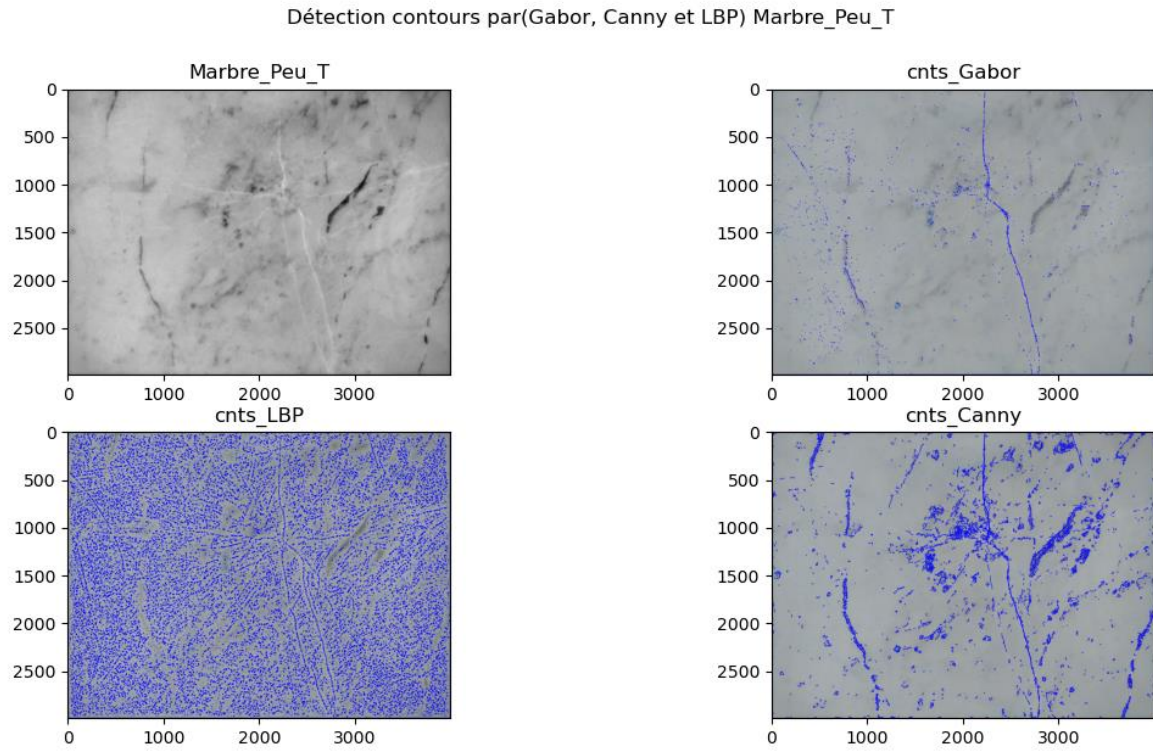


Figure 35 : Détection des contours par (Gabor, MLB et Canny) d'une texture moyennement chargée

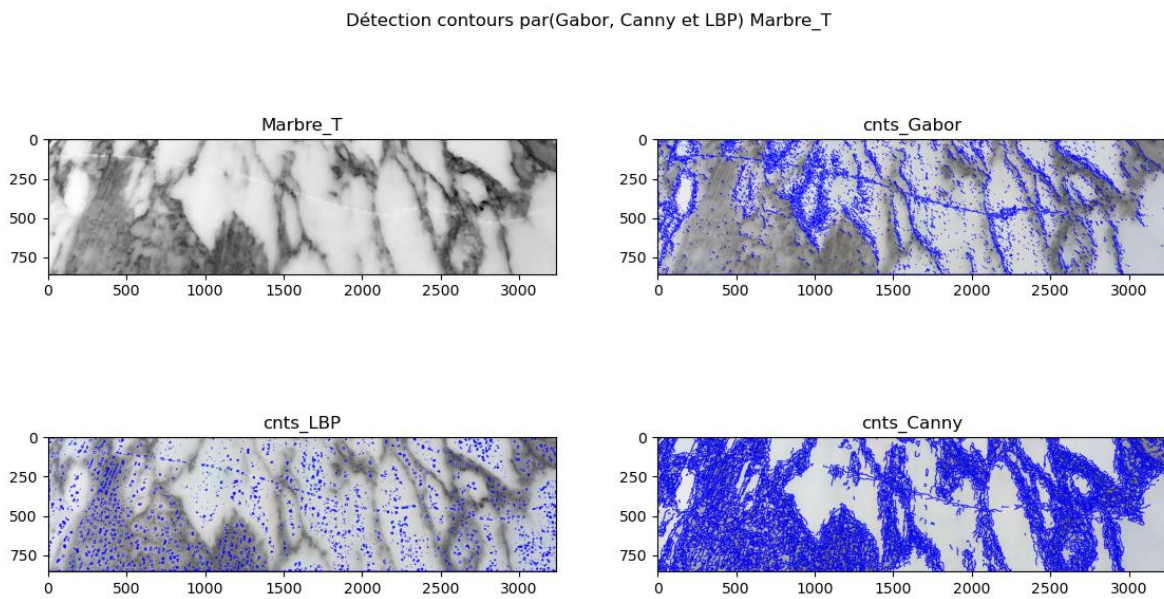


Figure 36: Détection des contours par (Gabor, MLB et Canny) d'une texture fortement chargée

En se basant sur ces observations, on propose donc de combiner les performances de ces différents filtres afin d'extraire la fissure. La démarche proposée est présentée dans la Figure 37.

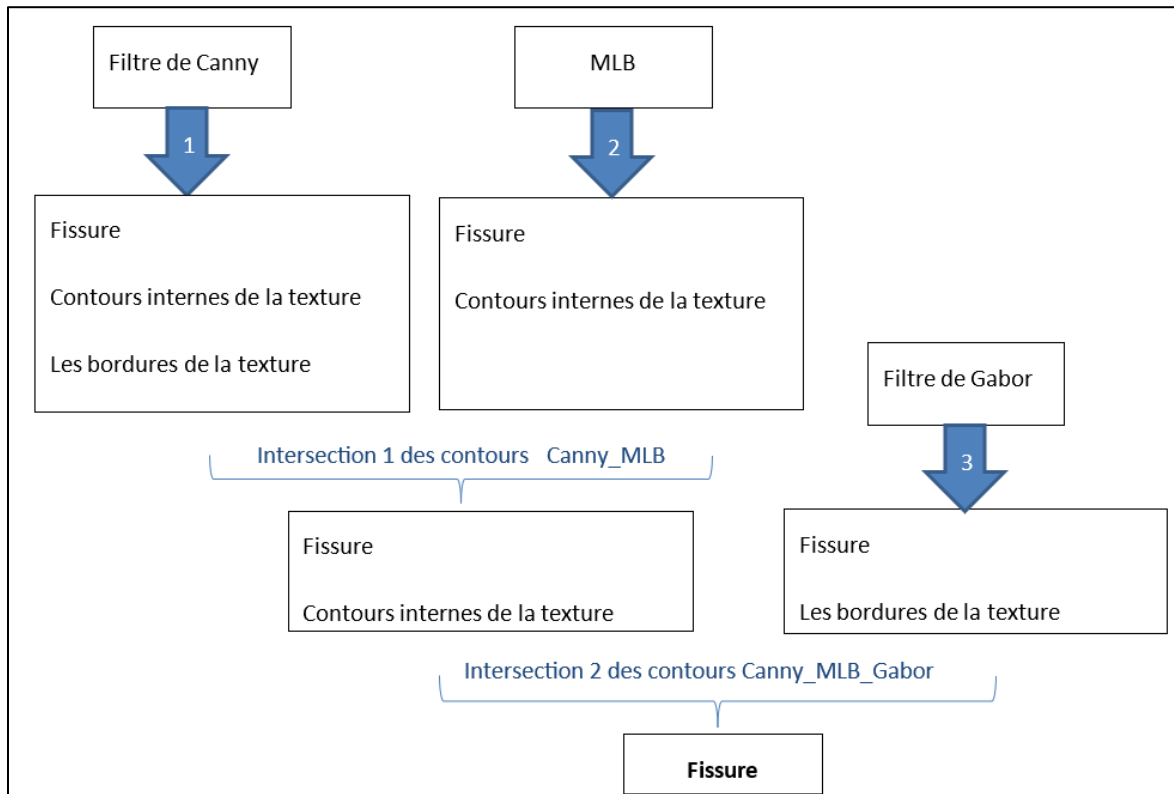


Figure 37: démarche d'extraction de la fissure pour des texture de marbres chargées

En effet, pour une texture contenant des nervures aléatoires, la détection des fissures est plus complexe que celle d'une texture unie. Pour cela, on propose d'extraire l'intersection entre les trois outils Gabor, Canny et MLB pour identifier les discontinuées de la fissure en commun détectés par ces outils.

II.3.2.1. Application de l'intersection Canny, MLB et Gabor pour le marbre moyennement chargée et fortement texturé

II.3.2.1.1. Texture du marbre moyennement chargée :

L'intersection de trois outils Canny, MLB et Gabor outils détectent la fissure sur le marbre peu texturé comme le montre la Figure 38.

Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

Intersection_contours(Gabor, Canny et LBP) Marbre_Peu_T

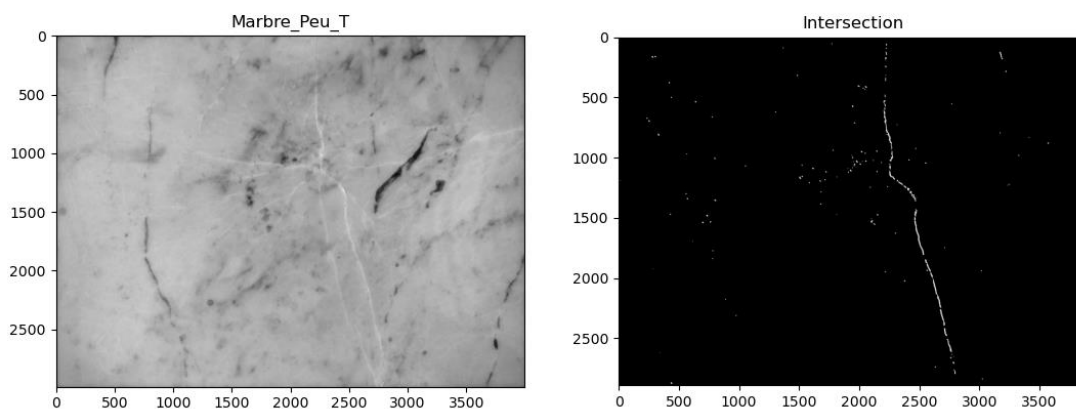


Figure 38 : détection de la fissure pour un marbre peu texturé

La performance de ce nouvel outil de détection est calculée par rapport à la fissure de référence définie manuellement en sélectionnant la zone de la fissure (voir Figure 39).

zone défectueuse_Marbre_Peu_T

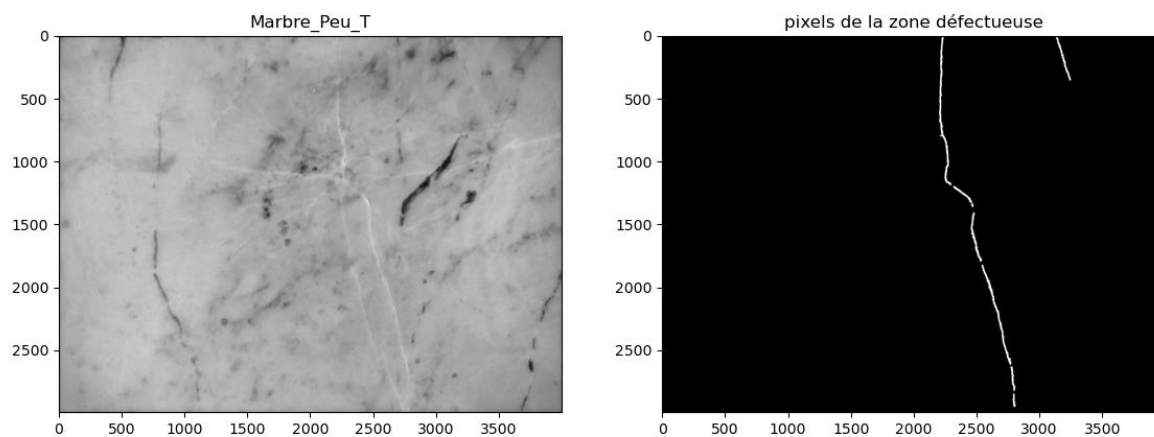


Figure 39: définition de la fissure de référence pour la texture du marbre moyennement chargée

Dans ce cas, le résultat de détection est présenté dans la Figure 40:

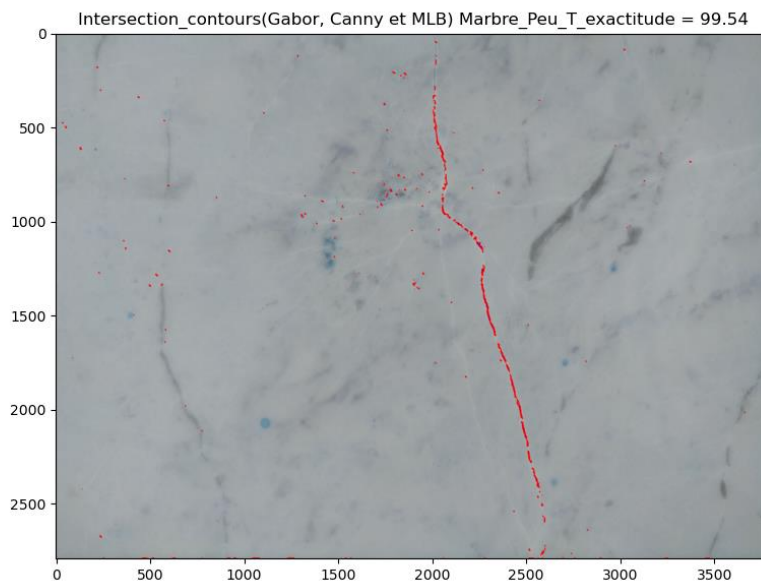


Figure 40: précision de la détection de la fissure par l'intersection (Canny_Gabor_MLB) sur une plaque du marbre peu texturé

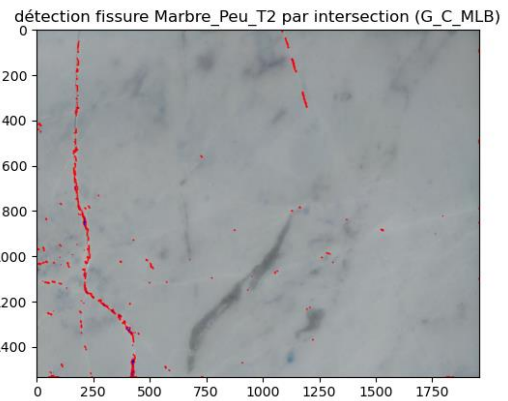
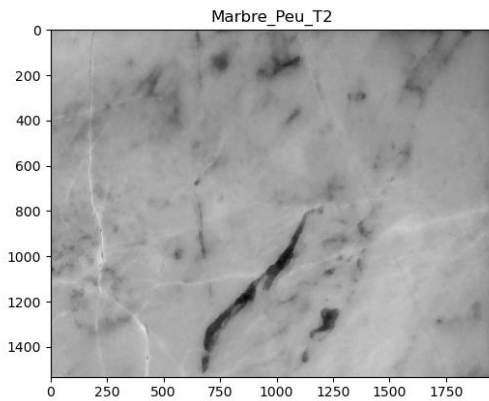
L'exactitude de la détection est calculée selon l'Équation 31 et vaut 99.5%.

Pour valider ce résultat, on va tester la même méthode sur deux autres images présentant une fissure pour la plaque du marbre peu texturé. Le Tableau 7 présente l'image d'origine et le résultat de détection avec l'exactitude correspondante.

Tableau 7: Validation de la méthode d'intersection Canny, Gabor et MLB pour d'autres images du marbre peu texturé

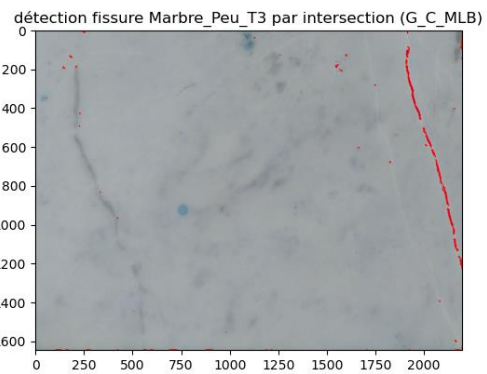
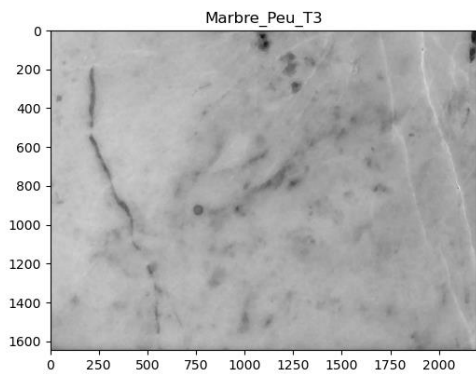
Exemple 1 : Marbre peu texturé 2

Détection de la fissure Marbre_Peu_T2; exactitude=99.09%



Exemple 2 : Marbre peu texturé 2

Détection de la fissure Marbre_Peu_T3; exactitude=99.48%



Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

Donc la technique d'intersection (Canny_Gabor_MLB) est performante vue qu'elle est rapide au niveau de temps d'exécution et détecte la fissure avec une exactitude supérieure à 99%. On va appliquer la même technique sur le marbre de texture fortement chargée.

II.3.2.1.2. Texture du marbre fortement chargée

De même, on remarque l'intersection de ces trois outils détectent des discontinuités de la fissure du marbre fortement texturé Figure 41.

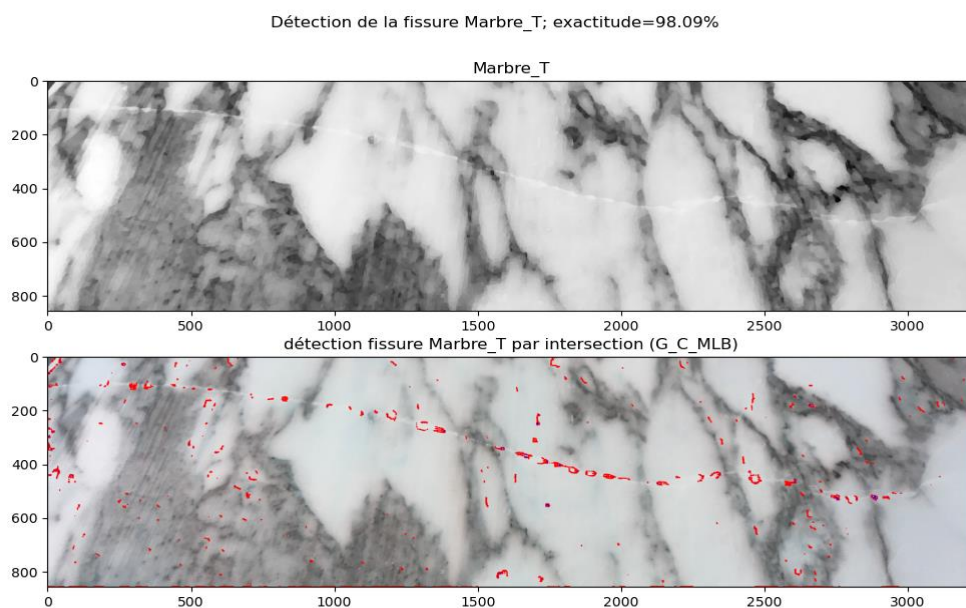


Figure 41 : détection de la fissure pour un marbre texturé

De la même manière que précédemment, les pixels définissant la fissure de référence du marbre fortement chargé sont définis manuellement, la Figure 42 présente l'ensemble des pixels définissant cette fissure.

Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

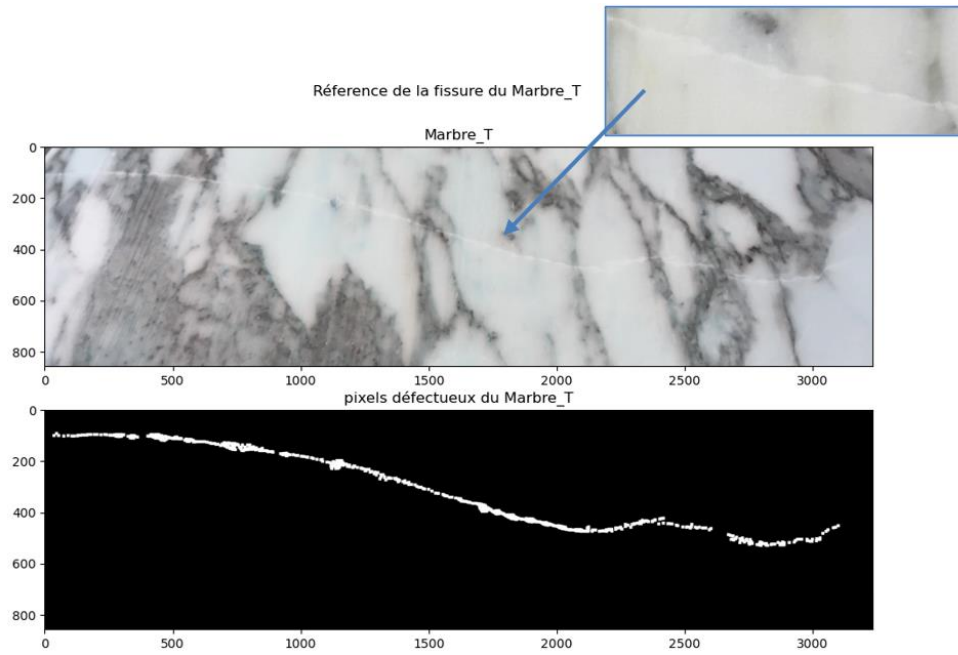


Figure 42: définition de la fissure de référence pour la texture du marbre fortement chargée

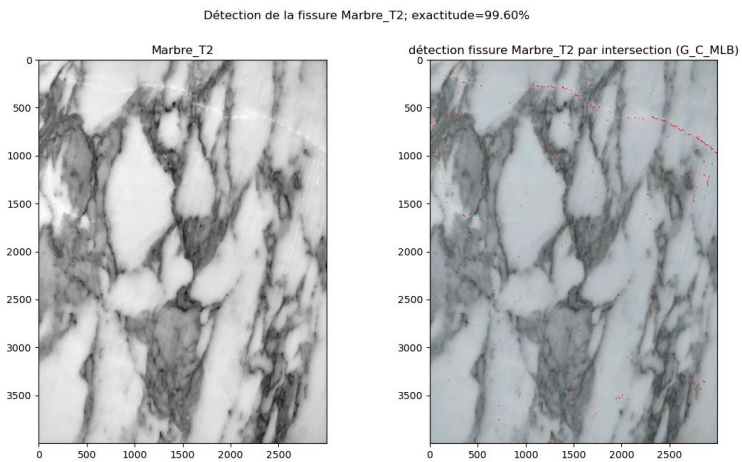
Par la suite, on a calculé le nombre des vrais positifs, faux positifs, vrais négatifs et faux négatifs pixels détectés par la technique (Canny_Gabor_MLB). L'exactitude de la détection de cet outil sur une texture du marbre peu texturée est de l'ordre de 98%.

La méthode a également été testée sur deux autres images présentant une fissure pour la plaque du marbre fortement texturé. Le Tableau 8 présente l'image d'origine et le résultat de détection avec la précision correspondante.

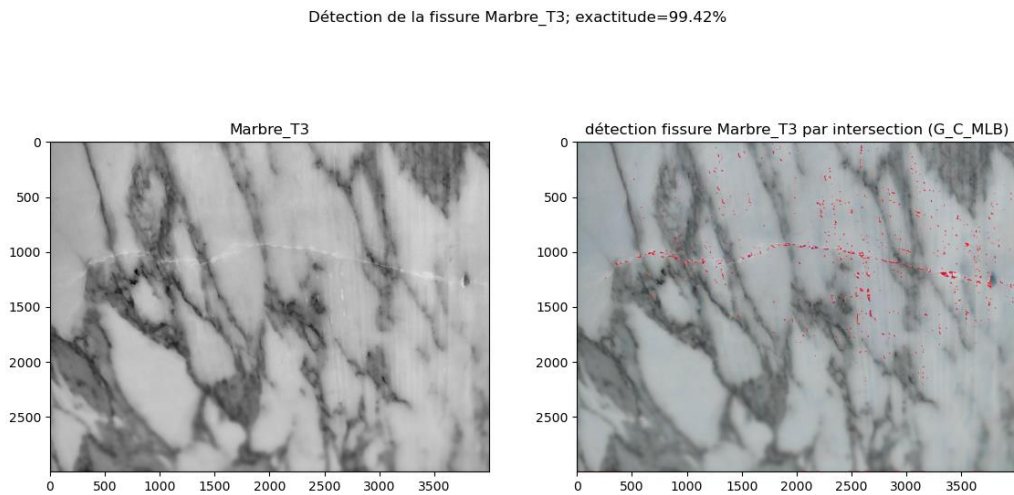
Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

Tableau 8 : validation de la méthode d'intersection Canny, Gabor et MLB pour d'autres images du marbre fortement texturé

Exemple 1



Exemple 2



On remarque que la méthode (Canny_Gabor_MLB) détecte aussi la fissure sur des textures fortement chargées avec une exactitude supérieure à 98%.

II.4. CONCLUSION DU CHAPITRE

Dans ce chapitre, nous avons exposé les étapes de détection des fissures surfaciques de marbres sous forme de trois types de textures avec un taux de chargement croissant (texture unie, texture moyennement chargée et texture fortement chargée).

Les résultats de ce chapitre permettent de compléter ceux du premier chapitre en permettant de localiser la fissure dans la plaque fissurée. En premier lieu, une étude de l'état de l'art a été mise en place pour identifier les différentes approches de détection des défauts, pour décrire les outils de chaque approche et étudier les applications de ces outils dans la littérature. En deuxième lieu, une distinction des deux approches principales a été envisagée qui sont l'approche statistique (premier ordre, deuxième ordre et ordre supérieur) et l'approche spectrale. L'objectif était d'appliquer les différentes approches à chaque texture et conclure sur l'aptitude de l'outil utilisé à détecter les fissures pour les trois niveaux de textures.

On conclut que les différents outils utilisés (le filtre de Canny, le seuillage local, le filtre de Laplace, le filtre de Sobel, l'entropie, le contraste, MLB, la transformée de Fourier, le filtre de Gabor et la transformée en ondelettes) sont capables de détecter les fissures sur une texture du marbre unie à des taux de précision variable mais le filtre de Gabor, le filtre de Canny et l'outil MLB demeurent plus précis et plus rapides.

Pour les textures moyennement et fortement chargées, les outils de traitement d'images classique détectent à la fois la fissure et les veines de marbres. De ce fait, on a proposé une nouvelle technique de détection des contours se basant sur l'intersection des contours détectés par les outils les plus performants pour le cas du marbre de texture unie. Il apparaît alors que le filtre de Canny détecte la fissure ainsi que les contours intérieurs et extérieurs de la texture, que l'outil motifs locaux binaires (MLB) détecte la fissure ainsi que les contours intérieurs de la texture et enfin que le filtre de Gabor détecte la fissure et les contours extérieurs

Chapitre II. Localisation automatique d'une fissure dans le marbre à l'aide des outils de traitement d'image

de la texture. L'intersection de ces trois outils permet alors d'extraire la fissure du reste de la texture du marbre.

Cette nouvelle méthode a été testée sur les deux images de base de texture moyennement et fortement chargée (Tableau 3) et atteint une exactitude de détection de plus que 98% par rapport à l'état de la fissure sélectionné manuellement en sélectionnant les pixels défectueux définissant la fissure.

Cependant, nous pouvons encore améliorer cette application en récupérant toute une base de données des images de marbres sains et endommagés et en appliquant les modèles d'apprentissage automatique pour définir les discontinuités de la fissure. Les réseaux de neurones convolutifs et les modèles auto-encodeurs peuvent par exemple être utilisés en définissant comme cible la géométrie de la discontinuité de la fissure cherchée. Un deuxième axe qui est très intéressant et qui consiste à lier et fusionner les discontinuités de la fissure détectées de façon que l'algorithme de détection rend la médiane de la fissure à la fin.

Après avoir identifié au premier chapitre si une plaque de marbre est fissurée ou non et au deuxième chapitre la localisation de la fissure sur la plaque, on s'intéresse à l'application de ces résultats pour l'usinage de plaques de marbre. Pour cela, dans un premier temps, une étude expérimentale est nécessaire sur un marbre non fissuré pour savoir les différents défauts d'usinage qui peuvent apparaître. Par conséquent, le troisième chapitre décrit une étude expérimentale du perçage d'un marbre non fissuré « blanc de Carrare » par un outil non conventionnel : le jet d'eau abrasif.

Chapitre III. PREDICTION DE LA PERFORMANCE DE PERÇAGE DU MARBRE PAR UN SYSTEME HYBRIDE : REGRESSION LINEAIRE ET RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

III.1. INTRODUCTION

Rappelons que l'anisotropie du marbre et son hétérogénéité font qu'un même matériau se comporte différemment lorsqu'il est usiné dans des positions différentes. Dans le premier chapitre, on a essayé de classifier les paques de marbres en deux classes de type fissurée et non fissurée alors que dans le deuxième chapitre, on a essayé de déterminer l'emplacement de la fissure superficielle. Tandis que le but du troisième chapitre est d'identifier les éventuels défauts d'usinage du marbre en fonction des paramètres de coupe de la machine utilisée. En effet, l'automatisation de l'usinage MO-CN (Machine-Outil à Commande Numérique) de ce matériau est limitée et dépend de plusieurs facteurs, tels que les paramètres de l'outil de coupe, les paramètres de la machine d'usinage et également les propriétés du marbre. Dans la première partie de ce troisième chapitre, nous proposons une étude sur les machines existantes de façonnage du marbre et des modèles de prédiction de la qualité de la surface usinée. Ensuite, nous présentons une étude de cas expérimental du perçage des plaques du marbre. Les résultats de cette partie expérimentale ont permis de créer un nouveau modèle d'Intelligence Artificielle (IA) basé sur les réseaux de neurones artificiels. Enfin, ce modèle est optimisé par un algorithme génétique multi-objectifs déterminant ainsi les paramètres optimaux de la machine assurant des défauts de perçage minimaux.

III.2. ETUDE DE L'EXISTANT :

Dans le cadre de l'usinage du marbre, il existe deux types de machines-outils, les machines conventionnelles qui utilisent des outils rotatifs où l'usinage se fait par enlèvement de matière, et les machines non conventionnelles qui utilisent des outils de coupe sans arrachement de

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

matière tels que l'EDM (Electrical Discharge Machining), le laser et le jet d'eau abrasif. Par exemple, Abbassi et al. ont mené une étude expérimentale sur le perçage du marbre blanc de Calacatta-Carrare à l'aide d'un centre d'usinage 5 axes et de quatre outils rotatifs diamantés pour prédire les tolérances géométriques des trous en fonction des paramètres de l'outil ¹¹⁹. De même, Simsir a étudié le processus de découpe du marbre avec des scies en utilisant des paramètres de vitesse d'alimentation adaptatifs qui économisent du temps et du matériel ¹²⁰. De plus, Suharto et al. ont étudié la rugosité de surface du marbre usiné par une MO-CN Router 3 - Axis à l'aide d'outils de coupe au carbure ¹²¹. Dans le même contexte, Özkan et al. ont déterminé des paramètres d'usinage appropriés (profondeur de coupe, vitesse d'avance et vitesse de rotation) pour le fraisage du marbre et ont conclu que les paramètres de profondeur de coupe et de vitesse d'avance ont la plus grande influence sur la rugosité de la surface lors du traitement des marbres ¹²². Ainsi, plusieurs études de cas ont étudié la qualité de la surface usinée par des machines conventionnelles en fonction des paramètres des outils rotatifs utilisés sur la base d'indicateurs de qualité tels que les tolérances géométriques et les tolérances de forme.

Cependant, le principal inconvénient des machines conventionnelles est que le marbre peut être gravement endommagé lors de l'usinage sous forme d'arrachement de la matière lors de l'engagement et de dégagement de l'outil. Un autre inconvénient des machines conventionnelles est l'initiation des fissures autour des surfaces usinées dues essentiellement à la vibration appliquée par l'outil rotatif stimulant la propagation des micro et macro-fissures dans le marbre ^{119,123}.

Ce chapitre présente essentiellement l'opération de perçage par le jet d'eau abrasif (JEA). Natarajan et al. ont confirmé que par rapport à d'autres machines de découpe non conventionnelles telles que l'usinage EDM et le processus de découpe laser, le processus d'usinage à jet d'eau abrasif (UJEA) reste plus efficace. Ils ont ajouté que le JEA est capable de couper

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

toutes sortes de matériaux tels que les métaux, les non-métaux, les composites et les céramiques sans déformation thermique et avec une force de coupe minimale ¹²⁴. Un autre avantage suggéré par Miranda et al. est que cette nouvelle technologie peut être facilement intégrée dans les systèmes existants de conception assistée par ordinateur (CAO) et de fabrication assistée par ordinateur (FAO), permettant d'optimiser considérablement le processus de découpe des formes ¹²⁵. Ainsi, le procédé UJEA permet de surmonter le risque de fissuration, mais il présente certaines limites sous formes de divergence des arrêts de coupe et d'apparition des stries. Dans ce contexte, (Hlaváč et al. ; Pawar et al.) ont confirmé que l'outil JEA provoque un défaut de forme « angle de Kerf » où le jet trace une forme conique lorsqu'il traverse le matériau ^{126,127}. En général, le contrôle qualité de l'UJEA est effectué à l'aide d'indicateurs de performance (IP) tels que (la rugosité de surface Ra , la profondeur de coupe (P_c), la largeur de Kerf (LK), l'angle de Kerf ou la conicité (AK), profondeur des stries par rapport à la surface du matériau (PSSM) et ondulation de surface (OS). Ces indicateurs sont évalués en fonction des paramètres de l'UJEA, qui sont (la pression du jet (P), la distance de tir (DT), le débit massique d'abrasif (DMA), la nature de l'abrasif, la taille des grains abrasifs, la vitesse transversale de la buse (VA), le diamètre de la buse et l'angle d'incidence de la buse) et aussi en fonction des propriétés mécaniques du marbre (porosité, dureté Shore, résistance à l'abrasion de surface, résistance à la compression uniaxiale et densité). Par conséquent, le Tableau 9 présente les résultats trouvés par d'autres chercheurs utilisant le JEA lors de l'usinage du marbre et explique les points communs et les points différents de cette étude par rapport aux autres études appliquant l'UJEA tels que les entrées, les sorties du processus d'usinage et le modèle de prédiction de la qualité de la surface usinée.

Tableau 9 : Classification des études de la qualité des surfaces usinées pour les marbres.

Référence	Entrée	Sortie	Modèle de prédiction	Similitude	Différence
Notre étude	Outil :	Ci	ANOVA	Ce chapitre étudie les tolérances géométriques	

	DT P DMA VA DT Matériau : Marbre blanc de Carrare d'une épaisseur de 30 mm	Cy EL Ra1 Ra2 Ra3 AK	RNA (Réseau de Neurones Artificiels)	qui sont la rugosité, la cylindricité, la circularité, l'erreur de localisation et aussi l'angle de Kerf des trous.	
119	Outil : (Diamètre, hauteur, vitesse de rotation, vitesse d'avance et nombre de cycles de perçage) de l'outil rotatif Matériau : Marbre Carrare Calacatta d'une épaisseur de 30 mm	Ci Cy EL Ra	RNA	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Dimensions du trou ➤ Défauts du trou : Ra, Ci, EL et Cy ➤ Phase de perçage 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ L'outil de perçage était conventionnel ou rotatif ce qui implique des paramètres d'entrée différents (vitesse de rotation, vitesses d'avance, diamètre de l'outil...etc)
126	Outil : VA	AK	Approche expérimentale	<ul style="list-style-type: none"> ➤ L'entrée :VA ➤ La sortie : 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Coupe droite ➤ Différents

	<p>Matériau :</p> <p>Différents types de marbres</p>			Angle de Kerf	<p>échantillons de marbre ont été usinés</p> <ul style="list-style-type: none"> ➤ Les résultats sont basés sur une approche expérimentale
127	<p>Outil :</p> <p>P VA DT DMA</p> <p>Matériau :</p> <p>Marbre d'épaisseur 18 mm</p>	AK LK PSSM	Algorithme CAA (colonie d'abeille artificiels)	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Les mêmes paramètres d'entrée du JEA ➤ L'étude de l'AK ➤ Phase de perçage 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Type et épaisseur du marbre (18 mm). ➤ Modèles polynomiaux du second ordre
128	<p>Outil :</p> <p>DMA VA P</p> <p>Matériau :</p> <p>42 types différents de pierres naturelles</p>	Pc	Analyses de régression multiples linéaires et non linéaires	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Les paramètres d'entrée du JEA (DMA, VA, P) 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Coupe droite ➤ La sortie Pc ➤ Etude de l'effet des propriétés du marbre (dureté Shore, résistance à l'abrasion de surface et la

					<p>densité des roches)</p> <ul style="list-style-type: none"> ➤ Etude des paramètres JEA (DMA, VA et P) sur le Pc.
129	<p>Outil :</p> <p>DT</p> <p>DMA</p> <p>VA</p> <p>Matériau :</p> <p>Marbre blanc de Carrare et marbre vert indien d'une épaisseur de 20 mm</p>	<p>Ra</p> <p>OS</p> <p>AK</p>	<p>ANOVA (Analyse de la variance)</p>	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Paramètres d'entrée (DT, DMA, VA) ➤ Sorties (Ra et angle de Kerf) 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Phase d'usinage (coupe droite) ➤ Type et épaisseur de marbre ➤ Modélisation RNA ➤ Tolérances du trou
130	<p>Outil :</p> <p>VA</p> <p>DT</p> <p>DMA</p>	<p>AK</p>	<p>ANOVA</p> <p>RNA</p>	<ul style="list-style-type: none"> ➤ La sortie AK 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Phase de coupe ➤ Roche granitique ➤ Les performances du RNA et de l'ANOVA sont comparées.

131	<p>Outil :</p> <p>L'angle d'incidence</p> <p>Taille d'abrasif</p> <p>Matériau :</p> <p>Quartz</p>	Ra	Approche expérimentale	<ul style="list-style-type: none"> ➤ La sortie Ra 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Polissage de la surface du quartz ➤ Les entrées
132	<p>Outil :</p> <p>P</p> <p>VA</p> <p>DMA</p> <p>Matériau :</p> <p>Marbre Makrana d'épaisseur 30 mm</p>	AK LK	ANOVA	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Paramètres d'entrée (P, DMA, VA) 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Les entrées (P, VA, DMA) ➤ La sortie (AK) ➤ Type et épaisseur de marbre ➤ Coupe droite ➤ Modélisation RNA
133	<p>Outil :</p> <p>P</p> <p>VA</p> <p>DE (débit d'eau)</p> <p>Nombre de passes</p> <p>DMA</p>	Pc	Approche expérimentale	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Paramètres d'entrée (P, VA, DMA et DT) ➤ La sortie (Pc) 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Coupe droite ➤ Les entrées DE et le nombre de passes ➤ Matériaux usinés

	Matériau : 13 types de spécimens de roche				
134	Matériau : Quatre types de roches : Néphéline - monzosyénite Syéno-granite Marbre Grès quartzeux	Géométrie de saignée Volume de roche retiré (cm ³)	Enquête couplée - microscopie électronique à balayage plus pétrographie	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Identifier les détails des mécanismes de désagrégation de la roche causés par la coupe JEA 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Phase de coupe droite ➤ Les paramètres de coupe par UJEA sont constants ➤ Divers matériaux rocheux
135	Outil : Type abrasif (grenat, alumine fondue blanche, alumine fondue brune, carbure de silicium, billes de verre)	Pc LK Ra	Approche expérimentale	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Les sorties (AK et Ra) 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ L'entrée : différents types d'abrasifs ➤ Les sorties (LK, Pc)
136	Outil : P VA	Taux d'enlèvement de matière Ra	ANOVA	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Les paramètres d'entrée du 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Le paramètre d'entrée de JEA (DMA)

	DT Matériau : Plaque de marbre d'épaisseur 6mm	AK		JEA (P, VA, DT) ➤ Les sorties de JEA (AK, Ra)	est constant ➤ La phase de coupe ➤ Epaisseur du marbre ➤ Les sorties (Ci, Cy, EL) ➤ Le modèle RNA utilisé
137	Outil : P VA DMA Matériau : Marbre Makrana blanc d'épaisseur de 15 mm	AK	ANOVA	➤ Enquête sur AK ➤ Les paramètres d'entrée de JEA (P, VA, DMA)	➤ La phase de coupe ➤ Epaisseur du marbre ➤ Le modèle RNA utilisé

Le Tableau 9 décrit les études d'usinage des marbres pour différentes opérations telles que les coupes droites, le perçage et le polissage pour différentes épaisseurs et propriétés de ce matériau. Pour cette étude, les entrées communes d'usinage à JEA avec les études cités dans le Tableau 9 sont les paramètres du jet P, DT, DMA et VA. Cependant, la nouveauté de ce travail c'est l'étude des défauts macroscopiques liés au perçage à JEA, à savoir la rugosité en fonction de l'épaisseur du marbre, la cylindricité, la circularité, l'erreur de localisation et l'angle de Kerf des trous pour le marbre blanc de Carrare. Par ailleurs, cette étude fait recours à un système hybride de régression linéaire et de réseaux de neurones artificiels afin de prédire la

relation entre les entrées et les sorties du procédé de perçage. Ensuite, les résultats de prédiction sont optimisés à l'aide d'un algorithme génétique multi-objectifs. Ce travail permet de modéliser les tolérances géométriques et dimensionnelles des trous en fonction des paramètres du JEA et permet également de comparer la qualité d'usinage par JEA à celle obtenue par des travaux antérieurs (Tableau 9).

La partie suivante III.3 présente la démarche expérimentale proposée à la suite de la réalisation des essais du perçage.

III.3. ETUDE EXPERIMENTALE

L'objectif de cette partie du chapitre 3 est d'étudier l'effet des conditions de coupe de la machine à JEA sur la qualité des trous selon la démarche expérimentale suivante présentée dans la Figure 43:

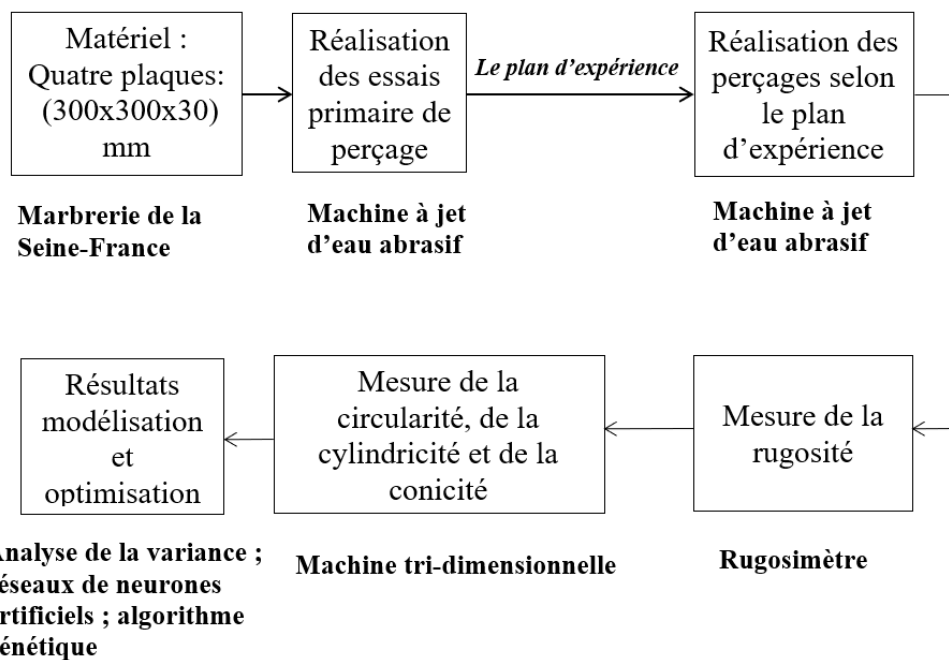


Figure 43: Organigramme de la partie expérimentale

Après la récupération des plaques de marbre blanc de Carrare, des tests primaires ont effectivement été effectués pour identifier l'étendue du processus de perçage à JEA. Nous avons ensuite procédé au perçage des plaques selon le plan expérimental établi. Dans la troisième

étape, les Indicateurs de Performance (IP) ont été mesurés et enfin les valeurs des sorties mesurées ont été modélisées en fonction des paramètres d'entrée de la machine.

Les défauts de perçage pris en compte dans ce travail pour évaluer la qualité du trou sont : la rugosité du trou pour trois profondeurs d'épaisseur de la plaque (Ra1, Ra 2, Ra3), la cylindricité du trou (Cy), la circularité du trou (Ci), l'erreur de localisation du trou (EL) et la conicité du trou souvent appelé Angle de Kerf (AK) en fonction des conditions de coupe (P, DT, VA, DMA et D). La Figure 44 montre les entrées et les sorties de la machine à JEA utilisée.

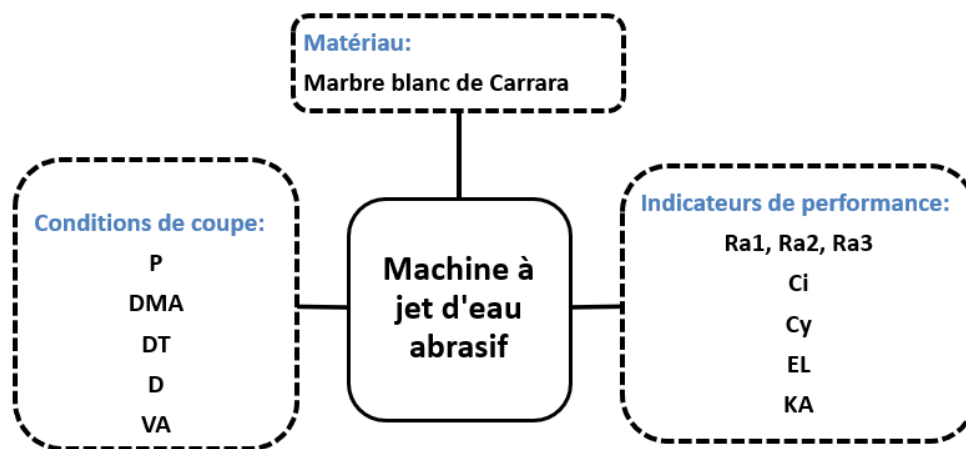


Figure 44: Les paramètres du processus de perçage à jet d'eau abrasif

La partie suivante III.3.1 décrit les propriétés physico-mécaniques du marbre de Carrare, les conditions de perçage des plaques de marbre, les mesures des IP et l'interprétation des relations entre les conditions de coupe et la qualité des trous à l'aide d'un système hybride : les modèles de régression linéaire et les modèles d'intelligence artificielle.

III.3.1. Matériaux et méthodes

Pour caractériser la structure interne du marbre, la nature des hétérogénéités incluse, la Figure 45 a été réalisée par un microscope électronique à balayage environnemental au Centre National de Recherche en Sciences des Matériaux de Tunisie (CNRSM). Cette caractérisation montre que le marbre blanc de Carrare, comme les différents types de marbre, est hétérogène,

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

contenant des grains de différentes tailles et des impuretés telles que des vides et des microfissures.

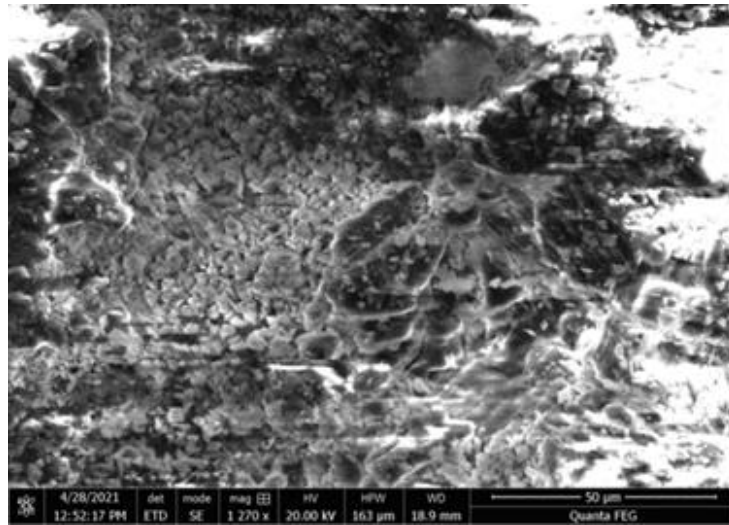








Figure 45: Microstructure du marbre blanc de Carrare avec la microscopie à balayage électronique (MEB)

Ce marbre provient de la marbrerie de la Seine en France, dont les propriétés physico-mécaniques sont données par la même société (Tableau 10).

Tableau 10: Propriétés physico-mécaniques du marbre blanc de Carrare (Marbrerie de la Seine).

	Caractéristiques	Normes d'essai	Valeurs
	Résistance à la flexion (MPa)	EN 12372	19,2
	Test d'usure (mm)	NBN B15-223	4,1
	Porosité	FR 1936	0.14%
	Densité en vrac (kg/m ³)	FR 1936	2706

	Résistance à la congélation (cycles)	EN 12371	240
	Résistance à la compression (MPa)	EN 1926	142.6

Deux spécimens de ce marbre avec des dimensions de 300 mm de longueur, 300 mm de largeur et 30 mm d'épaisseur ont été percés par la machine à JEA. La Figure 46 montre la machine à jet d'eau abrasif utilisée qui est installée dans l'atelier de fabrication mécanique de l'institut supérieur de mécanique de Paris (ISAE-SUPMECA) ainsi les sous-systèmes principaux de cette machine (la pompe d'eau à haute pression, le châssis dynamique, la chambre de mixtion et la tête de coupe).



Figure 46 : Machine PTV-CNC pour la découpe à jet d'eau à haute pression

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

Malgré le fait que le type de grenat et le diamètre de la buse influencent la qualité de coupe du marbre, on va réaliser les essais de perçage avec le même type de grenat et la même buse disponibles dans l'atelier. Par conséquent, les paramètres constants et les paramètres variables dans le processus du perçage de marbre sont listés dans le Tableau 11.

Tableau 11: Paramètres constants et paramètres variables du processus de perçage

Paramètres constants		Paramètres variables
Matériau abrasif	Grenat abrasif (grenat almandin d'origine australienne)	Pression (bar)
Taille de la maille abrasive	# 80	Distance de tir (mm)
Diamètre de l'orifice	0,127 mm	Débit massique d'abrasif (g/min)
Diamètre de la buse	0,889 mm	Diamètre du trou (mm)
Longueur de la buse	76,20 mm	Vitesse de déplacement (mm/min)

Des tests primaires ont été effectués pour déterminer le périmètre des conditions de coupe (pression, distance de tir, débit massique d'abrasif, diamètre du trou et vitesse d'alimentation du jet) capables de percer des échantillons de marbre blanc de Carrare. D'abord la pression (P), qui varie entre 2000 et 4000 bar, correspondant aux deux limites de pression de la pompe à eau. Deuxièmement, la distance de tir (DT), lors du perçage du marbre avec deux distances de tir de 20 mm et 10 mm comme le montre la Figure 47, on a remarqué que ces valeurs provoquent un enlèvement de matière indésirable de sorte que le diamètre du trou percé est beaucoup plus grand que le diamètre requis et que le trou admet aussi une erreur de localisation remarquable par rapport au centre de perçage.



Figure 47 : Tests primaires de la variation de la distance de tir (DT)

Dans ce sens, Engin considère que 5 mm était la valeur optimale de la distance de tir pour la machine à JEA ¹²⁸. Ceci est justifié, car une distance de tir inférieure à 5 mm augmente la profondeur de coupe mais peut également endommager la buse et l'échantillon de marbre à cause de la contre-pression ou d'obstruction de la buse. Par conséquent, deux distances de tir ont été sélectionnées : 5 mm et 7 mm. Troisièmement, la vitesse d'avance (VA) a été varié au début entre 400 mm/min et 350 mm/min mais celle-ci ne découpe pas toute l'épaisseur du marbre. En effet, ces vitesses sont rapides et le jet n'a pas le temps suffisant pour percer le matériau. Pour des vitesses de déplacement inférieures à 300mm/min, la découpe est obtenue pour toute l'épaisseur et donc les vitesses de déplacement sélectionnées étaient de 300 et 240 mm/min. Quatrièmement, les diamètres des trous (D) ont été choisis de 20 et 15 mm afin de comparer la qualité de perçages de mêmes dimensions réalisés par Abbassi et al. sur le marbre de Carrare Calacatta avec une machine conventionnelle¹¹⁹. Enfin, le débit massique d'abrasif (DMA), pour 150 g/min la découpe est assurée sur toute l'épaisseur, d'où les valeurs de débit d'abrasif choisies sont de 150 et 300 g/min, pour éviter le débouchage du canon focal de la buse au-delà de 300 g/min. Le Tableau 12 résume toutes les plages de paramètres d'usinage sélectionnées associés à des niveaux de codage (-1, +1).

Tableau 12: Périmètre du processus d'usinage du marbre et niveaux de codage associés aux paramètres variables.

Paramètres	Valeurs		Niveaux de codage	
Pression (bar)	4000	2000	1	-1
Distance de tir (mm)	7	5	1	-1
Débit massique d'abrasif (g/min)	300	150	1	-1
Diamètre du trou (mm)	20	15	1	-1
Vitesse de déplacement (mm/min)	300	240	1	-1

III.3.2. Plan d'expérience

L'étude expérimentale comprend cinq paramètres d'usinage, à savoir P (pression du jet), DT (distance de tir), VA (vitesse d'avance), DMA (débit massique d'abrasif) et D (diamètre du trou). Ce sont les paramètres variables comme indiqué dans le Tableau 12 ou chaque paramètre d'entrée a deux niveaux différents qui ont été choisis sur la base de tests primaires. Alors que, les paramètres constants sont le type d'abrasif, la taille de l'abrasif, le diamètre de l'orifice, le diamètre et la longueur du tube de focalisation, comme indiqué dans le Tableau 11, L'ordre de perçage des trous a été fixé par un plan factoriel répliqué fractionnel de fraction $\frac{1}{2}$ traité à l'aide du logiciel Minitab.

Le plan d'expérience était choisi d'une manière identique (deux niveaux pour chaque paramètre de coupe) à celui du travail de Abbassi et al. ¹¹⁹ en vue de percer le même nombre des trous sur deux plaques du marbre Carrara de même dimensions. L'objectif de cette étape est de comparer la performance du perçage des outils rotatifs et celle du jet d'eau abrasif. Le Tableau 13 présente le récapitulatif de ce plan d'expérience pour deux plaques du marbre correspondants à deux réplifications d'essais :

Tableau 13 : Récapitulatif du plan d'expérience (Minitab)

Facteurs	5	Plan de base	5 ; 16	Résolution avec blocs	V
Essais	32	Répliques	2	Fraction	1/2
Blocs	2	Points centraux (total)	0		

Par conséquent, seize essais ont été effectués sur le premier échantillon du marbre (réplication1) et seize essais ont été effectués sur le deuxième échantillon du marbre (réplication 2) ce qui donne un total de 32 essais. La Figure 48 illustre la réalisation de ces essais selon le plan d'expérience établi, comme indiqué dans le Tableau 14 ci-après.

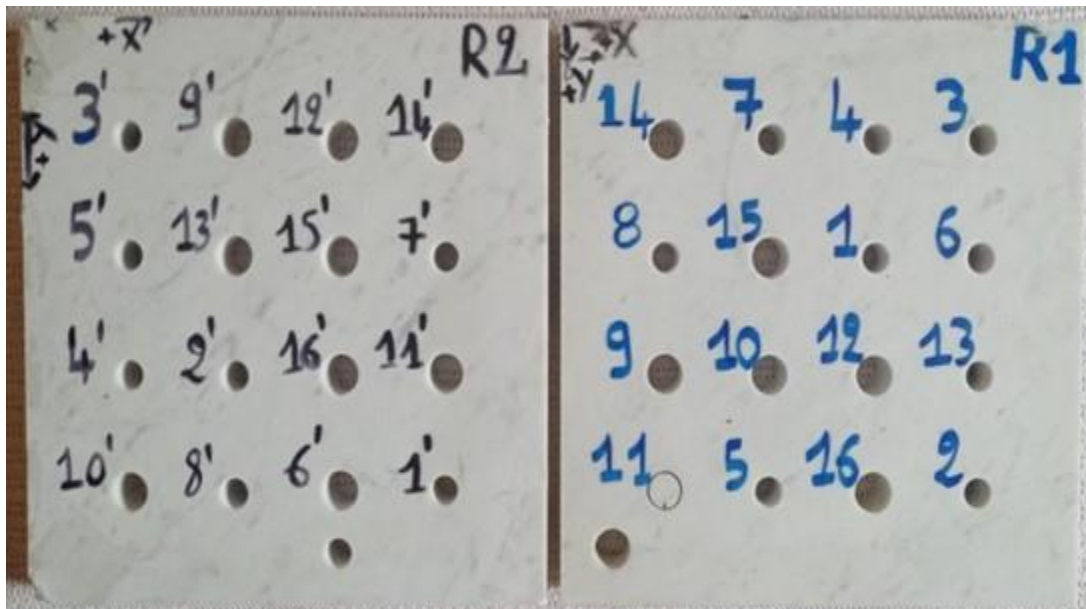


Figure 48: Plaques percées (R1 : réplification 1, R2 : réplification 2)

III.3.3. Évaluation des indicateurs de performance des perçages

Plus les valeurs des indicateurs de performance sont minimales, plus la qualité du trou est améliorée afin que le cahier des charges du client soit respecté. Les sorties du processus de perçage sont mesurées à l'aide des appareils suivants :

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

Un rugosimètre SurfTest SJ-201P (appareil portable de mesure de la rugosité de surface) est utilisé pour indiquer la rugosité en mesurant la moyenne arithmétique du profil de rugosité (R_a en μm) tel que le montre la Figure 49.



Figure 49 : Mesure de la rugosité avec un rugosimètre SurfTest SJ-201P

Après avoir calibré l'appareil, la rugosité de surface est mesurée en déplaçant le stylet sur la surface à travers un transducteur qui convertit le mouvement en un signal transformé numériquement. Certains tests de perçages montrent des stries au fond des trous. Une profondeur maximale de 21 mm a été choisie pour mesurer la rugosité de tous les trous, qui a été divisée en trois zones consécutives de 7 mm de profondeur. A chaque hauteur, la rugosité est mesurée en quatre points différents sous-tendant les angles (0 , $\pi/2$, π et $3\pi/2$) du centre du trou correspondants aux points (P1, P2, P3 et P4) comme le montre la Figure 50, puis la valeur moyenne de ces mesures est prise. Pour chaque trou, R_{a1} , R_{a2} et R_{a3} correspondent à la rugosité en trois profondeurs successives (0-7 / 7-14 et 14-21 mm).

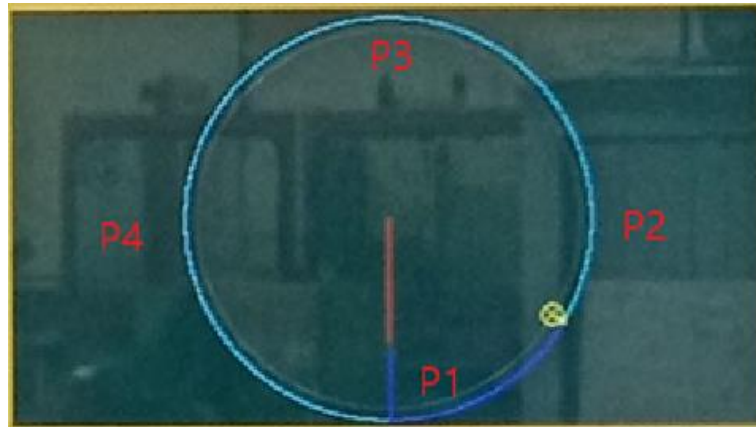


Figure 50: points de mesures de la rugosité sur le profil du trou

Les mesures de la cylindricité, la circularité, l'erreur de localisation et l'angle de Kerf des trous sont déterminées à l'aide d'une machine de mesure tridimensionnelle (MMT) comme le montre la Figure 51.



Figure 51 : Machine de mesurer tridimensionnelle (MMT) (MMT à cinq axes ; MMT Brown & Sharpe Global Status 9128 5PDEA).

Toutes les mesures des défauts pour les trous réalisés selon le plan d'expérience sont indiquées dans le Tableau 14.

Tableau 14 : mesures de défauts de perçage selon le plan d'expérience

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

Bloc de marbre	Hierarchie des trous	Indice de trou	P	DT	DMA	D	VA	Ra1	Ra2	Ra3	Ci	Cy	EL	AK
1	1	14	1	-1	1	1	-1	4.201	3.971	4.059	0.064	0.044	0.108	-0.275
1	2	7	-1	1	1	-1	-1	5.802	5.398	5.993	0.126	0.141	0.412	2.042
1	3	4	1	1	-1	-1	1	4.820	4.404	4.599	0.017	0.012	0.041	0.381
1	4	3	-1	1	-1	-1	-1	5.230	4.961	5.780	0.107	0.053	0.244	2.294
1	5	8	1	1	1	-1	-1	4.351	4.111	4.176	0.036	0.037	0.070	0.775
1	6	15	-1	1	1	1	-1	5.303	4.980	5.872	0.139	0.133	0.393	2.421
1	7	1	-1	-1	-1	-1	1	5.412	5.104	5.877	0.132	0.171	0.454	1.425
1	8	6	1	-1	1	-1	1	4.669	4.324	4.569	0.065	0.044	0.119	-0.209
1	9	9	-1	-1	-1	1	-1	4.987	4.609	4.985	0.128	0.155	0.430	1.797
1	10	10	1	-1	-1	1	1	4.506	4.190	4.199	0.046	0.043	0.099	-0.105
1	11	12	1	1	-1	1	-1	4,240	4.056	4.125	0.015	0.012	0,041	0.717
1	12	13	-1	-1	1	1	1	5,607	5.321	5.893	0.149	0.187	0,515	1.671
1	13	11	-1	1	-1	1	1	5,770	5.378	5.901	0.114	0,132	0,311	2.104
1	14	5	-1	-1	1	-1	-1	5.115	4.809	5.503	0.133	0.175	0.459	1.982
1	15	16	1	1	1	1	1	4.965	4.489	4.604	0.037	0.042	0.084	0.521
1	16	2	1	-1	-1	-1	-1	4.105	3.845	3.978	0.042	0.043	0,087	-0.217
2	17	3	-1	1	-1	-1	-1	5.333	5.432	5.157	0,101	0.122	0.251	2.214
2	18	9	-1	-1	-1	1	-1	5.104	4.812	4.989	0,121	0.156	0.447	1.802
2	19	12	1	1	-1	1	-1	4.388	3,981	4.389	0.014	0.012	0.027	0.773
2	20	14	1	-1	1	1	-1	4.315	3,892	4.201	0.065	0.043	0.103	-0.281
2	21	5	-1	-1	1	-1	-1	5.097	5.125	5.009	0.134	0.177	0.472	1.945
2	22	13	-1	-1	1	1	1	5.732	5.459	5.835	0.137	0.189	0.517	1.697
2	23	15	-1	1	1	1	-1	5.654	5.493	5.658	0.117	0.127	0.412	2.330

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

2	24	7	-1	1	1	-1	1	5.906	5.509	5.904	0.120	0.133	0.414	1.997
2	25	4	1	1	-1	-1	1	4.920	4.698	4.859	0.015	0.012	0.059	0.406
2	26	2	1	-1	-1	-1	-1	3.985	3.683	4.147	0.044	0.043	0.092	-0.285
2	27	16	1	1	1	1	1	5.089	4.726	4.943	0.035	0.043	0.087	0.556
2	28	11	-1	1	-1	1	1	5.796	5.498	5.881	0.104	0.123	0.252	2.052
2	29	10	1	-1	-1	1	1	4.478	4.567	4.653	0.045	0.043	0.096	-0.089
2	30	8	1	1	1	-1	-1	4.415	3.993	4.409	0.032	0.034	0.077	0.796
2	31	6	1	-1	1	-1	1	4.910	4.577	4.679	0.068	0.044	0.119	-0.199
2	32	1	-1	-1	-1	-1	1	5.698	5.498	5.788	0.115	0.166	0.458	1.481

Toutes ces mesures représenteraient la base de données qu'on va l'exploiter dans ce qui suit pour modéliser la relation entre les entrées et les sorties du processus UJEA étudié.

III.4. RESULTATS ET DISCUSSIONS

Cette section III.4 analyse les données expérimentales obtenues à partir du plan d'expérience fractionnel proposé. Une analyse statistique a été proposée pour la prédiction de chaque indicateur de performance à l'aide de l'ANOVA de la régression linéaire multiple. Si le modèle était effectivement linéaire en fonction des conditions de coupe, le modèle est retenu. Sinon, un modèle non linéaire en utilisant des Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) sera appliqué sur les données.

III.4.1. Estimation des résultats par analyse de régression linéaire

La qualité de perçage du marbre de Carrare par jet d'eau abrasif a été contrôlée par des indicateurs de performance, à savoir les valeurs des tolérances géométriques et dimensionnelles du trou. Selon (Çaydaş et al. ; Tosun et al.), la méthode d'analyse de régression comprend

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

une enquête expérimentale, des méthodes mathématiques et une analyse statistique ^{138,139}. Dans cette étude, une analyse complète a été effectuée à partir des données expérimentales et une analyse de régression multiple a été effectuée pour prédire les IP à l'aide du logiciel Minitab. Les données du plan d'expérience fractionné présentées dans le Tableau 14 ont été prises en compte pour cette analyse de régression.

III.4.1.1. Analyse de la variance

Dans le cadre de l'analyse de régression, la méthode d'analyse de la variance (ANOVA) a été envisagée pour l'analyse des données expérimentales. Cette méthode a été développée par Ronald Fisher dans les années 1920¹⁴⁰. Alejano et al. ont défini l'ANOVA comme une forme particulière de test d'hypothèse statistique utilisé pour analyser des données expérimentales. Ils ont considéré qu'un résultat statistiquement significatif est obtenu lorsque la probabilité (valeur p) est inférieure à un seuil spécifique permettant de rejeter une hypothèse nulle ¹⁴¹. De plus, Kanlayasiri et al. ont confirmé que l'interprétation des résultats uniquement à partir des valeurs p du tableau ANOVA, sans avoir soigneusement la vérification de certaines hypothèses, est très incertaine et peu fiable, ce qui conduit souvent à des résultats trompeurs. Il est donc fortement recommandé de vérifier les hypothèses de la normalité, de l'indépendance et de la variance constante des résidus lors de l'utilisation de l'ANOVA ¹⁴². Cette approche a été adoptée dans ce chapitre.

Les tracés des résidus ANOVA affichent quatre tracés

- ✓ Ligne de Henry des résidus (utilisée pour tester l'hypothèse selon laquelle les résidus sont normalement distribués)
- ✓ Les résidus par rapport aux valeurs ajustées (utilisés pour tester l'hypothèse selon laquelle les résidus ont une variance constante)
- ✓ Histogramme des résidus (détermine si les données sont symétriques ou contiennent des valeurs aberrantes)

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

- ✓ Résidus de classement des données (utilisés pour tester si les résidus sont corrélés entre eux)

Ainsi, pour chaque résultat considéré dans ce travail, lors de l'exécution d'une analyse de régression, la variance des termes d'erreur doit être constante et avoir une moyenne de zéro, sinon le modèle peut ne pas être valide ¹⁴³.

Donc, l'objectif de cette partie est de trouver un modèle de régression entre les défauts de perçage et les conditions de coupe du JEA. Cette sous-section III.4.1.1 présente les résultats de l'ANOVA pour les différentes sorties en traçant les quatre tracés résiduels avant et après une transformation en logarithme naturel des données.

III.4.1.2. Les résultats de l'ANOVA pour Ra1 :

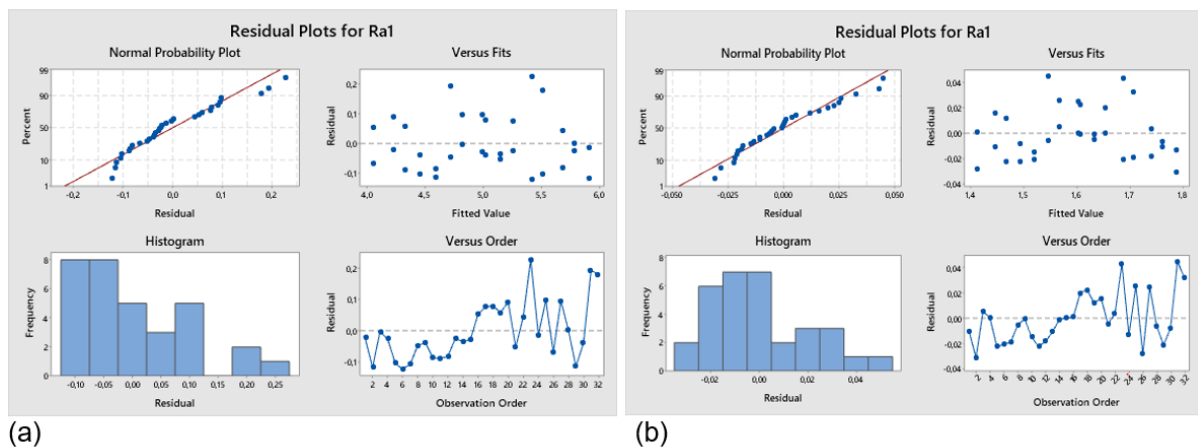


Figure 52 : (a) quatre tracés résiduels de la réponse Ra1 ;(b) quatre tracés résiduels de la transformation en logarithme naturel de la réponse Ra1

La Figure 52 montre que la normalité des résidus n'est pas satisfaite. Aussi, les résidus sont distribués asymétriquement par rapport à la ligne zéro.

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

III.4.1.1. Les résultats de l'ANOVA pour Ra2

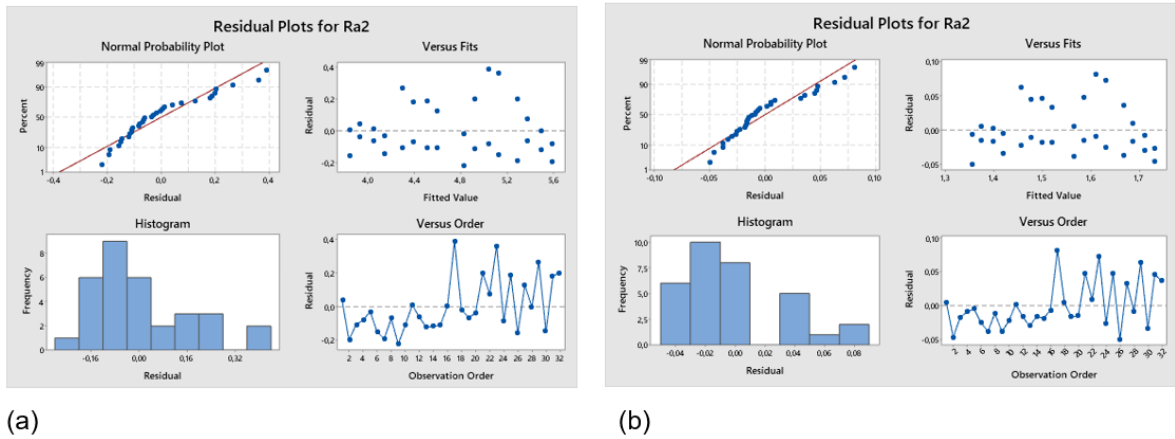


Figure 53: quatre tracés résiduels de la réponse Ra2 ;(b) quatre tracés résiduels de la transformation en logarithme naturel de la réponse Ra2

La Figure 53 montre que la normalité des résidus n'est pas satisfaite. Les résidus sont distribués asymétriquement par rapport à la ligne zéro. Aussi, le tracé des observations sérielles montre que les résidus sont corrélés.

III.4.1.2. Les résultats de l'ANOVA pour Ra3

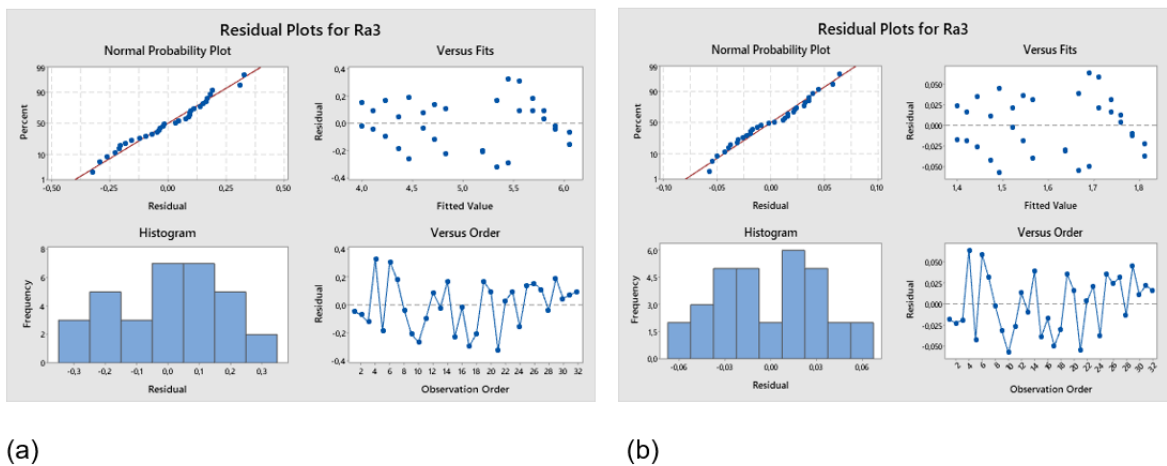


Figure 54 : quatre tracés résiduels de la réponse Ra3 ;(b) quatre tracés résiduels de la transformation en logarithme naturel de la réponse Ra3

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

La Figure 54 vérifie un bon comportement des résidus. En effet, on remarque que les tracés de probabilité normale sont linéaires, la variance des termes d'erreur est constante et les résidus d'erreur ont une moyenne de zéro variant entre 0,4 et - 0,4.

III.4.1.3. Les résultats de l'ANOVA pour Ci

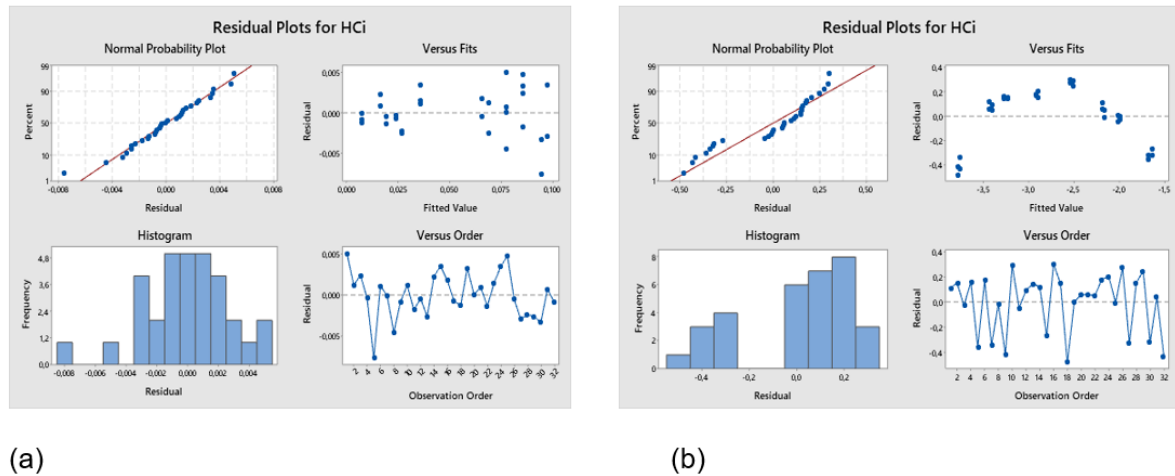


Figure 55 : quatre tracés résiduels de la réponse Ci ;(b) quatre tracés résiduels de la transformation en logarithme naturel de la réponse Ci

D'après la Figure 55, on remarque que la normalité des résidus est satisfaisante, cependant, les résidus sont distribués asymétriquement par rapport à la ligne zéro témoignant d'un comportement non aléatoire des résidus.

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

III.4.1.4. Les résultats de l'ANOVA pour Cy

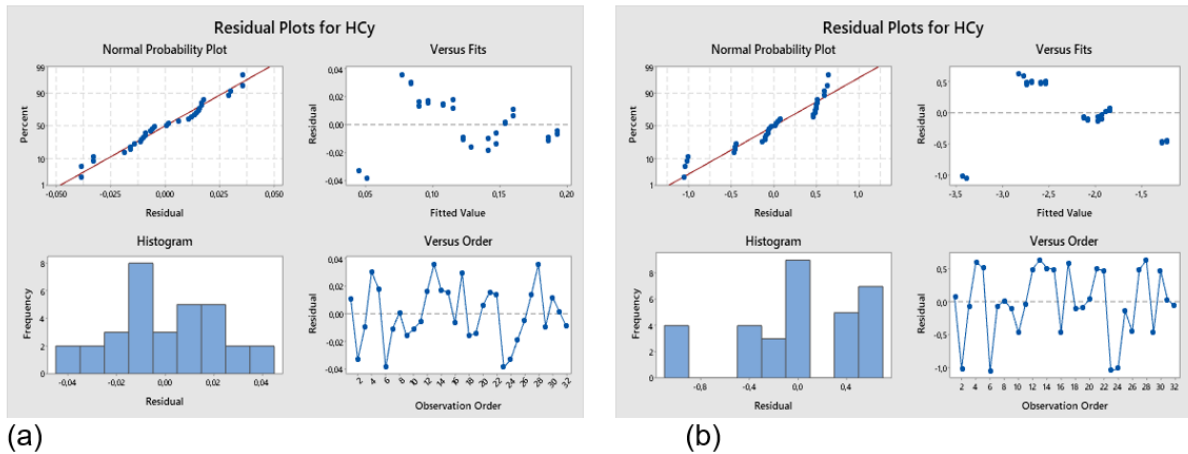


Figure 56 : quatre tracés résiduels de la réponse Cy ;(b) quatre tracés résiduels de la transformation en logarithme naturel de la réponse Cy

La Figure 57 montre que la normalité des résidus est satisfaisante, cependant, les résidus sont distribués asymétriquement par rapport à la ligne zéro témoignant d'un comportement non aléatoire des résidus.

III.4.1.5. Les résultats de l'ANOVA pour EL

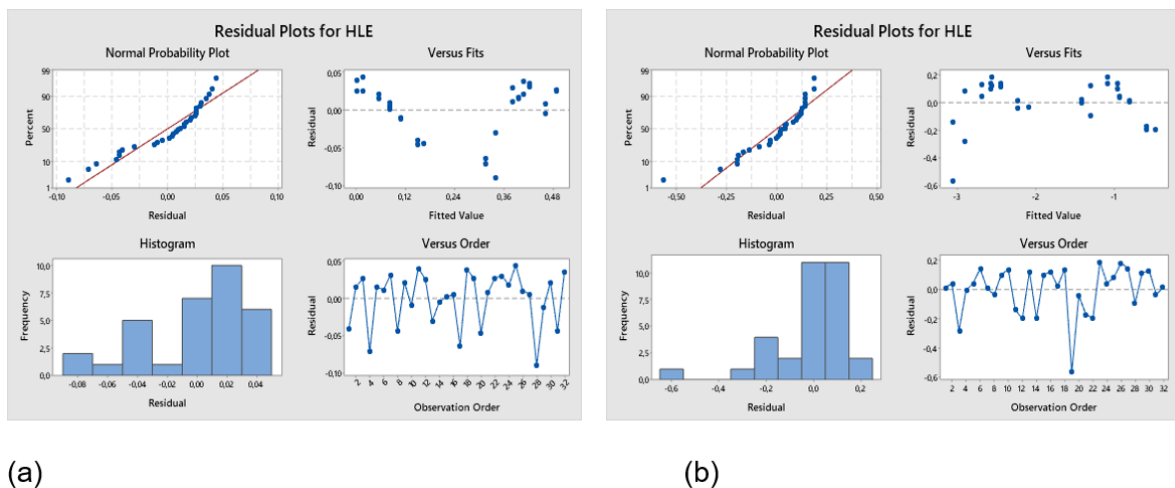


Figure 57: quatre tracés résiduels de la réponse EL ;(b) quatre tracés résiduels de la transformation en logarithme naturel de la réponse EL

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

La normalité et la distribution des résidus autour de la ligne zéro témoignent d'anomalies de comportement vis-à-vis les conditions d'homoscédasticité de l'ANOVA (la variance des erreurs de la régression est la même pour plusieurs points).

III.4.1.6. Les résultats de l'ANOVA pour AK

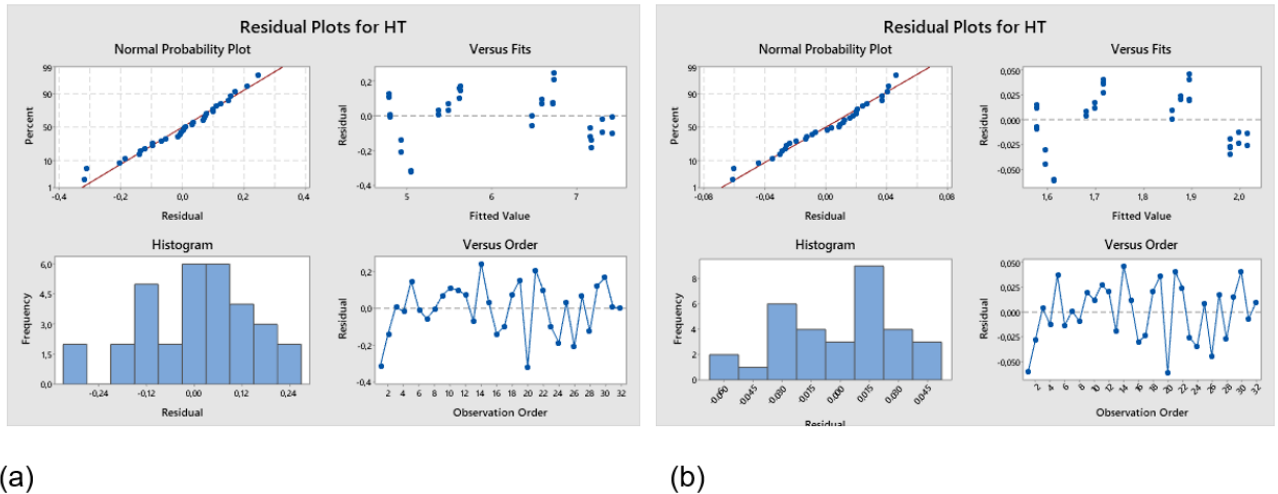


Figure 58: quatre tracés résiduels de la réponse AK ;(b) quatre tracés résiduels de la transformation en logarithme naturel de la réponse AK

La distribution des résidus autour de la ligne zéro témoigne d'anomalies de comportement vis-à-vis les conditions d'homoscédasticité pour l'analyse de l'ANOVA.

III.4.1.7. Bilan sur les modèles de régression des indicateurs de performance

Les quatre tracés résiduels des différentes réponses montrent un comportement idiopathique pour l'analyse de l'ANOVA, d'où une incapacité à modéliser la non-linéarité dans les modèles de régression des différentes réponses. Nous adoptons, en conséquence, une approche méta-heuristiques à travers les RNA afin de mieux représenter la non-linéarité entre les entrées et les sorties du procédé de perçage du marbre.

III.4.2. Prédiction des indicateurs de performance à l'aide d'un RNA :

Parmi les techniques d'intelligence artificielle, le RNA est un outil simple et rapide fréquemment utilisé pour interpréter la relation entre des entrées et les sorties d'un système. Sarkar et al. ont défini le RNA comme un outil de modélisation très flexible ayant la capacité d'apprendre

la correspondance entre l'entrée et la sortie ¹⁴⁴. Donc, le RNA a été utilisé pour modéliser les processus non linéaires et les relations entrée-sortie du processus de perçage pour différents matériaux dans la littérature. Akıncioğlu et al. ont utilisé RNA pour modéliser la rugosité de la surface des trous percés dans un acier en fonction des paramètres de l'outil d'usinage ¹⁴⁵. Cette méthode qui a été inventé par le neurologues Warren McCulloch et Walter Pitts à la fin des années 1950 ¹⁴⁶, est appliqué dans d'autres études de vision commune avec notre étude (prédiction des défauts d'usinage). En effet, (Abbassi et al. ; Akrichi et al.) ont utilisé des RNA pour prédire la rugosité de la surface et les défauts géométriques (circularité, cylindricité et erreur de localisation) des trous percés dans de marbre Carrare Calacatta en fonction des paramètres d'une mèche de coupe diamantée et ont prouvé une précision majeure de prédiction de ces sorties d'usinage par RNA ^{119,147}. Par conséquent, cette section III.4.2 met l'accent sur les modèles RNA utilisés pour prédire les indicateurs de performance des trous en fonction des conditions de coupe de la machine à JEA.

Pour cela, on va utiliser la boîte à outils des réseaux neuronaux du logiciel MATLAB qui présente plusieurs modèles RNA. Un réseau de perception multicouche (RPM) avec rétropropagation a été utilisé en raison de son adaptabilité à de nombreux problèmes de prédiction des sorties d'usinage ^{119,148}. Une architecture 5-NN-1 (5 entrées et 1 sortie) est adoptée pour chaque IP afin d'étudier séparément la relation entre ladite sortie et les cinq paramètres de coupe. L'architecture 5-NN-1 est présentée dans la Figure 59 où le NN constitue le nombre de neurones dans la couche cachée. Différentes tailles de couche cachée ont été testées, de 2 à 20 neurones cachés.

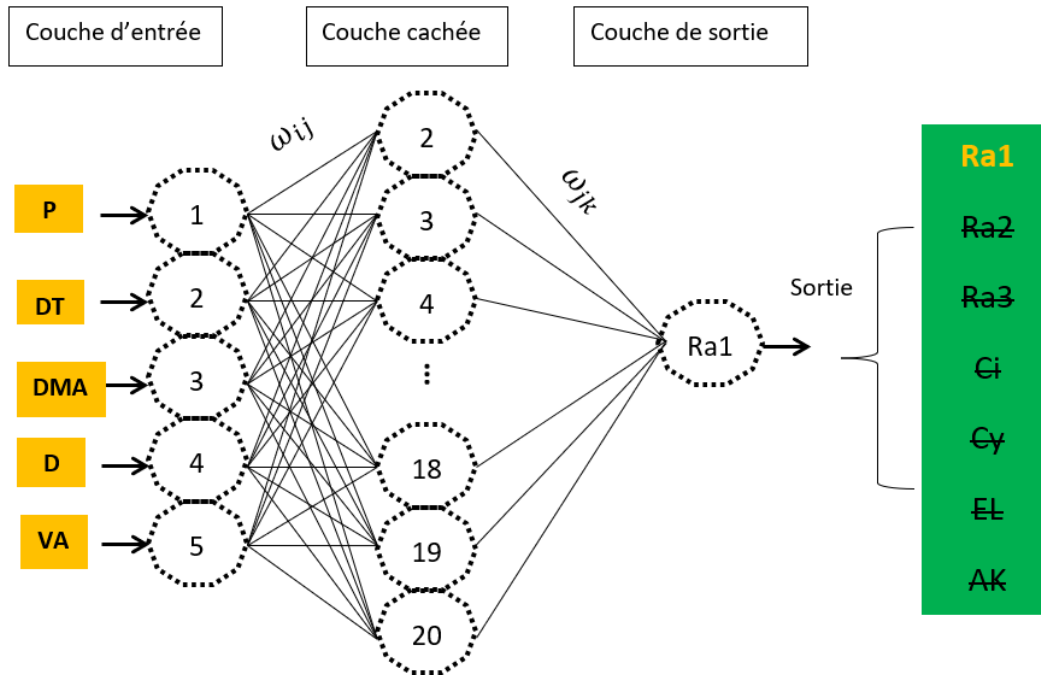


Figure 59: L'architecture RNA 5-NN-1

Le nombre optimal de neurones cachés a été choisi pour minimiser l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) et maximiser le coefficient de détermination (Co_d) définis respectivement dans l'Équation 32 et l'Équation 33.

Équation 32
$$EQM = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (Y_i - \hat{Y}_i)^2}$$

Équation 33
$$Co_d = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^k (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^k (Y_i - \bar{Y})^2} \right)$$

k est le nombre total de mesures.

Y_i est la valeur mesurée.

\hat{Y}_i est la valeur prédite.

\bar{Y} est la moyenne des valeurs mesurées.

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

Le modèle RNA est efficace si le (EQM) tend vers 0 et si le coefficient de détermination (Co_d) tend vers 1. Le Co_d mesure l'ampleur de la variabilité modélisée par le réseau neuronal artificiel dans la sortie souhaitée, et l'EQM calcule la différence entre les valeurs cibles et les valeurs réelles. Taghavifar et al. ont pris le Co_d comme un premier critère et l'EQM comme un deuxième critère pour évaluer la performance de RNA entraîné. Cette méthode sera appliquée aussi dans cette étude ¹⁴⁹.

Les cinq nœuds de la couche d'entrée représentent les cinq valeurs de décision, à savoir P, DT, DMA, D et VA. Un nœud de la couche de sortie représente les valeurs prédites d'une sortie parmi les défauts de perçage (Ra1, Ra2, Ra3, Ci, Cy, EL et AK). Pour le nombre de couches cachées, Sarkar et al. ont confirmé que l'architecture de rétropropagation avec une couche cachée est suffisante pour la majorité des applications d'usinage donc on va utiliser une seule couche cachée ¹⁴⁴. La structure optimale du réseau est : (5-NN-1) ou NN est le nombre de neurones de la couche cachée assurant un (EQM) qui tend vers 0 et si le coefficient de détermination qui tend vers 1. La Figure 60 montre la structure du réseau en fonction du nombre de neurones de la couche cachée NN.

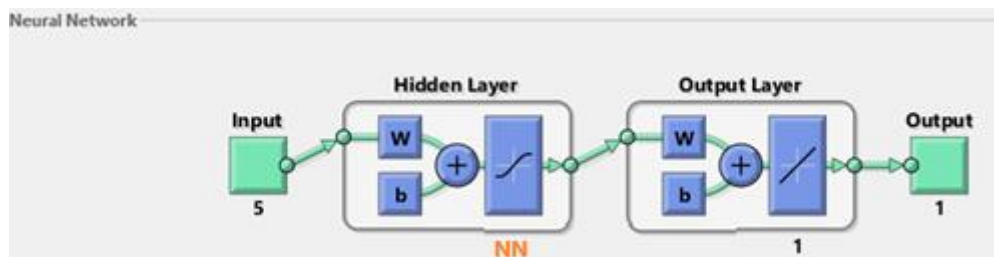


Figure 60 : La structure du réseau en fonction du NN

Ensuite, le réseau est entraîné en utilisant l'algorithme de Levenberg-Marquardt. Les couches d'entrée et de sortie ont été déclenchées en utilisant des fonctions d'activation sigmoïde et linéaire, respectivement. Les essais de perçage de la deuxième plaque (réplication II) sont considérés comme des essais indépendants des essais de la première plaque vue qu'on n'a pas la même distribution de matière dans les deux plaques. Donc, l'ensemble de données a été divisé en trois parties distinctes à des fins d'apprentissage, de test et de validation. Vingt-

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

deux des trente-deux échantillons ont été utilisés pour la formation, représentant 70% de l'ensemble des données, cinq échantillons pour la validation, représentant 15% de l'ensemble des données, et cinq ensembles de données pour le test, représentant 15% de l'ensemble des données.

III.4.2.1. Résultats de modélisation de sorties par RNA

Le nombre de neurones dans la couche cachée de la structure RNA (5-NN-1) a été changé de 2 à 20 et le nombre optimal de neurones NN a été sélectionné en se basant sur les indices EQM et Co_d. Le Tableau 15 montre la meilleure architecture RNA sélectionnée pour chaque sortie.

Tableau 15 : Estimation du nombre optimal de neurones cachés NN en fonction des performances du modèle

Sortie	NN optimal	Co_d (%)	EQM	Architecture retenue
Ra1	2	98.87%	$3.57 e^{-3}$	5-2-1
Ra2	2	96.60%	$1.90 e^{-2}$	5-2-1
Ra3	8	97.17%	$2.03 e^{-2}$	5-2-1
Ci	2	99.21%	$3.82 e^{-5}$	5-2-1
Cy	2	98.87%	$1.93 e^{-5}$	5-8-1
EL	2	99.82%	$3.82 e^{-5}$	5-2-1
AK	2	99.84%	$2.34 e^{-3}$	5-2-1

Par exemple, si on prend la sortie EL, la Figure 61 montre que le RNA prédit la relation entre les mesures de l'erreur de localisation et les paramètres de coupe avec une précision 99.82%.

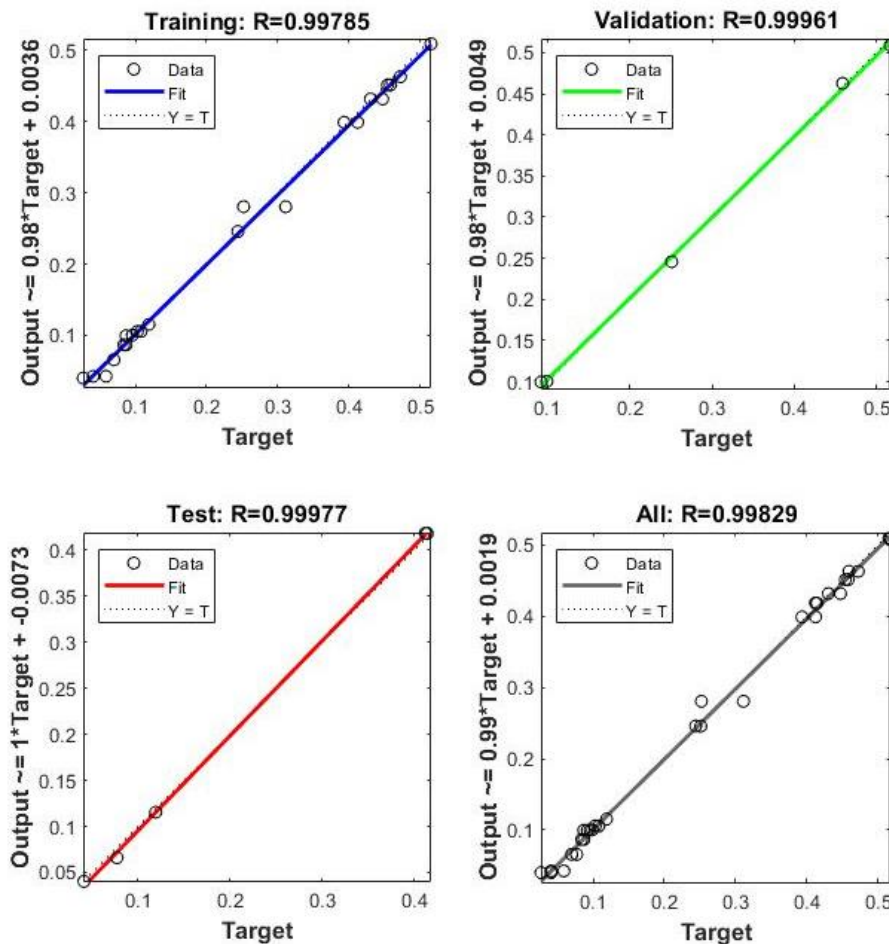


Figure 61 : Graphiques des données d'apprentissage, de validation et de test pour le modèle RNA (5-2-1) pour la sortie EL

Le modèle RNA 5-2-1 est la structure optimale pour Ra1, Ra2, Ci, Cy, EL et Ak avec une précision de 98.87%, 97.17%, 99.21%, 98.87%, 99.82% et 99.84% respectivement et le modèle RNA 5-8-1 est la structure optimale pour Ra3 avec une précision de 96.60%. Le modèle RNA a surmonté l'échec des modèles de régression linéaire pour trouver la relation non linéaire entre les indicateurs de performance et les paramètres de l'outil JEA avec précision. Donc, le RNA demeure un outil rapide et efficace pour la prédiction des défauts de perçage

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

avec une précision importante. En se basant sur ces résultats, le Tableau 16 présente les valeurs réelles et les valeurs prédites de chaque sorties étudiée.

Tableau 16:valeurs réelles et prédites de chaque indicateur de performance.

Indice de trou	Ra1 réel	Ra1 prédit	Ra2 réel	Ra2 prédit	Ra3 réel	Ra3 prédit	Ci réel	Ci prédit	Cy réel	Cy prédit	EL réel	EL prédit	AK réel	AK prédit
14	4,20	4,23	3,97	3,89	4,06	4,03	0,06	0,06	0,04	0,04	0,11	0,11	-0,28	-0,21
7	5,80	5,83	5,40	5,41	5,99	5,94	0,13	0,12	0,14	0,13	0,41	0,42	2,04	2,07
4	4,82	4,85	4,40	4,55	4,60	4,69	0,02	0,02	0,01	0,01	0,04	0,04	0,38	0,38
3	5,23	5,25	4,96	5,20	5,78	5,46	0,11	0,11	0,05	0,09	0,24	0,25	2,29	2,21
8	4,35	4,41	4,11	4,11	4,18	4,41	0,04	0,03	0,04	0,04	0,07	0,07	0,78	0,79
15	5,30	5,50	4,98	5,24	5,87	5,80	0,14	0,13	0,13	0,12	0,39	0,40	2,42	2,37
1	5,41	5,54	5,10	5,30	5,88	5,80	0,13	0,12	0,17	0,17	0,45	0,45	1,43	1,40
6	4,67	4,74	4,32	4,58	4,57	4,61	0,07	0,07	0,04	0,04	0,12	0,12	-0,21	-0,21
9	4,99	5,01	4,61	4,71	4,99	5,00	0,13	0,13	0,16	0,16	0,43	0,43	1,80	1,88
10	4,51	4,52	4,19	4,38	4,20	4,20	0,05	0,04	0,04	0,04	0,10	0,10	-0,11	-0,21
12	4,24	4,36	4,06	4,02	4,13	4,28	0,02	0,02	0,01	0,01	0,04	0,04	0,72	0,77
13	5,61	5,68	5,32	5,38	5,89	5,98	0,15	0,13	0,19	0,18	0,52	0,51	1,67	1,67
11	5,77	5,70	5,38	5,39	5,90	5,87	0,11	0,11	0,13	0,12	0,31	0,28	2,10	2,03
5	5,12	5,14	4,81	4,81	5,50	5,23	0,13	0,13	0,18	0,17	0,46	0,46	1,98	1,91
16	4,97	5,06	4,49	4,62	4,60	4,93	0,04	0,04	0,04	0,04	0,08	0,09	0,52	0,56
2	4,11	4,07	3,85	3,68	3,98	4,02	0,04	0,04	0,04	0,04	0,09	0,10	-	-0,21

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

													0,22	
3	5,33	5,25	5,43	5,20	5,16	5,46	0,10	0,11	0,12	0,09	0,25	0,25	2,21	2,21
9	5,10	5,01	4,81	4,71	4,99	5,00	0,12	0,13	0,16	0,16	0,45	0,43	1,80	1,88
12	4,39	4,36	3,98	4,02	4,39	4,28	0,01	0,02	0,01	0,01	0,03	0,04	0,77	0,77
14	4,32	4,23	3,89	3,89	4,20	4,03	0,07	0,06	0,04	0,04	0,10	0,11	- 0,28	-0,21
5	5,10	5,14	5,13	4,81	5,01	5,23	0,13	0,13	0,18	0,17	0,47	0,46	1,95	1,91
13	5,73	5,68	5,46	5,38	5,84	5,98	0,14	0,13	0,19	0,18	0,52	0,51	1,70	1,67
15	5,65	5,50	5,49	5,24	5,66	5,80	0,12	0,13	0,13	0,12	0,41	0,40	2,33	2,37
7	5,91	5,83	5,51	5,41	5,90	5,94	0,12	0,12	0,13	0,13	0,41	0,42	2,00	2,07
4	4,92	4,85	4,70	4,55	4,86	4,69	0,02	0,02	0,01	0,01	0,06	0,04	0,41	0,38
2	3,99	4,07	3,68	3,68	4,15	4,02	0,04	0,04	0,04	0,04	0,09	0,10	- 0,29	-0,21
16	5,09	5,06	4,73	4,62	4,94	4,93	0,04	0,04	0,04	0,04	0,09	0,09	0,56	0,56
11	5,80	5,70	5,50	5,39	5,88	5,87	0,10	0,11	0,12	0,12	0,25	0,28	2,05	2,03
10	4,48	4,52	4,57	4,38	4,65	4,20	0,05	0,04	0,04	0,04	0,10	0,10	- 0,09	-0,21
8	4,42	4,41	3,99	4,11	4,41	4,41	0,03	0,03	0,03	0,04	0,08	0,07	0,80	0,79
6	4,91	4,74	4,58	4,58	4,68	4,61	0,07	0,07	0,04	0,04	0,12	0,12	- 0,20	-0,21
1	5,70	5,54	5,50	5,30	5,79	5,80	0,12	0,12	0,17	0,17	0,46	0,45	1,48	1,40

On voit que l'erreur entre les valeurs réelles et les valeurs prédites tend vers zéro. En se basant sur cette forte corrélation, on va déterminer au premier lieu les équations qui lient les conditions de coupe et les valeurs prédites des indicateurs de performance. Et en deuxième lieu, on va

extraire les conditions de coupe optimales à l'aide d'un algorithme d'optimisation multi-objectifs assurant une minimisation de l'ensemble des défauts de perçage.

III.4.2.2. Optimisation des conditions de coupe :

L'objectif de cette partie est de déterminer les paramètres optimaux du perçage du marbre Blanc de Carrare. Cette optimisation dépend de la sortie étudiée et vis-à-vis à notre étude de cas, il s'agit de minimiser les tolérances géométriques (Ra1, Ra2, Ra3, Ci, Cy, EL) et l'angle de Kerf (AK) en parallèle.

L'algorithme d'optimisation utilisé est l'algorithme génétique multi-objectifs qui a été inventé par John Holland en 1962¹⁵⁰ et qui a été largement utilisé par David Goldberg 1989¹⁵¹. Cet algorithme s'appuie sur des techniques dérivées de la génétique et de l'évolution naturelle tels que les croisements, les mutations, la sélection, etc¹⁵². Onur Boyabatli et al. ont ajouté qu'une tendance récente apparaît dans la recherche en simulation/optimisation en utilisant de techniques méta-heuristiques, en particulier les algorithmes génétiques (AG) qui constituent une procédure itérative commençant par un groupe de solutions réalisables pour le problème considéré et procédant à un nouvel ensemble de solutions à chaque itération dans le but d'obtenir de meilleures valeurs de *fitness* (fonction objective)¹⁵³.

Plusieurs applications d'optimisation qui ont fait recours à cet algorithme et bien évidemment l'optimisation des sorties d'usinage. On cite les exemples d'optimisation du temps et cout de production¹⁵⁴, l'énergie et le cout de fabrication¹⁵⁵. Nous, on va utiliser cet algorithme pour optimiser les défauts de perçage à jet d'eau abrasif.

III.4.2.2.1. Algorithme génétique multi-objectif

Jean-Marc Alliot et al. ont rapporté que le principe général du fonctionnement d'un algorithme génétique commence par générer une population d'individus de façon aléatoire. Et pour passer d'une génération k à la génération k+1, les opérations suivantes sont répétées pour tous les éléments de la population k^{154,156} :

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

- ✓ Reproduction : des couples de parents P1 et P2 sont sélectionnés en fonction de leurs adaptations.
- ✓ Croisement : l'opérateur de croisement classique prend en entrée un couple d'individus parents P1 et P2 et renvoie un couple d'individus enfants C1 et C2 obtenus en choisissant aléatoirement un point de croisement. L'opérateur de croisement leur est appliqué avec une probabilité P_c (généralement autour de 0.6).
- ✓ Mutation : l'opérateur de mutation constitue une modification aléatoire d'individus choisis aléatoirement dans la population. En pratique il existe de nombreuses manières de muter un chromosome tels que la modification d'un ou de plusieurs gène(s) ou le changement de la position d'un gène. Cet opérateur de mutation est appliqué avec la probabilité P_m (P_m est généralement très inférieur à P_c).
- ✓ Evaluation : le niveau d'adaptation des enfants (C1, C2) sont ensuite évalués avant insertion dans la nouvelle population.

Différents critères d'arrêt de l'algorithme peuvent être choisis. Ces critères sont selon Hassanat:

- ✓ Nombre fixe de générations atteintes
- ✓ La variance de l'aptitude évolue dans l'ensemble de la population est inférieure à une petite quantité prédéfinie (le niveau d'aptitude est atteint).
- ✓ Aucune amélioration de la meilleure valeur d'aptitude ¹⁵⁷.

Ce principe est schématisé dans la Figure 62 :

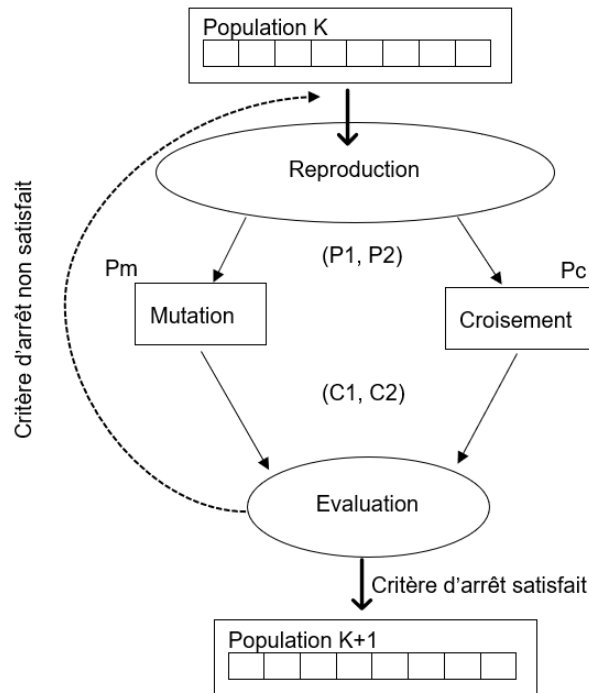


Figure 62 : Principe général des algorithmes génétiques ¹⁵²

Selon Onur Boyabatli et al. la performance de l'AG dépend de deux types de paramètres : structuraux (schéma de codage, types d'opérateurs, critère d'arrêt) et numériques (type de population initiale, taille de la population, nombre maximal de générations et les probabilités de croisement et de mutation) dont la combinaison différente de paramètres peut entraîner des changements radicaux dans les performances de l'algorithme ¹⁵³.

III.4.2.2.2. Implémentation de l'algorithme génétique

Le but de l'AG est d'obtenir de meilleures valeurs d'aptitude pour la fonction objectif. Dans notre application, la fonction à optimiser est celle qui a prédit les défauts de perçages en fonction des paramètres du jet par RNA avec les structures et les précisions retenues dans le Tableau 15.

La stratégie d'optimisation proposée mis en œuvre une combinaison de sept fonctions objectives à satisfaire simultanément, en respectant des contraintes de production. Il s'agit de déterminer un vecteur $\{P_f, DT_f, DMA_f, D_f, VA_f\}$, tels que tous les défauts de perçage soient simultanément minimisés. La formulation de cette stratégie est présentée dans la Figure 63.

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

Pour notre étude de cas, on va appliquer l'AG multi-objectifs vu qu'on a sept sorties à minimiser. Les taux de mutation de (0,03) et des taux de croisement de (0,9) vu que la population étudiée est de petite taille (32 essais par sortie) ^{153,157}. Le nombre de population initiale est varié entre 80, 100 et 150 afin de tester différentes architectures du l'AG multi-objectifs. Les contraintes appliquées à l'AG sont les limites des conditions de coupe utilisées (P min=2000 bar et P max=4000 bar ; DT min=5mm et DT max=7mm ; DMA min= 150 g/min et DMA max= 300 g/min ; D min=15 mm et D max=20 mm ; VA min=240 mm/min et VA max=300 mm/min). La fonction multi-objectifs est la minimisation de Ra1, Ra2, Ra3, Ci, Cy, EL et AK en parallèle. Le critère d'arrêt choisi sera le nombre fixe de générations atteintes.

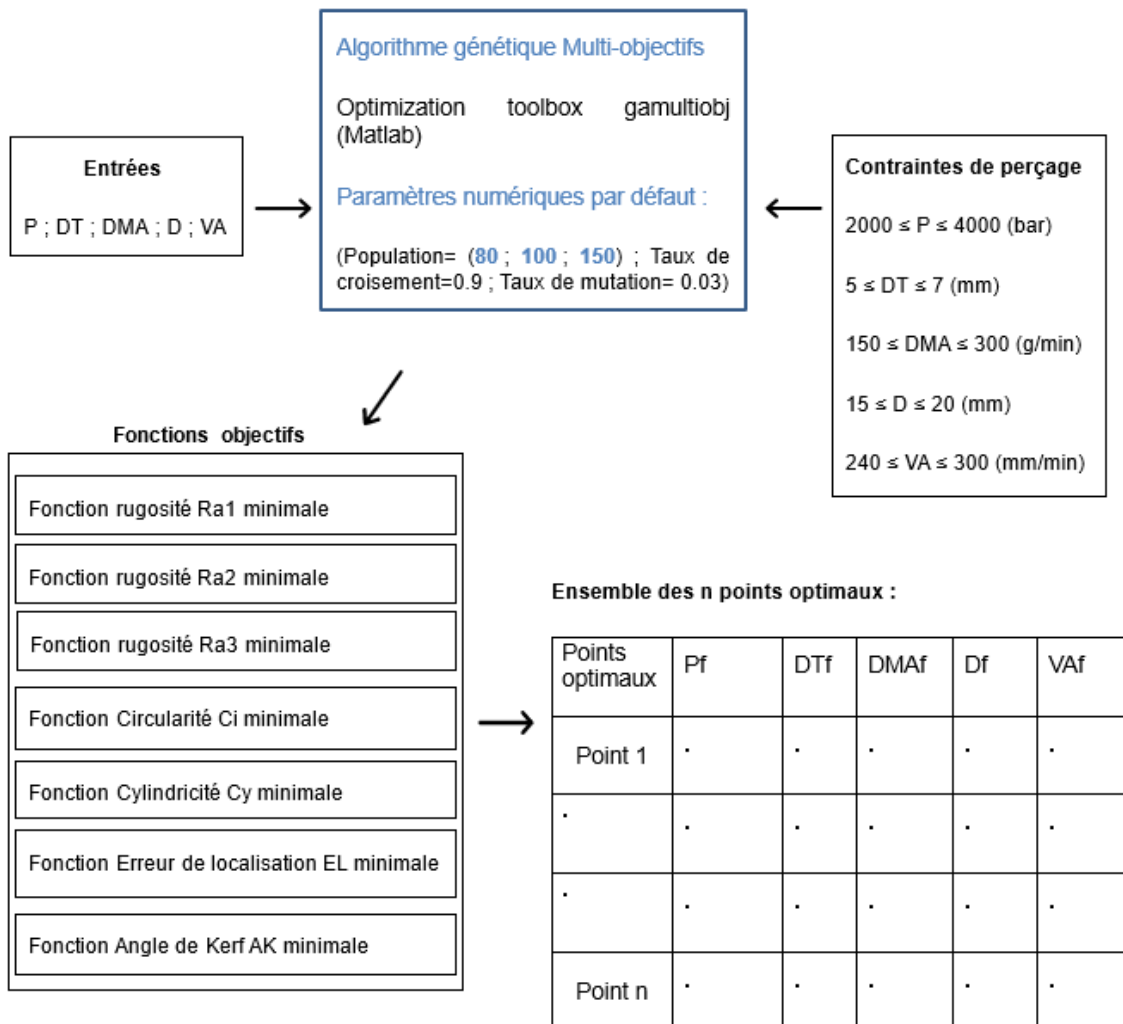


Figure 63: implémentation de l'AG pour le procédé de perçage du marbre

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

Ainsi, AG nous propose pour chaque population n points optimaux dont on va choisir deux points qui correspondent à des trous de diamètre 20 mm et de 15 mm. Les résultats pour les nombres de population initiales (N_{pi}) 80, 100 et 150 sont présentés respectivement dans le Tableau 17.

Tableau 17 : Paramètres de perçage optimaux pour les trois choix des populations initiales

Population initiale	Paramètres optimaux					Valeurs des défauts associées						
	D	P	DT	DM A	VA	Ra1	Ra2	Ra3	Ci	Cy	EL	AK
N _{pi} =80	15	366 5	6,4 0	162	28 7	4,11	3,77	4,10	0,03 0	0,01 5	0,08	0,34
	20	399 3	6,2 2	157	25 7	4,31	4,12	4,20	0,02 4	0,02 2	0,04	- 0,13
N _{pi} =100	15	376 5	5,1 2	170	24 1	4,16	3,80	4,15	0,05 1	0,04	0,13 5	- 0,20
	20	369 7	6,9 9	151	26 0	4,63	4,27	4,52	0,02	0,01	0,05	1,24
N _{pi} =150	15	355 6	5,2 7	189	24 0	4,26	3,91	4,33	0,06	0,04	0,17	- 0,18
	20	374 0	6,9 8	152	26 2	4,63	4,26	4,43	0,02	0,01	0,05	1,16

On remarque que les résultats des trois choix de nombres de population initiale sont proches et la population initiale de 80 est plus performante vu qu'elle donne des valeurs de indicateurs de performance plus faible que les deux autres populations.

Donc, la minimisation des tolérances géométriques et de l'angle de Kerf exige une pression maximale supérieure à 3665 bar, une distance de tir minimale et sécurisée entre (6 et 6.5 mm), un débit d'abrasif entre (157 et 162 g/min) et une vitesse d'avance minimale induisant un temps

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

d'exposition capable de traverser toute l'épaisseur du matériau (entre 257 et 287 mm/min) et ces résultats d'optimisation méritent d'être testés sur un nouvel échantillon du marbre.

Si on prend par exemple, l'angle de Kerf qui est un paramètre très étudié dans les études de découpe à jet d'eau abrasif. Pour notre étude, comme indiqué dans la Figure 64, la conicité est minimale pour une pression maximale et une distance de tir entre (6 et 7 mm). L'optimisation par l'algorithme génétique a aussi confirmé que la minimisation de l'angle de Kerf revient à utiliser une pression entre 3665 et 3993 bar et une distance de tir entre 5 et 7 mm (Tableau 17).

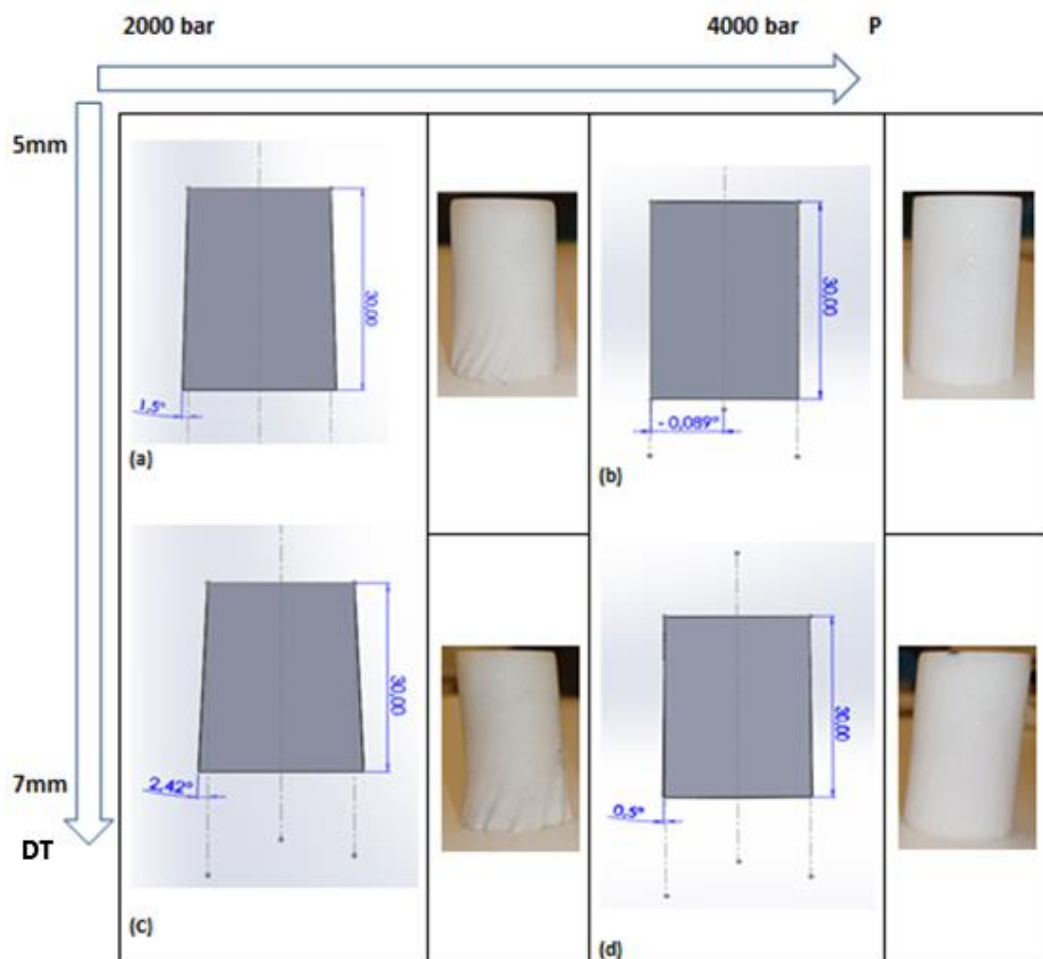


Figure 64 : Valeurs critiques expérimentales de l'angle de Kerf (en degrés) en fonction de la pression et de la distance de tir : (a) AK (P=2000bar, DT=5mm), (b) : AK (P=4000bar, DT=5mm), (c) : AK (P=2000bar, DT=7mm), (d) : AK (P=4000bar, DT=7mm)

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

Dans ce contexte, Pawar et al. ont percé des échantillons de marbre de 18 mm d'épaisseur et ont remarqué que pour des faibles pressions (1380 et 1900 bar), des stries apparaissent sur tous les trous à différentes profondeurs de la surface libre du matériau variant entre 3.2 mm et 15.10 mm ¹²⁷ et ceci confirme nos conclusions sur l'effet majeur de la faible pression sur l'apparition des stries et l'augmentation de AK du trou. De plus, les travaux de Abdullah et al. ont montré que l'angle du Kerf augmente avec la DT lors de découpe du marbre ¹²⁹ et ceci confirme la faible augmentation de l'angle Kerf en fonction de la DT observée dans ce chapitre (Figure 64). Cela peut être lié à l'augmentation de la divergence du jet induite par la perte d'énergie et la perte d'élan du jet pendant la coupe lorsque DT augmente. Par conséquent, pour minimiser la conicité du trou, le matériau doit être coupé à une pression élevée avec une distance de tir minimale et sécurisée (6 mm).

III.4.2.3. Conclusions sur les modèles de prédiction trouvés

Une analyse du processus de perçage du marbre blanc de Carrare à jet d'eau abrasif a été réalisée. Les influences des paramètres du JEA sur les tolérances géométriques et dimensionnelles des trous (circularité, cylindricité, erreur de localisation, rugosité et angle de Kerf) ont été étudiées. Des modèles basés sur la régression linéaire multiple et les réseaux neuronaux artificiels ont été proposés pour prédire facilement et précisément les tolérances des trous en fonction des paramètres d'usinage par jet d'eau abrasif. Les modèles de régression linéaire et les modèles RNA peuvent tous les deux être entraînés rapidement avec un temps de calcul négligeable (en comparaison avec les simulations d'usinage à haute résolution). Les modèles de régression linéaire sont incapables de déduire la relation entre les entrées et les sorties du perçage du marbre par JEA. Les modèles RNA, en revanche, ont réussi à prédire la relation entrée-sortie avec précision de déduire aussi les conditions de coupe optimales des essais déjà réalisés. Un autre avantage de RNA est leur capacité à prédire les valeurs de indicateurs de performance pour d'autres nouvelles conditions de coupe, ce qui les rend particulièrement intéressants pour les marbriers afin de configurer les machines à jet d'eau abrasif

en fonction de tolérances spécifiques de trous. Par conséquent, les modèles RNA ont l'avantage de résoudre des modèles complexes d'ordre supérieur, ce qui permet de modéliser des relations complexes entre les paramètres d'usinage par jet d'eau et les défauts de perçage.

III.5. CONCLUSIONS DU CHAPITRE

Le jet d'eau abrasif applique une faible contrainte mécanique et thermique sur le marbre et assure une surface de marbre plus lisse que des outils de perçage rotatif tels que les forets diamantés, les forets à rainures, les forêts de maçonnerie et les forets ARS (acier rapide supérieur) et il n'est pas nécessaire de changer d'outil de perçage à chaque fois que les dimensions du trou changent.

Afin de prédire les indicateurs de performance des trous réalisés par JEA, une analyse statistique de régression était incapable de décrire la variation des défauts de perçage en fonction des conditions de coupe du jet d'eau abrasif. Ceci confirme la non-linéarité qui existe entre les entrées et les sorties du système de perçage du marbre Blanc de Carrare par JEA. Donc, des modèles de réseaux neuronaux artificiels ont été utilisés afin de prédire le comportement des indicateurs de performance et de résoudre la non-linéarité de ces sorties. La précision des RNA étaient de l'ordre de (98.87%, 97.17%, 96.60%, 99.21%, 98.87%, 99.82% et 99.84%) pour (Ra1, Ra2, Ra3, Ci, Cy, EL et AK) respectivement. Également, on a utilisé un algorithme génétique multi-objectifs pour optimiser les paramètres de coupe assurant la minimisation de l'ensemble (Ra1, Ra2, Ra3, Ci, Cy, EL et AK). Le résultat consiste à choisir (P=3665 bar ; DT=6,40 mm ; DMA=162 g/min ; D=15,00mm ; VA=287 mm/min) comme conditions de coupe optimales pour percer un trou de 15 mm et (P=3993bar ; DT=6,22mm ; DMA=157 g/min ; D=20,00mm ; VA=257 mm/min) pour percer un trou de 20mm.

La minimisation des indicateurs de performance des perçages permet d'éviter les opérations de finition et réduit le temps et le coût de fabrication du marbre. En effet, ces modèles sont utiles pour les marbriers pour définir les paramètres de coupe des plaques de marbre blanc

Chapitre III. Prédiction de la performance de perçage du marbre par un système hybride

de Carrare afin d'atteindre les tolérances imposées par les exigences des clients. Et comme perspectives, on peut travailler sur l'optimisation du perçage des marbres endommagées en ajoutant les caractéristiques de la fissure comme une nouvelle entrée aux réseaux de neurones artificiels. De plus, on peut appliquer le même plan d'expérience sur d'autres échantillons de marbre de même épaisseur de façon qu'on peut étudier l'effet des propriétés physico-mécaniques de marbres (résistances, porosité...etc.) sur les défauts de perçage

Conclusion générale

Ce rapport de thèse propose des méthodes vibratoires et d'analyse d'image pour le diagnostic de fissures dans le marbre destinées pour optimiser son processus de perçage. Cette optimisation est au niveau du choix des conditions de coupe garantissant des défauts d'usinage minimaux.

Le premier chapitre classe si un marbre est fissuré ou non-fissuré par une méthode vibratoire. Les paramètres modaux des plaques sont identifiés par des essais de chocs au marteau et à l'aide d'un algorithme de classification K-means appliqué à ces paramètres, les plaques ont été classifiées correctement à 100% en deux classes distinctes : fissuré et non fissuré.

Dans un deuxième chapitre, la localisation des fissures surfaciques est analysée sur trois types de textures avec un taux de chargement croissant (texture unie, texture moyennement chargée et texture fortement chargée). Deux types d'approches ont été mise en place pour détecter la fissure. Ce sont les approches statistiques (de premier ordre, de deuxième ordre et d'ordre supérieure) et une approche spectrale. Pour la texture unie, ces deux approches en combinaison avec une classification K-means détectent efficacement la fissure comme une classe différente. Plusieurs techniques ont été mise en œuvre : le filtre de Canny, le filtre de Gabor et la technique MLB sont identifiés comme les outils plus prometteurs grâce à leurs rapidités (en secondes) et leurs précisions supérieures à 90%. Cependant pour, les textures moyennement et fortement chargées, ces différents outils classiques : la fissure et la texture du marbre ne peuvent pas être identifiées séparément. Pour cela, nous proposons une nouvelle approche qui est une combinaison des contours détectés par le filtre de Canny, le filtre de Gabor et la technique MLB. Cette méthode a permis une bonne détection du profil de la fissure avec une exactitude supérieure à 99% pour une texture du marbre moyennement chargée et un taux d'exactitude supérieure à 98 % pour des textures fortement chargées. L'intersection Canny_Gabor_MLB détermine en gros l'emplacement de la fissure et ceci c'est très important

vu qu'il aidera le marbrier à choisir la zone de coupe et à éviter par conséquent les zones fragiles.

Le troisième chapitre porte sur une étude de cas d'un marbre blanc de Carrare. Cette étude vise à prédire les défauts macroscopiques des trous de marbre percés par un outil non conventionnel (le jet d'eau abrasif) en fonction des paramètres de cet outil. Des modèles de régression linéaire et des réseaux de neurones artificiels sont utilisés pour modéliser la loi entre les défauts de perçage (la rugosité {Ra1, Ra2, Ra3}, la cylindricité {Cy}, la circularité {Ci}, l'erreur de localisation {EL}, l'angle de Kerf {AK}) et les paramètres du procédé de perçage à jet d'eau abrasif (la pression (P), le débit massique d'abrasif {DMA}, le diamètre du trou {D}, la distance de tir {DT}, la vitesse transverse {VA}). Les conclusions tirées de cette étude de cas sont :

- ✓ La régression linéaire n'est pas satisfaisante pour modéliser la non-linéarité entre les entrées et les sorties du processus du perçage du marbre.
- ✓ Les réseaux de neurones artificiels prédisent la relation entre les entrées et les sorties du processus du perçage du marbre avec une précision de l'ordre de (98.87%, 97.17%, 96.60%, 99.21%, 98.87%, 99.82% et 99.84%) pour (Ra1, Ra2, Ra3, Ci, Cy, EL et AK) respectivement.

L'optimisation de la relation prédite entre les défauts de perçage et les paramètres du jet par RNA a été réalisée à l'aide d'un algorithme génétique multi-objectifs. Les résultats d'optimisation donnent :

- ✓ (P=3665 bar ; DT=6,40 mm ; DMA=162 g/min ; D=15,00mm ; VA=287 mm/min) sont les conditions de coupe meilleures pour percer un trou de 15 mm.
- ✓ (P=3993bar ; DT=6,22mm ; DMA=157 g/min ; D=20,00mm ; VA=257 mm/min) sont les conditions de coupe meilleures pour percer un trou de 20 mm.

Comme perspectives de ce travail, on peut envisager la conception d'un système industriel qui classifie les plaques de marbres fissurées et non fissurées basé sur les résultats du premier chapitre. Les méthodes précises et efficaces utilisées pour la prédiction des défauts de marbre blanc de Carrare intact, peuvent également être utilisés comme une référence pour l'optimisation du processus de perçage des marbre défectueux (légèrement fissuré). Dans cet objectif d'autres entrées peuvent être utilisé dans le système de prédiction tels que la classe du marbre s'il est fissuré ou non et aussi la localisation de la fissure. Cet objectif pourrait être atteint en entraînant un nouveau modèle RNA avec ces nouvelles entrées afin de prédire les indicateurs de performance des trous percés. De même, ce travail mériterait d'être étendu à d'autres phases de fabrication de marbres comme le découpage, le fraisage...etc.

Références

1. Liu, J., Zhang, Z. & Li, B. Microscopic & macroscopic characterizations of Beijing marble as a building material for UNESCO heritage sites: New insights into physico-mechanical property estimation and weathering resistance. 18 (2019) doi:<https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2019.07.094>.
2. Karaca, Z., Hacımustafaoğlu, R. & Gökçe, M. V. Grain properties, grain-boundary interactions and their effects on the characteristics of marbles used as building stones. *Constr. Build. Mater.* **93**, 166–171 (2015).
3. Boudani, M. E., M. Nicolas WILKIE-CHANCELLIER & M. Loïc MARTINEZ. Suivi non destructif de l'altération de marbres par méthodes acoustiques. 183 (2019).
4. Sheremeti-Kabashi, F. & Snethlage, R. Determination of structural anisotropy of carrara marble with ultrasonic measurements. *Proceedings of the 9th International Congress on Deterioration and Conservation of Stone* (2000) doi:[10.1016/B978-044450517-0/50106-9](https://doi.org/10.1016/B978-044450517-0/50106-9).
5. Wu, Z., Yu, F., Zhang, P. & Liu, X. Micro-mechanism study on rock breaking behavior under water jet impact using coupled SPH-FEM/DEM method with Voronoi grains. *Eng. Anal. Bound. Elem.* **108**, 472–483 (2019).
6. Boudani, M. E. *et al.* Marble Characterization by Ultrasonic Methods. *Procedia Earth Planet. Sci.* **15**, 249–256 (2015).
7. Hamdi, J. K., Mountaka SOULEY & Marwan AL HEIB. Modélisation explicite de l'initiation et la propagation de fractures. 177 (2017).
8. Dumont-Fillon, J. Contrôle non destructif (CND). *Contrô Non Destr.* (1996) doi:[10.51257/a-v1-r1400](https://doi.org/10.51257/a-v1-r1400).

9. Prassianakis, I. N. The Hellenic Society of NDT, The Non-Destructive Testing in Greece in Nowadays and the Way that the Ancient Greeks Used the NDT for their Materials Testing in Far Antiquity. 10 (2008).
10. BENISSAD SEKOURA, Chabaat, M. M., Aoudjane, M. K., Touati, M. M. & Kibboua, M. A. Détection des fissures à l'aide de la méthode des éléments finis et des réseaux de neurones. 136 (2016).
11. Loic Brancheriau. Caractérisation acoustique et ultrasonore des produits bois et composites. 123 (2013).
12. Abassi, D. E., Abderrahmane IBHI, & Bouazza FAIZ. Contribution à la caractérisation non destructive des roches terrestres et extraterrestres par des techniques ultrasonores. (2014).
13. Prassianakis, I. N. & Prassianakis, N. I. Ultrasonic testing of non-metallic materials: concrete and marble. *Theor. Appl. Fract. Mech.* **42**, 191–198 (2004).
14. Liang, Z. Y., Chen, Z. Q. & Ni, X. Y. Experimental Analysis on Acoustic Emission of The Fracture Marble Under High Temperature. *Adv. Mater. Res.* **197–198**, 1430–1434 (2011).
15. Pascale, G. & Lolli, A. Crack assessment in marble sculptures using ultrasonic measurements: Laboratory tests and application on the statue of David by Michelangelo. *J. Cult. Herit.* **16**, 813–821 (2015).
16. Onur, A. H. & Bakrac, S. Determination of discontinuities in marble blocks via a nondestructive ultrasonic technique. *Int. J. Miner. Metall. Mater.* **16**, 487–493 (2009).
17. Belkacem, EHTANI Amar, & AMZIANI Ahcene. Identification des défauts de délaminage dans des Structures en matériaux composites multicouches. 104 (2014).
18. Hoła, J., Sadowski, Ł. & Nowacki, A. Analysis of the causes of cracks in marble slabs in a large-surface floor of a representative commercial facility. *Eng. Fail. Anal.* **97**, 1–9 (2019).

19. Sambuelli, L. & Calzoni, C. Estimation of thin fracture aperture in a marble block by GPR sounding. 15 (2009).
20. Boinet, M., Franco, P. P., Crouzet, A. & Norgeot, C. Localization of structural heterogeneities in refractory blocks using ground penetrating radar. in *2012 14th International Conference on Ground Penetrating Radar (GPR)* (IEEE, 2012). doi:10.1109/ICGPR.2012.6254995.
21. Mohammed Cherif, P., Kodjo, S. A. & Lamarche, C.-P. RELATION ENTRE LES MODES PROPRES DES STRUCTURES ET LES MESURES DE SAUT TEMPOREL ULTRASONORE. 188 (2017).
22. Simon G. Braun. *Mechanical Signature Analysis: Theory and Applications*. (1986).
23. Esfandiari, A. Structural parameter estimation and damage detection using experimental transfer function data. *Inverse Probl. Sci. Eng.* **28**, 2–20 (2020).
24. Hoła, J., Sadowski, Ł. & Nowacki, A. Analysis of the causes of cracks in marble slabs in a large-surface floor of a representative commercial facility. *Eng. Fail. Anal.* **97**, 1–9 (2019).
25. Mellel, N., Ouali, M., Dougdag, M. & Mohammedi, B. Investigation de l'Influence du Damage sur les Fréquences Propres et sur les Déformées Modales des Barres Fissurées. 13 (2015).
26. Peyret, N., Chevallier, G. & Dion, J.-L. Dynamique des structures: étude des effets du micro-glissement dans les assemblages. (2013).
27. Silva, J. M. M. An Overview of the Fundamentals of Modal Analysis. in *Modal Analysis and Testing* (eds. Silva, J. M. M. & Maia, N. M. M.) 1–34 (Springer Netherlands, 1999). doi:10.1007/978-94-011-4503-9_1.
28. C.C. Kennedy & C. D. P. Pancu. Use of Vectors in Vibration Measurement and Analysis. (1947).

29. Carrier, S. Analyse modale opérationnelle appliquée à la caractérisation dynamique in situ d'une dalle de ventilation. 117 (2019).
30. Marc-Antoine Brossault. Suivi temporel de la dynamique des structures : Apports du théorème Fluctuation-Dissipation et de la Dynamique Lente pour l'évaluation de l'intégrité des structures de génie civil. (L'UNIVERSITÉ GRENOBLE ALPES, 2017).
31. Peyret, N., Dion, J.-L. & Chevallier, G. A framework for backbone experimental tracking : Piezoelectric actuators, stop-sine signal and Kalman filtering. *Mech. Syst. Signal Process.* **78**, 28–42 (2016).
32. D. J. Ewins. *Modal Testing: Theory, Practice and Application*. (1984).
33. Ghienne, M., M BLANZÉ Claude, & M DION Jean-Luc. Conception et caractérisation de liaisons boulonnées pour la réduction robuste de vibrations de structures. 173 (2018).
34. Rouleau, L., M. DE "U J.-F, & M. LEGAY A. Modélisation vibro-acoustique de structures sandwich munies de matériaux visco-élastiques. 275 (2014).
35. Jain, A. K., Murty, M. N. & Flynn, P. J. Data clustering: a review. *ACM Comput. Surv.* **31**, 264–323 (1999).
36. Hammouda, K. & Karray, F. A Comparative Study of Data Clustering Techniques. 21 (2000).
37. Himanshu Mishra, Shuchi & Tripathi, S. P. A Comparative Study of Data Clustering Techniques. (2017) doi:10.13140/RG.2.2.18076.54401.
38. Jain, A. K. Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern Recognit. Lett.* **31**, 651–666 (2010).
39. Lloyd, S. Least squares quantization in PCM. *IEEE Trans. Inf. Theory* **28**, 129–137 (1982).

40. O'Byrne, M., Ghosh, B., Pakrashi, V. & Schoefs, F. Texture Analysis based Detection and Classification of Surface Features on Ageing Infrastructure Elements. (2018).
41. Karrar, D. A. E., Abdalrahman, M. A. & Ali, M. M. Applying K-Means Clustering Algorithm to Discover Knowledge from Insurance Dataset Using WEKA Tool. 5 (2016).
42. Iggane, M., Mammass, D., Khenchaf, A. & Cexus, J.-C. Segmentation d'images sonar par matrice de co-occurrence. (2013).
43. M.AqilBurney, S. & Tariq, H. K-Means Cluster Analysis for Image Segmentation. *Int. J. Comput. Appl.* **96**, 1–8 (2014).
44. Syakur, M. A., Khotimah, B. K., Rochman, E. M. S. & Satoto, B. D. Integration K-Means Clustering Method and Elbow Method For Identification of The Best Customer Profile Cluster. *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.* **336**, 012017 (2018).
45. Bholowalia, P. EBK-Means: A Clustering Technique based on Elbow Method and K-Means in WSN. *Int. J. Comput. Appl.* **105**, (2014).
46. Yu, H., Inoue, K., Hara, K. & Urahama, K. A Robust K-Means for Document Clustering. *J. Inst. Ind. Appl. Eng.* **6**, 60–65 (2018).
47. Xu, Q., Ding, C., Liu, J. & Luo, B. PCA-guided search for K-means. *Pattern Recognit. Lett.* **54**, 50–55 (2015).
48. Zhu, C., Idemudia, C. U. & Feng, W. Improved logistic regression model for diabetes prediction by integrating PCA and K-means techniques. *Inform. Med. Unlocked* **17**, 100179 (2019).
49. Yang, X. *et al.* Automatic Pixel-Level Crack Detection and Measurement Using Fully Convolutional Network: Pixel-level crack detection and measurement using FCN. *Comput.-Aided Civ. Infrastruct. Eng.* **33**, 1090–1109 (2018).

50. Zhang, Q., Barri, K., Babanajad, S. K. & Alavi, A. H. Real-Time Detection of Cracks on Concrete Bridge Decks Using Deep Learning in the Frequency Domain. *Engineering* **7**, 1786–1796 (2021).
51. Kao, S.-P. *et al.* Bridge Crack Inspection Efficiency of an Unmanned Aerial Vehicle System with a Laser Ranging Module. *Sensors* **22**, 4469 (2022).
52. Žnidarič, A., Kreslin, M., Anžlin, A. & Krivic, A. Détection du feuilletage et des fissures du béton à l'aide d'aéronefs sans pilote. (2020).
53. Kardan Moghaddam, H., Rajaei, A. & Kardan Moghaddam, H. Marble Slabs Classification System Based on Image Processing (Ark Marble Mine in Birjand). *Civ. Eng. J.* **4**, 107 (2018).
54. Sipko, E., Kravchenko, O., Karapetyan, A., Plakasova, Zh. & Gladka, M. THE SYSTEM RECOGNIZES SURFACE DEFECTS OF MARBLE SLABS BASED ON SEGMENTATION METHODS. *Sci. J. Astana IT Univ.* (2020) doi:10.37943/AITU.2020.1.63643.
55. Iakovidis, D., Maroulis, D. & Karkanis, S. A comparative study of color- texture image features. (2005).
56. Lamine, B. M. & Benazzouz, M. Segmentation d'images microscopiques basée sur les attributs textures. (2015).
57. Rebhi, A., Abid, S. & Fnaeich, F. Texture Defect Detection Using Local Homogeneity and Discrete Cosine Transform. (2014).
58. Rebhi, A., Benmhammed, I., Abid, S. & Fnaiech, F. Fabric Defect Detection Using Local Homogeneity Analysis and Neural Network. *J. Photonics* **2015**, 1–9 (2015).
59. Wang, D., Zaijun Zhang, & Jincheng Zhou. Comparison and Analysis of Several Clustering Algorithms for Pavement Crack Segmentation Guided by Computational Intelligence. *Comput. Intell. Neurosci.* **2022**, 1–13 (2022).

60. Mohan, A. & Poobal, S. Crack detection using image processing: A critical review and analysis. *Alex. Eng. J.* **57**, 787–798 (2018).
61. Munawar, H. S., Hammad, A. W. A., Haddad, A., Soares, C. A. P. & Waller, S. T. Image-Based Crack Detection Methods: A Review. *Infrastructures* **6**, 115 (2021).
62. Xin, M. & Wang, Y. Research on image classification model based on deep convolution neural network. *EURASIP J. Image Video Process.* **2019**, 40 (2019).
63. Nguyen, T. S., Youssoufi TOURE, Manuel AVILA, & Stéphane BEGOT. Extraction de structures fines sur des images texturées: application à la détection automatique de fissures sur des images de surface de chaussées. 160 (2010).
64. Nguyen, T. S., Avila, M., Begot, S. & Duculty, F. Détection de fissures sur des images de chaussées. (2011).
65. Li, S., Li, D. & Yuan, W. Wood Defect Classification Based on Two-Dimensional Histogram Constituted by LBP and Local Binary Differential Excitation Pattern. *IEEE Access* **7**, 145829–145842 (2019).
66. Legland, D. Le traitement d'images « pour les nuls ». (2019).
67. <https://ichi.pro/fr/qu-est-ce-qu-un-filtre-kuwahara-131469433538290>.
68. Papari, G., Petkov, N. & Campisi, P. Edge and corner preserving smoothing for artistic imaging. in (eds. Astola, J. T., Egiazarian, K. O. & Dougherty, E. R.) 64970J (2007). doi:10.1117/12.702864.
69. M. Kuwahara, K. Hachimura, S. Ehiu, and M. Kinoshita. *Processing of RI-Angiocardio-graphic Images*. (1976).
70. Salman, M., Mathavan, S., Kamal, K. & Rahman, M. Pavement crack detection using the Gabor filter. in *16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013)* 2039–2044 (IEEE, 2013). doi:10.1109/ITSC.2013.6728529.

71. Guo, Z., Zhang, L. & Zhang, D. Rotation invariant texture classification using LBP variance (LBPV) with global matching. *Pattern Recognit.* **43**, 706–719 (2010).
72. BENALI Nihal. *Analyse D'images Texturées Application à L'imagerie Médical.* (2022).
73. Manisha Saini & Rita Chhikara. Performance Evaluation of DCT and DWT Features for Blind Image Steganalysis using Neural Networks. *Int. J. Comput. Appl.* **114**, 20–23 (2015).
74. Prieto, E. *et al.* Twelve automated thresholding methods for segmentation of PET images: a phantom study. *Phys. Med. Biol.* **57**, 3963–3980 (2012).
75. Abderahmane Kefali, Toufik Sari, & Mokhtar Sellami. EVALUATION DE PLUSIEURS TECHNIQUES DE SEUILLAGE D'IMAGES DE DOCUMENTS ARABES ANCIENS. (2009).
76. Shen, J. & Castan, S. Towards the unification of band-limited derivative operators for edge detection. *Signal Process.* **31**, 103–119 (1993).
77. Sidhom, L., Smaoui, M., Thomasset, D., Brun, X. & Bideaux, E. Adaptive Higher Order Sliding Modes for Two-dimensional Derivative Estimation. *IFAC Proc. Vol.* **44**, 3063–3071 (2011).
78. Sun, W., You, S., Walker, J., Li, K. & Barnes, N. Structural Edge Detection: A Dataset and Benchmark. in *2018 Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA)* 1–8 (IEEE, 2018). doi:10.1109/DICTA.2018.8615801.
79. Canny, J. A Computational Approach to Edge Detection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **PAMI-8**, 679–698 (1986).
80. Rafael C. Gonzalez & Eugene, R. *Digital Image Processing.* (2008).
81. Akasapu, A., Sailaja, V. & Prasad, G. Implementation of Sobel filter using CUDA. *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.* **1045**, 012016 (2021).

82. Sandeep Dhawan. PERFORMANCE ANALYSIS OF CANNY and OTHER COMMONLY USED EDGE DETECTORS. (2014).
83. Uchida, S. Image processing and recognition for biological images. *Dev. Growth Differ.* **55**, 523–549 (2013).
84. Haralick, R. M., Shanmugam, K. & Dinstein, I. Textural Features for Image Classification. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* **SMC-3**, 610–621 (1973).
85. Olivier Regniers, CHRISTIAN GERMAIN, & LIONEL BOMBRUN. Méthodes d'analyse de texture pour la cartographie d'occupations du sol par télédétection très haute résolution: application à la forêt, la vigne et les parcs ostréicoles. 164 (2014).
86. Brynolfsson, P. *et al.* Haralick texture features from apparent diffusion coefficient (ADC) MRI images depend on imaging and pre-processing parameters. *Sci. Rep.* **7**, 4041 (2017).
87. Suresh, A. & Shunmuganathan, K. L. Image Texture Classification using Gray Level Co-Occurrence Matrix Based Statistical Features. (2012).
88. Müller, A., Karathanasopoulos, N., Roth, C. C. & Mohr, D. Machine Learning Classifiers for Surface Crack Detection in Fracture Experiments. *Int. J. Mech. Sci.* **209**, 106698 (2021).
89. Porebski, A. *et al.* Sélection d'attributs de texture couleur pour la classification d'images. Application à l'identification de défauts sur les décors verriers imprimés par sérigraphie. 48 (2009).
90. Ojala, T. & Pietikainen, M. A COMPARATIVE STUDY OF TEXTURE MEASURES WITH CLASSIFICATION BASED ON FEATURE DISTRIBUTIONS. (1995).
91. Rani, N. S., U, K. & S, R. Extraction of Gliomas from 3D MRI Images using Convolution Kernel Processing and Adaptive Thresholding. *Procedia Comput. Sci.* **167**, 273–284 (2020).

92. Tan, X. & Triggs, B. Fusing Gabor and LBP Feature Sets for Kernel-Based Face Recognition. in *Analysis and Modeling of Faces and Gestures* (eds. Zhou, S. K., Zhao, W., Tang, X. & Gong, S.) vol. 4778 235–249 (Springer Berlin Heidelberg, 2007).
93. Atikah Mohd Hayat, N., Mohd Noh, Z., Mohamad Yatim, N. & Ahmad Radzi, S. Analysis of local binary pattern using uniform bins as palm vein pattern descriptor. *J. Phys. Conf. Ser.* **1502**, 012043 (2020).
94. Tan, X. & Triggs, B. Fusing Gabor and LBP Feature Sets for Kernel-Based Face Recognition. in *Analysis and Modeling of Faces and Gestures* (eds. Zhou, S. K., Zhao, W., Tang, X. & Gong, S.) vol. 4778 235–249 (Springer Berlin Heidelberg, 2007).
95. Chen, C., Seo, H., Jun, C. H. & Zhao, Y. Pavement crack detection and classification based on fusion feature of LBP and PCA with SVM. *Int. J. Pavement Eng.* **23**, 3274–3283 (2022).
96. Lequeux, J. La théorie de la chaleur de Fourier appliquée à la température de la Terre. *BibNum* (2010) doi:10.4000/bibnum.863.
97. Minhas, S. & Javed, M. Y. Iris feature extraction using gabor filter. in *2009 International Conference on Emerging Technologies* 252–255 (IEEE, 2009). doi:10.1109/ICET.2009.5353166.
98. AMOUR HAMID & BOUALAM LYES. *Analyse d'images par filtre de Gabor : Application aux images médicales.* (2009).
99. Radhakrishnan, S. A Support Vector Machine with Gabor Features for Animal Intrusion Detection in Agriculture Fields. *Procedia Comput. Sci.* **143**, 493–501 (2018).
100. <https://kongakura.fr/article/Filtre-de-Gabor>.
101. Mallat, S. G. A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation. (1987).

102. Ralló, M., Millán, M. S. & Escofet, J. Referenceless segmentation of flaws in woven fabrics. *Appl. Opt.* **46**, (2007).
103. Choi, D. *et al.* Detection of Pinholes in Steel Slabs Using Gabor Filter Combination and Morphological Features. *ISIJ Int.* **57**, 1045–1053 (2017).
104. Choi, D., Jeon, Y.-J., Yun, J. P., Yun, S. W. & Kim, S. W. An Algorithm for Detecting Seam Cracks in Steel Plates. **6**, (2012).
105. Ahmed, K., Draï Redouane & Khelil Mohamed. Analyse de Texture et Segmentation par la Transformée en Ondelettes des Images Ultrasonores du type T.O.F.D. (2005).
106. Liang, J., Gu, X. & Chen, Y. Fast and robust pavement crack distress segmentation utilizing steerable filtering and local order energy. *Constr. Build. Mater.* **262**, 120084 (2020).
107. Manjula, K., Vijayarekha, K. & Vimaladevi, P. REVIEW ON CLASSIFICATION ALGORITHMS IN IMAGE PROCESSING. **2**, (2017).
108. Priyanka & Kumar, D. Feature Extraction and Selection of kidney Ultrasound Images Using GLCM and PCA. *Procedia Comput. Sci.* **167**, 1722–1731 (2020).
109. Qiao, W., Liu, Q., Wu, X., Ma, B. & Li, G. Automatic Pixel-Level Pavement Crack Recognition Using a Deep Feature Aggregation Segmentation Network with a scSE Attention Mechanism Module. *Sensors* **21**, 2902 (2021).
110. Xiang, X., Zhang, Y. & El Saddik, A. Pavement crack detection network based on pyramid structure and attention mechanism. *IET Image Process.* **14**, 1580–1586 (2020).
111. Yuan, G., Li, J., Meng, X. & Li, Y. CurSeg: A pavement crack detector based on a deep hierarchical feature learning segmentation framework. *IET Intell. Transp. Syst.* **16**, 782–799 (2022).

112. Rezaie, A., Achanta, R., Godio, M. & Beyer, K. Comparison of crack segmentation using digital image correlation measurements and deep learning. *Constr. Build. Mater.* **261**, 120474 (2020).
113. Acosta, J. A. & Figueroa, L. Low-Cost Video Image Processing System for Evaluating Pavement Surface Distress. *Transp. Res. Rec.* (1992).
114. Hanan Salam, Jérôme Idier & Sylvie Chambon. (Institut de Recherche en Communications et Cybernétique de Nantes, IRCcyn UMR CNRS 6597, 2010).
115. Papari, G. & Petkov, N. Edge and line oriented contour detection: State of the art. *Image Vis. Comput.* **29**, 79–103 (2011).
116. Regniers - Méthodes d'analyse de texture pour la cartographie.pdf.
117. Metz, C. E. Basic principles of ROC analysis. *Semin. Nucl. Med.* **8**, 283–298 (1978).
118. Objective criteria for the evaluation of clustering methods.
119. Abbassi, A., Akrici, S. & Ben Yahia, N. Experimental study of drilling white Calacatta–Carrara marble using artificial neural approach. *Adv. Mech. Eng.* **11**, 168781401983357 (2019).
120. Simsir, U. Torque-Controlled Adaptive Speed Control on a CNC Marble Saw Machine. *Adv. Mech. Eng.* **7**, 839827 (2015).
121. Suharto, S., Suryanto, S., Sarana, S. & Purbono, K. Application of CNC machine router 3-Axis for making of Engraved granite or marble. *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.* **1108**, 012045 (2021).
122. Özkan, E. & Öz, O. Determination of appropriate cutting parameters depending on surface roughness by Taguchi method in milling of marbles. *Arab. J. Geosci.* **13**, 532 (2020).
123. Mikhailova, N. *et al.* Ultrasonically assisted drilling in marble. *J. Sound Vib.* **460**, 114880 (2019).

124. Natarajan, Y., Murugesan, P. K., Mohan, M. & Liyakath Ali Khan, S. A. Abrasive Water Jet Machining process: A state of art of review. *J. Manuf. Process.* **49**, 271–322 (2020).
125. Miranda, R. M. & Quintino, L. Microstructural study of material removal mechanisms observed in abrasive waterjet cutting of calcareous stones. *Mater. Charact.* **54**, 370–377 (2005).
126. Hlaváč, L. M., Hlaváčová, I. M. & Geryk, V. Taper of kerfs made in rocks by abrasive water jet (AWJ). *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* **88**, 443–449 (2017).
127. Pawar, P. J., Vidhate, U. S. & Khalkar, M. Y. Improving the quality characteristics of abrasive water jet machining of marble material using multi-objective artificial bee colony algorithm. *J. Comput. Des. Eng.* **5**, 319–328 (2018).
128. Engin, I. C. A correlation for predicting the abrasive water jet cutting depth for natural stones. *South Afr. J. Sci.* **108**, 11 Pages (2012).
129. Abdullah, R., Mahrous, A. & Barakat, A. Surface quality of marble machined by abrasive water jet. *Cogent Eng.* **3**, 1178626 (2016).
130. Aydin, G., Karakurt, I. & Hamzacebi, C. Artificial neural network and regression models for performance prediction of abrasive waterjet in rock cutting. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* **75**, 1321–1330 (2014).
131. Che, C. L., Huang, C. Z., Wang, J. & Zhu, H. T. Study of Abrasive Water Jet Polishing Technology. *Key Eng. Mater.* **487**, 327–331 (2011).
132. Gupta, V., Pandey, P. M., Garg, M. P., Khanna, R. & Batra, N. K. Minimization of Kerf Taper Angle and Kerf Width Using Taguchi's Method in Abrasive Water Jet Machining of Marble. *Procedia Mater. Sci.* **6**, 140–149 (2014).
133. Oh, T.-M. & Cho, G.-C. Characterization of Effective Parameters in Abrasive Waterjet Rock Cutting. *Rock Mech. Rock Eng.* **47**, 745–756 (2014).

134. Bruno Arab, P. & Barreto Celestino, T. A microscopic study on kerfs in rocks subjected to abrasive waterjet cutting. *Wear* **448–449**, 203210 (2020).
135. Aydin, G., Kaya, S. & Karakurt, I. Effect of abrasive type on marble cutting performance of abrasive waterjet. *Arab. J. Geosci.* **12**, 357 (2019).
136. Kumar, R. S., Gajendran, S. & Kesavan, R. Estimation of Optimal Process Parameters for Abrasive Water Jet Machining Of Marble Using Multi Response Techniques. *Mater. Today Proc.* **5**, 11208–11218 (2018).
137. Gupta, V., Garg, M. P., Batra, N. K. & Khanna, R. Analysis of Kerf Taper Angle in Abrasive Water Jet Cutting of Makrana White Marble. **6** (2013).
138. Tosun, N. & Özler, L. A study of tool life in hot machining using artificial neural networks and regression analysis method. *J. Mater. Process. Technol.* **124**, 99–104 (2002).
139. Çaydaş, U. & Hasçalık, A. A study on surface roughness in abrasive waterjet machining process using artificial neural networks and regression analysis method. *J. Mater. Process. Technol.* **202**, 574–582 (2008).
140. Armstrong, R. A., Slade, S. V. & Eperjesi, F. An introduction to analysis of variance (ANOVA) with special reference to data from clinical experiments in optometry. **7** (1920) doi:10.1046/j.1475-1313.2000.00502.x.
141. Alejano, L. R. *et al.* A Benchmark Experiment to Assess Factors Affecting Tilt Test Results for Sawcut Rock Surfaces. *Rock Mech. Rock Eng.* **50**, 2547–2562 (2017).
142. Kanlayasiri, K. & Boonmung, S. Effects of wire-EDM machining variables on surface roughness of newly developed DC 53 die steel: Design of experiments and regression model. *J. Mater. Process. Technol.* **192–193**, 459–464 (2007).
143. Kozak, M. & Piepho, H.-P. What's normal anyway? Residual plots are more telling than significance tests when checking ANOVA assumptions. *J. Agron. Crop Sci.* **204**, 86–98 (2018).

144. Sarkar, S., Mitra, S. & Bhattacharyya, B. Parametric optimisation of wire electrical discharge machining of γ titanium aluminide alloy through an artificial neural network model. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* **27**, 501–508 (2006).
145. Akıncioğlu, S., Mendi, F., Çiçek, A. & Akıncioğlu, G. ANN-based prediction of surface and hole quality in drilling of AISI D2 cold work tool steel. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* **68**, 197–207 (2013).
146. Piccinini, G. THE FIRST COMPUTATIONAL THEORY OF MIND AND BRAIN: A CLOSE LOOK AT MCCULLOCH AND PITTS'S "LOGICAL CALCULUS OF IDEAS IMMANENT IN NERVOUS ACTIVITY". 42 (2004) doi:DOI :10.1023/B:SYNT.0000043018.52445.3E.
147. Akrichi, S., Abbassi, A., Abid, S. & Ben yahia, N. Roundness and positioning deviation prediction in single point incremental forming using deep learning approaches. *Adv. Mech. Eng.* **11**, 168781401986446 (2019).
148. González Perea, R., Camacho Poyato, E., Montesinos, P. & Rodríguez Díaz, J. A. Optimisation of water demand forecasting by artificial intelligence with short data sets. *Bio-syst. Eng.* **177**, 59–66 (2019).
149. Taghavifar, H. & Mardani, A. Application of artificial neural networks for the prediction of traction performance parameters. *J. Saudi Soc. Agric. Sci.* **13**, 35–43 (2014).
150. John Holland. Outline for a logical theory of adaptive systems. (1962).
151. D.E Goldberg. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. (1989).
152. Jean-Marc Alliot & Nicolas Durand. *Algorithmes génétiques*. (2005).
153. Boyabatli, O. & Sabuncuoglu, I. Parameter Selection in Genetic Algorithms. **2**, (2004).
154. Merdjaoui, B., Belaidi, I. & Boudieb, D. Optimisation Multi-Objectifs des paramètres d'usinage par Algorithmes Génétiques. (2006).

155. Bousnina, K., Hamza, A. & Ben Yahia, N. Energy Optimization for Milling 304L Steel using Artificial Intelligence Methods. *Int. J. Automot. Mech. Eng.* **19**, 9928–9938 (2022).
156. Jean-Marc Alliot & Nicolas Durand. Algorithmes génétiques. (2005).
157. Hassanat, A. *et al.* Choosing Mutation and Crossover Ratios for Genetic Algorithms—A Review with a New Dynamic Approach. *Information* **10**, 390 (2019).

